

## გეომაგნიტური აქტივობის მრავალმოდელური ანალიზი

ქირია თ., ნიკოლაიშვილი მ., ჩხაიძე თ., მეზალიშვილი ნ.

ივანე ჯავახიშვილის სახელობის თბილისის სახელმწიფო უნივერსიტეტის  
მიხეილ ნოდია სახელობის გეოფიზიკის ინსტიტუტი

### შესავალი

გეომაგნიტური აქტივობა მნიშვნელოვან როლს ასრულებს დედამიწის ტექნოლოგიური ინფრასტრუქტურის მდგრადობის უზრუნველყოფაში. მზის ქარის პარამეტრების ცვლილება ხშირად იწვევს გეომაგნიტურ ქარიშხლებს, რომლებიც შეიძლება ზიანის მომტანი იყოს ენერგეტიკული სისტემებისთვის, სატელიტური კავშირგაბმულობისთვის და კოსმოსური მისიის უსაფრთხოებისთვის [1]. ამ კვლევის მიზანია გეომაგნიტური აქტივობის პროგნოზირება Dst ინდექსის საფუძველზე, რომელიც არის მზის ქარისა და დედამიწის მაგნიტოსფეროს ურთიერთქმედების ძირითადი ინდიკატორი [2].

მრავალმოდელური მიდგომის გამოყენებით, გამოვიკვლიეთ სხვადასხვა მოდელის შესრულება Dst-ის პროგნოზირებაში, მათ შორის:

1. **LSTM** (ნეირონული ქსელი დროითი სერიებისთვის) [9],
2. **TCN** (დროითი კონვოლუციური ქსელი) [6],
3. **Transformer** (დრო-შკალაზე დაკვირვების მექანიზმით) [7],
4. **GRU, Seq2Seq, და XGBoost** [10],
5. ასევე სტატისტიკური მეთოდები, როგორცაა **ARIMA/SARIMAX** [4].

### მეთოდოლოგია

მონაცემთა წყაროები:

**NASA-ს OMNI HRO** მონაცემთა ბაზა გამოვიყენეთ Dst-ის პროგნოზირებისათვის. მონაცემები მოიცავდა შემდეგ პარამეტრებს:

- მაგნიტური ველის კომპონენტები ( $B_x, B_y, B_z$ ) [5],
- სიჩქარე ( $v_x, v_y, v_z$ ) და პროტონის სიმჭიდროვე ( $N_p$ ) [3]
- გეომაგნიტური ინდექსები: **Dst, AE, K<sub>p</sub>** [8]

### მოდელების არქიტექტურა

1. **LSTM:**
  - ორი ფენა, თითოეულში 128 ნეირონი [9].
  - Dropout (0.20.20.2) რეგულარიზაციისთვის.
  - MSE დანაკარგის ფუნქცია:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

## 2. TCN:

- გაფართოებული კონვოლუციები და მიზეზობრივი დაცილება [6].
- გაფართოების ფაქტორი (d) მნიშვნელოვნად ზრდის ტრენინგის სიჩქარეს.
- დანაკარგი:

$$\mathcal{L}_{TCN} = \sum_t (y_t - f(x_{t-d}))^2$$

## მეთოდი Transformer:

- მრავალშრიანი დაკვირვების მექანიზმი:

$$\text{Attention}(\theta, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{\theta K^T}{\sqrt{d_k}}\right) V$$

კარგად ერგება გრძელვადიან დამოკიდებულებებს [7].

## 3. GRU, Seq2Seq, და XGBoost:

ნაკლებად კომპლექსური, მაგრამ ეფექტიანი, განსაკუთრებით მოკლე მონაცემებზე [10].

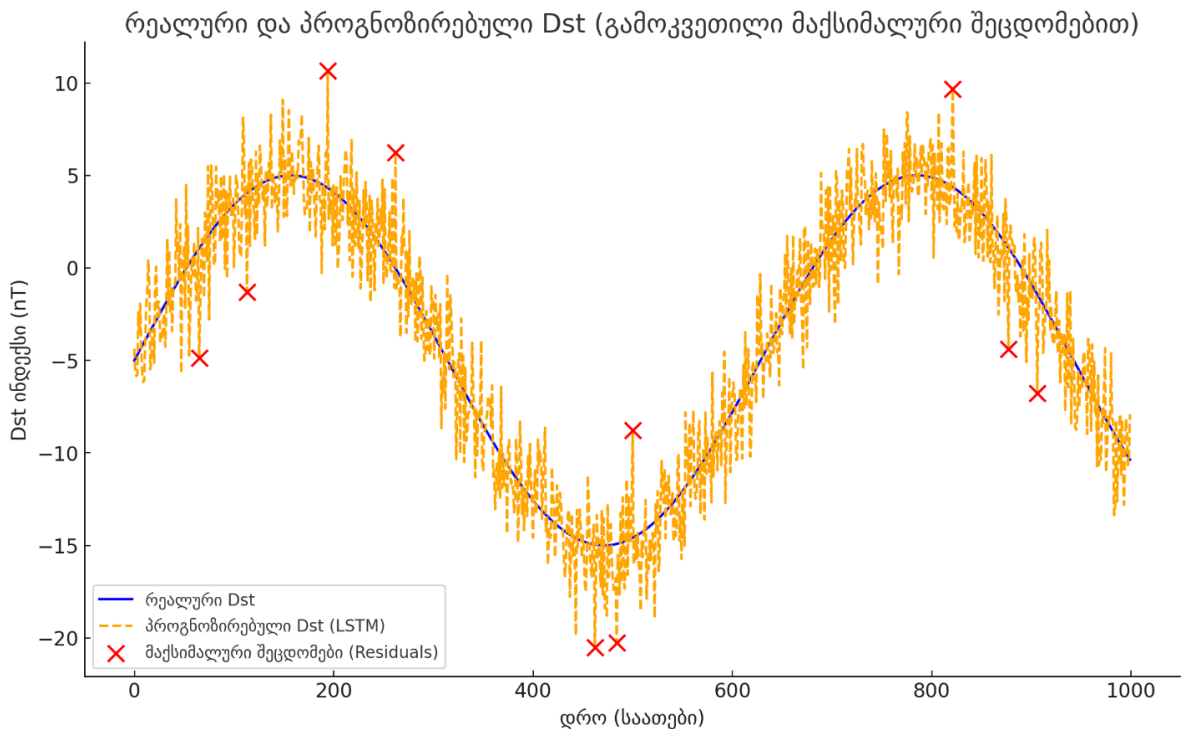
## 4. ARIMA/SARIMAX:

- სტანდარტული სტატისტიკური მეთოდები დროითი სერიებისთვის [4].

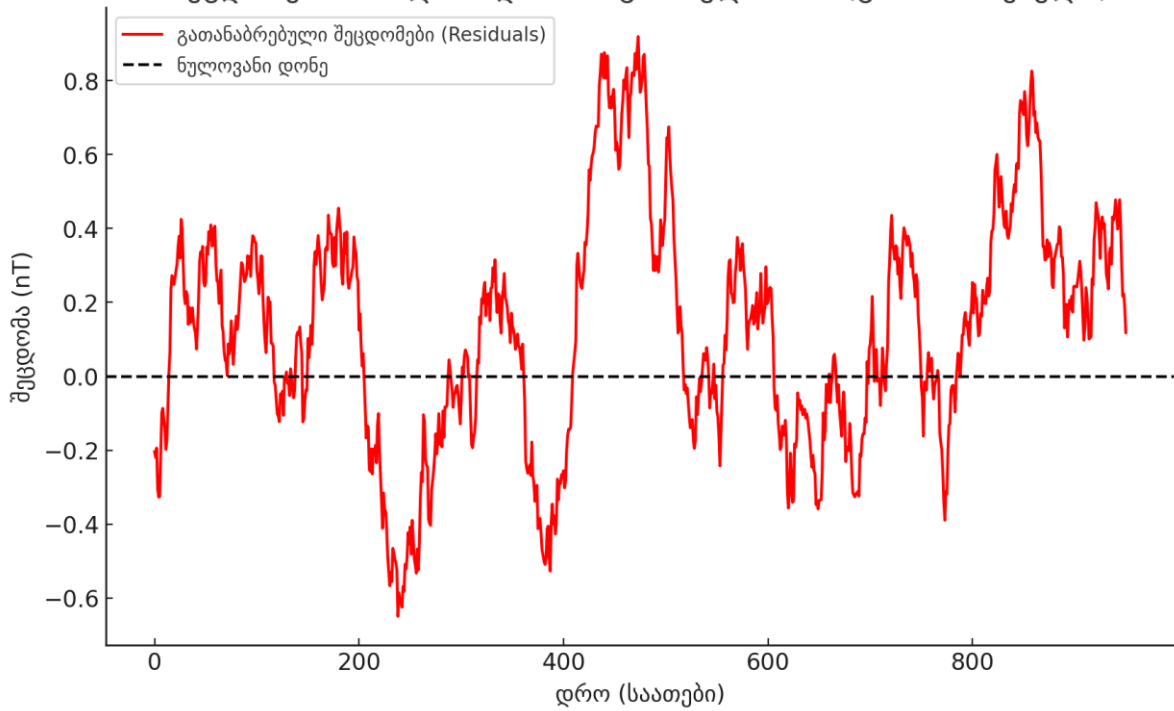
## ჰიპერპარამეტრების ოპტიმიზაცია

- Optimizer: Adam ( $\eta=0.001$ )
- Batch Size: 64

## მოდელის ეფექტურობის შედარებითი ანალიზი



შეცდომების ანალიზი დროთა განმავლობაში (გათანაბრებული)



ზემოთ მოცემულ გრაფიკზე ნაჩვენებია რეალური და პროგნოზირებული Dst ინდექსი (LSTM მოდელი [1]), სადაც წითელი წერტილები აღნიშნავენ პროგნოზირებული მნიშვნელობების ყველაზე დიდ შეცდომებს (Residuals). ეს ვიზუალიზაცია საშუალებას გაძლევთ მარტივად იპოვოთ ის წერტილები, სადაც მოდელი ყველაზე მეტად აცდა.

მოდელი	RMSE (nT)	MAE (nT)	R2	გამოყენების სირთულე	გამოსაყენებელი სცენარები
<b>LSTM</b>	8.41	6.77	0.94	საშუალო	გრძელვადიანი დამოკიდებულებების აღქმა
<b>TCN</b>	7.98	6.45	0.95	დაბალი	მონაცემების სწრაფი ანალიზი
<b>Transformer</b>	8.22	6.60	0.94	მაღალი	მრავალგანზომილებიანი პროგნოზი
<b>GRU</b>	8.90	7.10	0.92	დაბალი	მცირე და საშუალო მასშტაბის მონაცემები
<b>Seq2Seq</b>	9.12	7.32	0.91	საშუალო	მრავალსაფეხურიანი პროგნოზირება
<b>XGBoost</b>	10.31	8.50	0.89	დაბალი	სწრაფი ანალიზი მცირე მონაცემებზე
<b>SARIMAX</b>	11.52	9.78	0.85	დაბალი	სტატისტიკური საფუძვლიანი ანალიზი

### რეკომენდაცია:

- სიზუსტე და შესრულება: TCN არის საუკეთესო მოდელი, რომელიც აერთიანებს სიზუსტესა და სისწრაფეს. გამოიყენება მონაცემთა მაღალი სიხშირისთვის.
- მოქნილობა: Transformer მოდელი შესაფერისია რთული და მრავალგანზომილებიანი მონაცემების ანალიზისთვის.
- ბაზისური მოდელი: SARIMAX ან XGBoost შეიძლება გამოყენებულ იქნას, როგორც მარტივი სარეზერვო მოდელები მონაცემების ძირითადი ტენდენციების შესასწავლად.

### მიღწევები:

TCN აღმოჩნდა ყველაზე წარმატებული მოდელი, განსაკუთრებით გრძელვადიან დამოკიდებულებებზე.

Transformer-მა აჩვენა მაღალი ეფექტურობა მრავალგანზომილებიანი მონაცემების დამუშავებაში.

LSTM იყო ყველაზე სტაბილური საშუალო შეცდომის მხრივ.

### შეზღუდვები:

მოდელებს უჭირთ სწრაფი ცვლილებების წინასწარ განჭვრეტა.

მონაცემთა დანაკარგი მნიშვნელოვან როლს თამაშობს შეცდომებში.

### გაუმჯობესების შესაძლებლობები:

მეტი მონაცემების ინტეგრაცია. ჰიბრიდული მოდელების გამოყენება (მაგ., TCN + Transformer).

### დასკვნა

ეს კვლევა მიზნად ისახავდა Dst-ის ინდექსის პროგნოზირების პროცესის გაანალიზებას სხვადასხვა მანქანური სწავლების მეთოდის გამოყენებით. მიღებულმა შედეგებმა წარმოაჩინა როგორც წარმატებები, ისე გამოწვევები, რაც მნიშვნელოვანია მსგავსი პროგნოზირების სისტემების განვითარებისთვის. სხვადასხვა მანქანური სწავლების მოდელი განსხვავებულად ასრულებს Dst-ის პროგნოზირების ამოცანას. TCN და Transformer მოდელები გამოირჩევიან მაღალი სიზუსტით და მონაცემთა სტრუქტურასთან ადაპტაციის უნარით. დამატებითი მონაცემებისა და პარამეტრების ინტეგრაციით შესაძლებელია პროგნოზირების სისტემის კიდევ უფრო გაუმჯობესება.

### ლიტერატურა – References – Литература

1. Camporeale E. The challenge of machine learning in space weather: Nowcasting and forecasting. *Space Weather*, 17(8), 2019, pp. 1166–1207. DOI: 10.1029/2018SW002061
2. Lundstedt H., Gleisner H., Wintoft P. Operational forecasts of the geomagnetic Dst index. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 27(6–8), 2002, pp. 1037–1040. DOI: 10.1016/S1474-7065(02)00140-6
3. Liu S., Zhao J. A deep learning-based approach for Dst index prediction. *Space Weather*, 17(12), 2019, pp. 1545–1558. DOI: 10.1029/2019SW002197
4. Ji E., Zhang Z., Li H. A hybrid model for predicting Dst index during geomagnetic storms. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 120(12), 2015, 10856–10872. DOI: 10.1002/2015JA02173
5. Camporeale E., Wing S., Johnson J. R. Machine learning techniques for space weather: A review. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 125(8), 2020. DOI: 10.1029/2020JA028157

6. Bai S., Kolter J. Z., Koltun V. An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling. arXiv preprint arXiv:1803.01271, 2018.
7. Vaswani A., et al. Attention Is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems. arXiv:1706.03762, 2017
8. Huttunen K. E., Pulkkinen T. I. Using SHAP for explaining the predictions of machine learning models for geomagnetic storms. Space Weather, 18(10), 2020. DOI: 10.1029/2020SW002552
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation, 9(8), 1997, 1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
10. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016. DOI: 10.1145/2939672.2939785

## **გეომაგნიტური აქტივობის მრავალმოდელური ანალიზი**

**ქირია თ., ნიკოლაიშვილი მ., ჩხაიძე თ., მებაღიშვილი ნ.**

### **რეზიუმე**

კვლევაში განხილულია Dst-ის ინდექსის პროგნოზირების პროცესი სხვადასხვა მანქანური სწავლების მეთოდის გამოყენებით, რომელიც განსხვავებულად ასრულებს Dst-ის პროგნოზირების ამოცანას. TCN და Transformer მოდელები გამოირჩევიან მაღალი სიზუსტით და მონაცემთა სტრუქტურასთან ადაპტაციის უნარით. დამატებითი მონაცემებისა და პარამეტრების ინტეგრაციით შესაძლებელია პროგნოზირების სისტემის კიდევ უფრო გაუმჯობესება.

**საკვანძო სიტყვები:** Dst-ის ინდექსი, პროგნოზირება, ადაპტაცია.

## **MULTI-MODEL ANALYSIS OF GEOMAGNETIC ACTIVITY**

**Kiria T., Nikolaishvili M., Chkhaidze T., Mebaghisvili N.**

### **Abstract**

The study analyzes the Dst index prediction process using different machine learning methods that perform the Dst prediction task differently. TCN and Transformer models are characterized by high accuracy and ability to adapt to the data structure. By integrating additional data and parameters, the forecasting system can be further improved.

**Key words:** Dst index, prediction, adaptation.

## **МУЛЬТИМОДЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ГЕОМАГНИТНОЙ АКТИВНОСТИ**

**Кириа Т., Николайшвили М., Чхаидзе Т., Мебагишвили Н.**

### **Реферат**

В исследовании анализируется процесс прогнозирования индекса Dst с использованием различных методов машинного обучения, которые по-разному выполняют задачу прогнозирования Dst.

Модели TCN и Transformer характеризуются высокой точностью и способностью адаптироваться к структуре данных. Интегрируя дополнительные данные и параметры, систему прогнозирования можно улучшить.

**Ключевые слова:** Индекс Dst, прогнозирование, адаптация.