

მაგნიტური (დუშეთი 1935-1989 წწ) მიხრილობის სტატისტიკა და ღრმა თვითსწავლებადი მოდელი

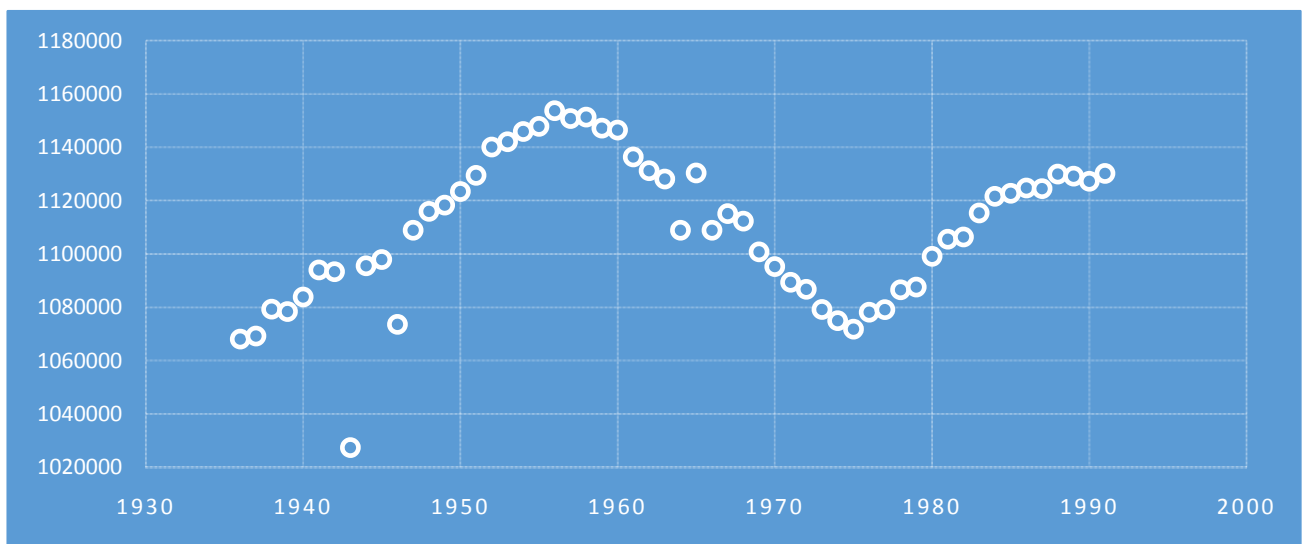
ქირია თ., ნიკოლაიშვილი მ., ლომაძე ე., ბერიშვილი გ., მებალიშვილი ნ.

თსუ, მ. ნოდია სახ. გეოფიზიკის ინსტიტუტი

დღეისათვის, ინტენსიურად იქმნება ახალი შესაძლებლობები დედამიწის მაგნიტური ველის პარამეტრების უფრო მაღალი სიზუსტით და მეტი დისკრეტიზაციით შესასწავლად. ამასთან, ვითარდება მონაცემთა დამუშავების ტექნიკა თანამედროვე, ძლიერი მათემატიკური აპარატის საფუძველზე.

იმისათვის, რომ საკმაოდ ხანგრძლივი სტატისტიკა შევისწავლოთ, საჭიროა მთელი რიგი სტატისტიკური სამუშაოების ჩატარება. საჭიროდ ჩავთვალეთ, სტანდარტულად აგვეგო მაგნიტური მიხრილობისთვის ვარიაციების მწკრივი თვეების და წლების მიხედვით. კერძოდ, მნიშვნელოვანია დროში დავაკვირდეთ ვარიაციულ მწკრივს, ასევე ცალკე აღებულ მწკრივებს 2 და 3(3) ნაწილებისთვის. საინტერესო თვისებებს ავლენს ეს ორი სერია წლების მიხედვით. ცხადია, მნიშვნელოვანია რა სიმკვრივით ნაწილდებიან ამ კლასტერებში ჩვენი სტატისტიკური მონაცემები. აქვთ თუ არა მათ რაიმე განაწილების წესი ან ეცევა დინამიკაში.

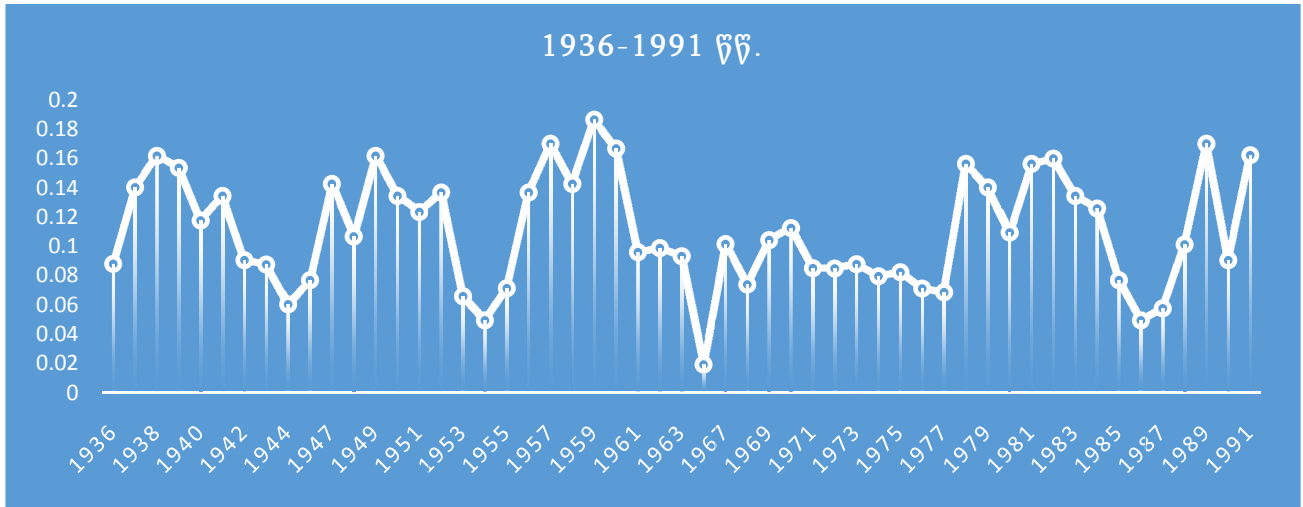
ცხადია, მონაცემებში ყოველთვის არის მათი ობიექტურობის ხარისხის პრობლემა (აპარატურული დეფექტები და სხვა) და მნიშვნელოვანია სუბიექტური სტატისტიკის გამორიცხვა. ამ უკანასკნელზე შემუშავებულია მრავალი ტექნიკა. ფილტრაციის ამოცანები პროგრამულ დონეზე საკმაოდ კარგადაა დღეს კომპიუტერულ ტექნოლოგიებში და ჩვენმა მონაცემებმა მკაცრი ფილტრები გაიარა. მთავარი ინფორმატიული ანომალიები რა თქმა უნდა შენარჩუნებულია, რაც უდავოდ მნიშვნელოვანია.



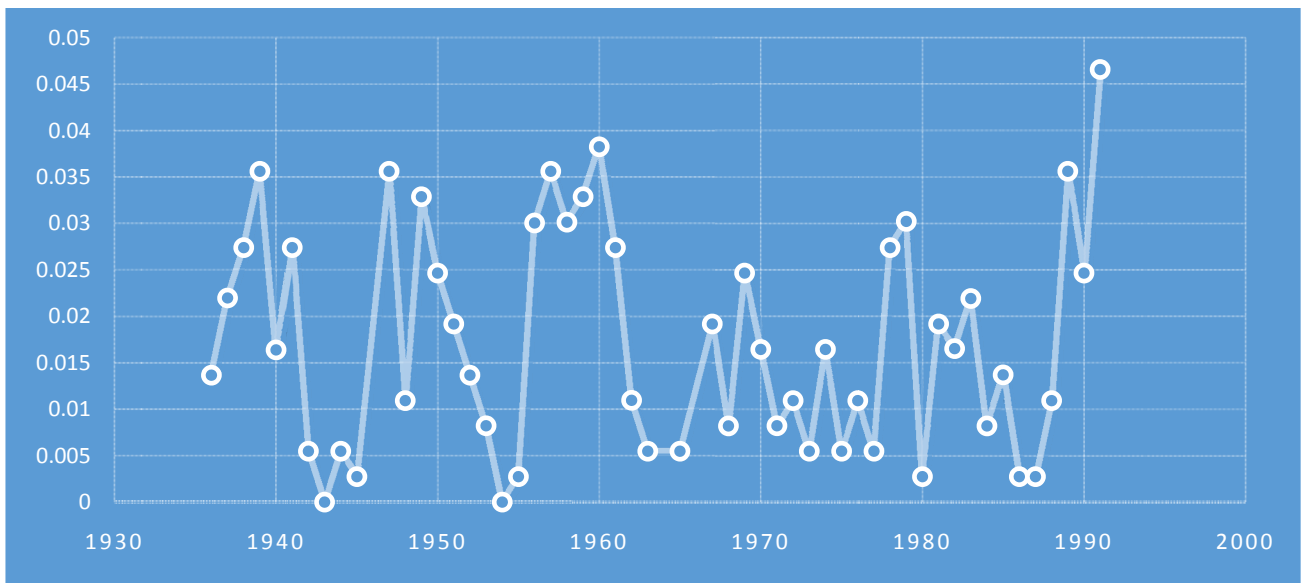
ნახ.1. მაგნიტური მიხრილობის წლიური საშუალო მნიშვნელობების დინამიკა (1936 – 1991 წ.წ.).

ნახ.1-ზე მიღებული საშუალო წლიური მნიშვნელობები პერიოდული და მოწესრიგებული სტრუქტურისაა. არის გამონაკლისი სტატისტიკა დუშეთის ობსერვატორიის მონაცემების 1941-1942 და 1964-1966 წლების საშუალო წლიურის მიხედვით. ეს ორი ეპიზოდი დასაშვებია,

მაგრამ სრულიად ობიექტური მიზეზების შედეგია, რომ იყოს სხვა, კერძოდ, აპარატურის ლოკაციასთან რაიმე ძლიერი ხელოვნური ანომალიის ზეგავლენების არსებობით გამოწვეული. ნახაზის მიხედვით შეიძლება ითქვას, რომ ვარიაციათა საშუალოებს აქვთ დაახლოებით 40 წლიანი ციკლები და ე.წ. ტალღური ქცევა იკვეთება.



ნახ. 2. 1936-1991 წ.წ. მაგნიტური ველის მიხრილობის 2σ რიგის ანომალიების რაოდენობრივი ანალიზი დროში



ნახ. 3. 1936-1991 წ.წ. მაგნიტური ველის მიხრილობის 3σ რიგის ანომალიების რაოდენობრივი ანალიზი დროში

ნახ.2 გვიჩვენებს კონკრეტულ წელს 2σ -ზე მეტ ანომალიათა რაოდენობის, წილობრივად წლის მთლიან მონაცემებში. მაგალითად: 1936 წელს, ანომალიები მიხრილობის მთლიან მონაცემებში საშუალოდ 2σ-ზე მეტად გადახრილისულ იყო 8 % შემთხვევაში. ასევე, 1959 წელს ასეთ ანომალიათა რაოდენობა ამ წლის მონაცემთა მხოლოდ 20%- მდე გვაქვს. ამ ნახაზში გამოკვეთილიწლების მიხედვით ანომალურობის ზომადობის საკითხი სიხშირული დათვლებით საკმაოდ ინფორმაციულია.

ნახ.3 გვიჩვენებს კონკრეტულ წელს, 3σ -ზე მეტ ანომალიათა რაოდენობის, წილობრივად წლის მთლიან მონაცემებში. აქ უკვე სტატისტიკური მდგრადობის საკითხი ექვექვემდებარება, და ძლიერი ანომალური ზონების სტატისტიკურ ჰიპოთეზათა გადამოწმებას ხელი ეშლება, ვინაიდან, მათი სანდოობის საკითხი საეჭვოა. ისმის კითხვა, რატომ? იმიტომ რომ, მათი წილობრივი მონაწილეობა მთელს მონაცემებში საკმაოდ ცოტაა. თუმცა 1936 წლიდან 1960 -მდე, 3σ უფრო მეტი

იკვეთება, ვიდრე 1960-1985 წლებში, ხოლო წინა საუკუნის 80 - იანი წლების მიწურულს 1936-1960 წლების მსგავსი პროცესები მიმდინარეობს.

ნახ.1, ნახ. 2 და ნახ.3 -დან შეიძლება დავასკვნათ, რომ მონაცემებში გვაქვს მაგნიტური მიხრილობის აღზევების (მეტი დინამიკურობის) და დაცხრომის მონაცვლეობა. საინტერესოა, ამ მონაცემთა გაგრძელება დღემდე, ინარჩუნებს თუ არა ამ თვისებას ჩვენთვის საინტერესო მაგნიტური მიხრილობის პარამეტრი. ამასთან, იკვეთება მიხრილობის საშუალოს წლიდან-წლამდე მონაცვლეობა, საშუალო ე.წ UP-ზე და საშუალო ე.წ Down-ზე. ეს პარამეტრის როგორც წლიურ საშუალოდან, ისე უფრო მეტ დისკრეტიზაციაზე. მაგალითად, თვეების მიხედვით საშუალოებით ე.წ UP-ზე და ე.წ Down -ზე (ასვლა -ჩასვლის ხშირი განმეორებადობა) კარგი პროგნოზული მოდელის აგების შესაძლებლობას უნდა იძლეოდეს.

თუ შემოვიღებთ შემდეგ აღნიშვნებს ჩვენი მაგნიტური მიხრილობის სტატისტიკის სთვის:

$$X_i, \quad \text{სადაც } (i \text{ იცვლება } 1:19332)$$

ჩვენ შეგვიძლია ავაგოთ შემდეგი ტიპის მატრიცა:

ყოველი i წვერისათვის ამოვწვევროთ დროში წინა 30 მონაცემი. ჩვენი ამოცანაა, ვიპოვოთ ისეთი ფუნქცია F , რომელიც იპოვოს კავშირს ნებისმიერ X_i -ს და დანარჩენ 30 წინამორბედ ჩანაწერს შორის.

ამ გზით მიიღება შემდეგი:

$$F(X_i, X_{i+1}, X_{i+2} \dots X_{i+30}) \cong X_{i+31} (1)$$

F -ის ოპტიმიზაციას ეთმობა მთელი მანქანური სწავლების თეორია, რომელიც იყენებს სხვადასხვა ალგორითმებს. ჩვენს ნაშრომში მოვიყვანთ ადამის (1) ღრმა სწავლების ალგორითმს (Adam Optimization Algorithm for Deep Learning).

(1) ფორმულისთვის ნორმირებული სასწავლო შერჩევა რეალური ცხრილის სახით ასე გამოიყურება:

| X1 | X2 | X3 | .. | .. | .. | X29 | X30 | X(31) |
|------|------|------|----|----|----|------|------|-------|
| 2899 | 2898 | 2893 | .. | .. | .. | 2922 | 2925 | 2921 |
| 2898 | 2893 | 2898 | .. | .. | .. | 2925 | 2921 | 2920 |
| 2893 | 2898 | 2902 | .. | .. | .. | 2921 | 2920 | 2917 |
| 2898 | 2902 | 2908 | .. | .. | .. | 2920 | 2917 | 2917 |
| 2902 | 2908 | 2918 | .. | .. | .. | 2917 | 2917 | 2920 |
| 2908 | 2918 | 2930 | .. | .. | .. | 2917 | 2920 | 2913 |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. | .. |
| 2917 | 2911 | 2912 | .. | .. | .. | 2925 | 2925 | 2925 |
| 2911 | 2912 | 2910 | .. | .. | .. | 2925 | 2925 | 2919 |

საბოლოოდ, მივიღეთ 30 შემავალის და ერთი გამომავალის მქონე სასწავლო შერჩევა.

მნიშვნელოვანია დეტალი ალგორითმიდან, რომელიც პოულობს ყოველ ანათვალსა და მის 30 წინამორბედს შორის კავშირს, უფრო სწორად, ჩვენ ავაგებთ ისეთ მოდელს, როცა შეგვეძლება ყოველი წინა 30 ანათვალით ავაწყოთ ოპტიმალური პროგნოზი ადამის ქსელის გამოყენებით.

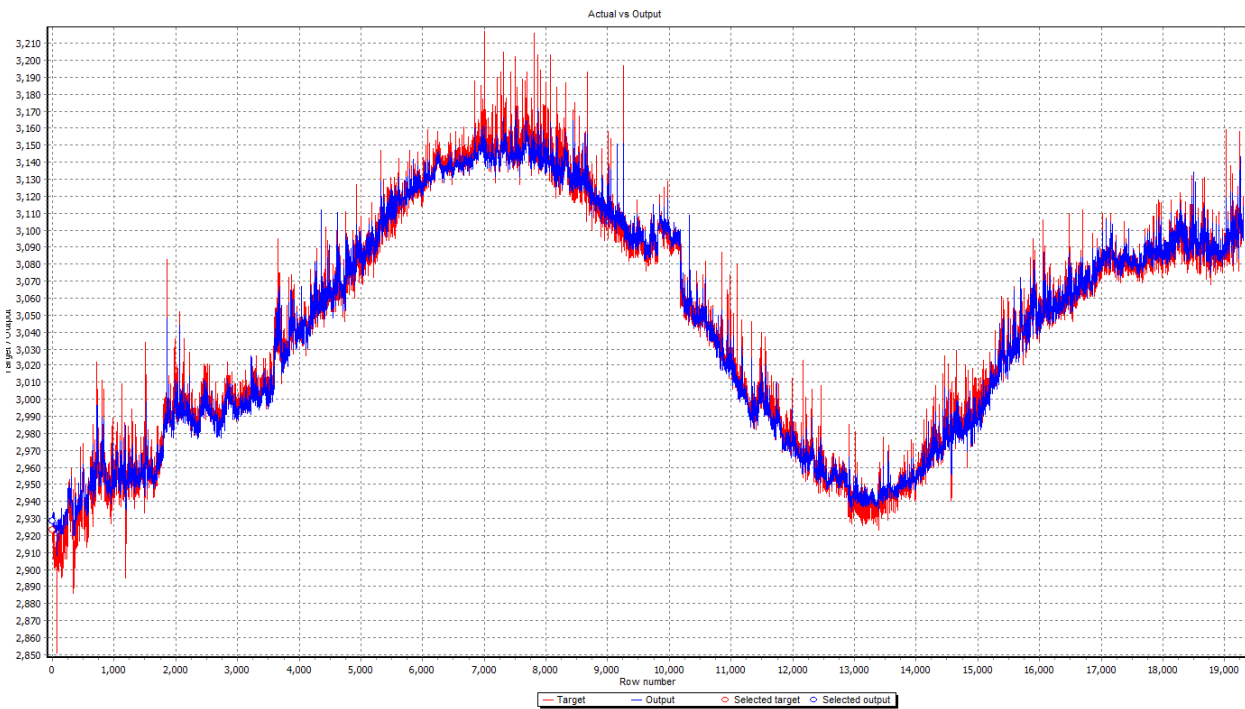
$$w_{t+1} = (1 - \lambda)w_t - \eta \nabla f_t(w_t) \quad (2)$$

როგორც ვიცით, (1)-ის ოპტიმიზაცია სწორედ ადამის ალგორითმში წონათა შერჩევითვის (2) განტოლების ამოხსნაა ყოველი საჭირო იტერაციისთვის, (სტანდარტულად 1000 იტერაცია), სადაც λ არის წონათა ვარდნის სამართავი ჰიპერპარამეტრი. აქ, რა თქმა უნდა გვაქვს L2 რეგულარიზაცია გაუმართლებელი წონების შესამცირებლად, რომელიც ემყარება ე.წ ჯარიმების პრინციპს, საბოლოოდ, საძიებელი ფუნქციის მოდიფიცირებას, რომ შეიცავდეს წონათა ვექტორის L2 -ნორმას (4).

ცხრილი 1. 1936-1991 წ.წ. მაგნიტური ველის მიხრილობის 30 დღიანი წინამორბედებით პროგნოზის კონფუზიის (სიცხადის) მატრიცა

| Target output: | Network output: | | | | | | | | | |
|------------------|-----------------|----------------|------------------|------------------|------------------|----------------|----------------|------------------|------------------|------------------|
| | <2851 | 2851 .. 2887.6 | 2887.6 .. 2924.2 | 2924.2 .. 2960.8 | 2960.8 .. 2997.4 | 2997.4 .. 3034 | 3034 .. 3070.6 | 3070.6 .. 3107.2 | 3107.2 .. 3143.8 | 3143.8 .. 3180.4 |
| 2851 .. 2887.6 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2887.6 .. 2924.2 | 0 | 0 | 65 | 158 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2924.2 .. 2960.8 | 0 | 0 | 0 | 1810 | 70 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2960.8 .. 2997.4 | 0 | 0 | 0 | 197 | 1813 | 37 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2997.4 .. 3034 | 0 | 0 | 0 | 2 | 444 | 1224 | 73 | 0 | 0 | 0 |
| 3034 .. 3070.6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 100 | 1598 | 142 | 0 | 0 |
| 3070.6 .. 3107.2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 90 | 2624 | 165 | 2 |
| 3107.2 .. 3143.8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 105 | 1432 | 39 |
| 3143.8 .. 3180.4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 401 | 494 |
| 3180.4 .. 3217 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3 | 25 |

ცხრილი 1 გვიჩვენებს მიღებული პროგნოზული მოდელის ხარისხობრივ შეფასებას, მათი ინტერვალური (კლასტერული) გადანაწილების მიხედვით. კონკრეტულად, აქ მოცემულია ჭეშმარიტი და მცდარი დამთხვევები პროგნოზული და რეალური მონაცემების, გამოხატული რაოდენობრივად და კლასტერის მიხედვით.



ნახ. 4. 1936-1991 წ.წ. მაგნიტური ველის მიხრილობის 30 დღიანი წინამორბედებით პროგნოზების გრაფიკი

ნახაზ 4-ზე კარგად ჩანს სასწავლო შერჩევასა და პროგნოზული მოდელის თანხვედრა. წითელი ფერით არის რეალური მონაცემები, ხოლო ლურჯით – პროგნოზული მნიშვნელობები. აშკარაა, რომ ძლიერი ანომალიების გამოცნობა, რომელიც 40-50 წლებში იყო არ არის სანდო, მაგრამ ამ ანომალიების გათვალისწინებით მოდელმა ასეთივე ძლიერი რიგის ანომალიები 80-

იანი წლების ბოლოს გაცილებით კარგად გამოიწვნო. საბოლოოდ, აგებული მოდელისთვის გვაქვს შემდეგი მახასიათებლები:

| | Target | Output | AE | ARE |
|-----------------------|-------------|-------------|------------|----------|
| Mean: | 3042.505371 | 3041.840249 | 5.740834 | 0.001887 |
| Std Dev: | 68.173232 | 67.271728 | 5.886604 | 0.001927 |
| Min: | 2851 | 2908.161365 | 0.000849 | 2.71E-07 |
| Max: | 3217 | 3171.404207 | 101.941242 | 0.033066 |
| Correlation: 0.992766 | | | | |
| R-squared: 0.98506 | | | | |

მიღებული შედეგი ცხადყოფს, რომ ნებისმიერი დღის მაგნიტური მიხრილობის მნიშვნელობასა და მის წინამორბედ 30-დღიან მონაცემებს შორის არის მჭიდრო კორელაცია (0.992766). შესწორებული დეტერმინაციის კოეფიციენტი 0,98506 ნიშნავს, რომ ჩვენი პროგნოზული მოდელი თითქმის 99%-ით ახსნის ერთი დღით ადრე, წინა 30 დღეზე დაყრდნობით მოსალოდნელ მომდევნო დღის მიხრილობის მნიშვნელობას.

დასკვნა

დუშეთის ობსერვატორიის (1935 – 1950 წ.წ.სულ 19332 ანათვალი) მაგნიტური მიხრილობის სტატისტიკურმა კვლევამ აჩვენა, რომ საშუალო ყოველწიური მნიშვნელობების დინამიკა 45 წლიანი ციკლით ხასიათდება. გამოკვეთილია, მაგნიტური მიხრილობის ვარიაციათა მატების - სტატისტიკურად მდგრადი პერიოდულობა. კერძოდ, მინიმალურიდან პიკამდე ასვლას სჭირდება დაახლოებით 15 წელი. 1952 წელს იყო ასეთი ვარიაციების პიკი, ხოლო შემდეგ იწყება კლება 15 წლის მანძილზე. შემდგომ, კი ისევ ასეთივე 15-წლიანი აღმასვლაა მიხრილობის ვარიაციებში.

ამ ყველაფრის გათვალისწინებით, ნაშრომში ავაგეთ ღრმა მანქანური სწავლების ადამის ქსელი და მიღებულია მაღალი ხარისხის საპროგნოზო მოდელი, რომელიც შეიძლება გამოვიყენოთ როგორცყოველდღიური პროგნოზის, ასევე უფრო გრძელვადიანი პროგნოზირების გენერაციისთვის.

ლიტერატურა - REFERENCES – ЛИТЕРАТУРА

1. Glatzmaier, Gary A .; Roberts, Пол X. (1995). «Трёхмерное самосогласованное компьютерное моделирование разворота геомагнитного поля». Природа. 377(6546): 203–209.
2. Ilya Loshchilov, Frank Hutter. Fixing Weight Decay Regularization in Adam. 2017. arXiv:1711.05101v2.
3. Diederik P. Kingma, Jimmy Ba. A Method for Stochastic Optimization. 22 Dec 2014 (v1), last revised 30 Jan 2017 (this version, v. 9).
4. Kratsios, Anastasis . Deep Arbitrage-Free Learning in a Generalized HJM Framework via Arbitrage-Regularization Data". 2020.

**მაგნიტური (დუშეთი 1935–1989 წწ.) მიხრილობის სტატისტიკა
და ღრმა თვითსწავლებადი მოდელი**

ქირია თ., ნიკოლაიშვილი მ., ლომაძე ე., ბერიშვილი გ., მებაღიშვილი ნ.

რ ე ზ ი უ მ ე

ნაშრომში წარმოდგენილია დუშეთის ობსერვატორიის მაგნიტური მიხრილობის საკმაოდ ხანგრძლივ (1935–1950 წ.წ., სულ 19332 ანათვალი) მონაცემთა ჯერ სტატისტიკური, ხოლო შემდეგ დღეისათვის ფართოდ გავრცელებული ე. წ. მანქანური სწავლების (ML) მეთოდის შესაძლებლობები. მოყვანილია ჰიპოთეზები ზოგიერთი გეომაგნეტური პარამეტრისთვის გარკვეული ფარული კანონზომიერებების და პერიოდულობის დასასაბუთებლად. დადგენილია მაღალი სტატისტიკური მდგრადობის მქონე ე. წ. „მეხსიერებები“. სწორედ ესაა ეტალონური ნიმუშები, რომელსაც ე. წ. ადამის ღრმა სწავლების ქსელის გამოყენებით მიკუთვნების ფუნქციის ასაგებად ვიყენებთ.

**MAGNETIC (DUSHETI 1935-1989) INCLINATION STATISTICS AND
DEEP SELF-TAUGHT MODEL**

Kiria T., Nikolaishvili M., Lomadze E., Berishvili G., Mebaghishvili N.

A b s t r a c t

The paper presents a rather long-term (1935 - 1950, total 19332 records) data of Dusheti Observatory on the statistics of magnetic inclination and considers the possibilities of so called machine learning (ML), a widespread method nowadays. It gives hypotheses to prove certain hidden regularities and periodicity of some geomagnetic parameters and determines so called “storages” of high statistical reliability, which are the etalon samples we use to build attribution function by use of so called Adam Deep Learning network.

**СТАТИСТИКА МАГНИТНОГО СКЛОНЕНИЯ (ДУШЕТИ, 1935-1989 г.г.) И МОДЕЛЬ
ГЛУБОКОГО САМООБУЧЕНИЯ**

Кириа Т., Николайшвили М., Ломадзе Э., Беришвили Г., Мебагишвили Н.

Р е ф е р ა ტ

В статье представлены довольно длительные (1935 - 1950 г.г., всего 19332 отсчетов) данные магнитного склонения обсерватории Душети, сначала статистические, а затем широко используемый, метод машинного обучения (ML). Приводятся гипотезы для обоснования определенных скрытых закономерностей и периодичности некоторых геомагнитных параметров. Установлена т. н. "устойчивость", с высокой статистической стабильностью. Это те стандартные образцы, которые мы используем с помощью сети глубокого обучения Адама, для построения функции принадлежности.