

UDC 616-006

SCOPUS CODE 2730

<https://doi.org/10.36073/1512-0996-2023-2-78-84>

ხელოვნური ინტელექტით აღჭურვილი სისტემა საშვილოსნოს ყელისა და სარძევე ჯირკვლის სიმსივნეების დიაგნოსტიკისათვის

პაატა ლეჟავა ბიოსამედიცინო ინჟინერიის დეპარტამენტი, საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი, საქართველო, 0160, თბილისი, მ. კოსტავას 77
E-mail: p.lezhava@gtu.ge

ზვიად ღურჭკაია ბიოსამედიცინო ინჟინერიის დეპარტამენტი, საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი, საქართველო, 0160, თბილისი, მ. კოსტავას 77
E-mail: z.gurtskaia@gtu.ge

რეცენზენტები:

ა. ფიცხელაური, ასოცირებული პროფესორი, თოდუას კლინიკის ინჟინერ-დოზიმეტრისტი

E-mail: a.pitskelauri@gtu.ge

მ. წიკლაური, სტუ-ის მედიცინის ფაკულტეტის ასისტენტ-პროფესორი

E-mail: m.tsiklauri@gtu.ge

ანოტაცია. სიმსივნის ადრეულ სტადიაზე დიაგნოსტიკა მნიშვნელოვანია, რადგან დროულად და ეფექტურად მოხდეს პაციენტის მკურნალობა. დღეისათვის დიაგნოსტიკის ყველაზე გავრცელებული მეთოდებია მაგნიტურ-რეზონანსული და კომპიუტერული ტომოგრაფიები.

რუტინული ანალიზებით სიმსივნის დიაგნოსტიკა არის სიახლე და მნიშვნელოვანია სისხლის კვლევების შედეგების უფრო სერიოზული და ზუსტი ანალიზი იმისათვის, რომ ვიპოვოთ მტკიცებულება ორგანიზმში სპეციფიკური სიმსივნური ზრდის შესახებ.

დღეისათვის მეცნიერები სულ უფრო ხშირად მართავენ ხელოვნური ინტელექტის მეთოდებს მსგავსი ტიპის ამოცანის გადასაჭრელად.

სტატიაში განხილულია ჩვენ მიერ საშვილოსნოს ყელის სიმსივნის დიაგნოსტიკისათვის შექმნილი კომპიუტერული სისტემა, რომელიც დაფუძნებულია ხელოვნურ ინტელექტზე, კერძოდ, მანქანურ დასწავლაზე. სისტემა დიაგნოსტიკას ახდენს რუტინული ტესტების გამოყენებით და გამოირჩევა საკმაოდ დიდი სიზუსტით. ვფიქრობთ, რომ აღნიშნული მოდელი კლინიკისტებს დაეხმარება სიმსივნის დადგენასა და დაავადების დროულ ვერიფიკაციაში.

საკვანძო სიტყვები: ლაბორატორიული კვლევები; მანქანური დასწავლა; მკურნალობა; მოდელი; სიმსივნის დიაგნოსტიკა.

შესავალი

სიმსივნის მუდმივი მუტაცია და ზრდა განაპირობებს სისხლის შედგენილობის ცვლილებებს. ექიმს შესაძლებლობა აქვს ამოიღოს ინფორმაციის მხოლოდ მცირე ნაწილი, რომელიც დამალულია სისხლის რუტინული ანალიზის შედეგებში. ქ. ლუბლიანას უნივერსიტეტის მეცნიერებმა გამოავლინეს, რომ სისხლის რუტინულ კვლევებში შესაძლოა იმალებოდეს მეტი ინფორმაცია ვიდრე ყველაზე გამოცდილ მკვლევარსაც კი შეუძლია აღმოაჩინოს. 15,176 ნევროლოგიური პაციენტის სისხლის რუტინული ტესტების გამოყენებით, მათ შექმნეს მანქანური სწავლების პროგნოზირებადი მოდელი თავის ტვინის სიმსივნეების დიაგნოსტიკისთვის. ადაპტირებული სიმსივნის მოდელის მგრძობელობა და სპეციფიკურობა იყო 96% და 74% შესაბამისად. ჩვენი კვლევის მიზანი არის საშვილოსნოს ყელისა და ენდომეტრიუმის სიმსივნეების ხელოვნურ ინტელექტზე დაფუძნებული სადიაგნოსტიკო მოდელის შექმნა პაციენტების მონაცემთა ბაზების გამოყენებით.

აქედან გამომდინარე, მნიშვნელოვანია სისხლის რუტინული კვლევების შედეგების უფრო სერიოზული და ზუსტი ანალიზი, რომ ვიპოვოთ მტკიცებულება ორგანიზმში სპეციფიკური სიმსივნური ზრდის შესახებ. დღეისათვის მეცნიერები სულ უფრო ხშირად მიმართავენ ხელოვნური ინტელექტის

მეთოდებს მსგავსი ტიპის ამოცანის გადასაჭრელად. ხელოვნურ ინტელექტში ფართოდ გამოყენებულ მანქანურ სწავლებას შეუძლია სამედიცინო მონაცემებიდან ისეთი კანოზომიერებების გამოვლენა, რაც ადამიანისთვის, მაღალი კვალიფიკაციის ექიმებისთვისაც შეუძლებელია. ასეთი წარმატებული სადიაგნოსტიკო მოდელები მნიშვნელოვნად დაეხმარება კლინიკისტებს დიაგნოზის დროულ ვერიფიკაციაში [1].

საშვილოსნოს ყელის, ენდომეტრიუმის, სარძევე ჯირკვლის სიმსივნეების დიაგნოზი ჩვეულებრივ ეფუძნება პაციენტის ანამნეზს, ინსტრუმენტულ და ლაბორატორიულ კვლევებს. მნიშვნელოვანია სიმსივნის ადრეული დიაგნოსტიკა და დროული მკურნალობა რაც ხშირად ვერ ხერხდება სიმპტომების არარსებობისა და ექიმთან დაგვიანებული ვიზიტის გამო. ასევე პრობლემაა არასპეციფიკური კლინიკური გამოვლინებები და სიმსივნის შედარებით იშვიათი ფორმები. მიუხედავად იმისა, რომ კომპიუტერულ-ტომოგრაფიული და მაგნიტურ-რეზონანსული ტომოგრაფიული კვლევები უდავოდ იქნება მნიშვნელოვანი, ექიმებს შეუძლიათ ამოიღონ ინფორმაციის მხოლოდ მცირე ნაწილი, რომელიც დამალულია რუტინულ სისხლის ანალიზის შედეგებში. აქედან გამომდინარე, მნიშვნელოვანია სისხლის რუტინული კვლევების შედეგების უფრო სერიოზული და ზუსტი ანალიზი, რომ ვიპოვოთ მტკიცებულება ორგანიზმში სპეციფიკური სიმსივნური ზრდის შესახებ [2].

პაციენტების ისტორიების რეტროსპექტული ანალიზის შედეგად შესაძლებელია მანქანურ სწავლე-

ბაზე დაფუძნებული სადიაგნოსტიკო მოდელების შექმნა, რაც დღეისათვის სულ უფრო და უფრო მეტ ინტერესს იძენს [4].

ძირითადი ნაწილი

ჩვენ შევისწავლეთ ონკოლოგიური პაციენტების ისტორიები, რომელთაც დიაგნოსტირებული ჰქონ-

დათ საშვილოსნოს ყელისა და ენტომეტრიუმის სიმსივნეები და მკურნალობდნენ ქ. თბილისის კ. ერისთავის სახელობის ექსპერიმენტული და კლინიკური ქირურგიის ეროვნულ ცენტრში. შესწავლილი იქნა 272 პაციენტის ისტორია. მოდელის შესადგენად ვიყენებდით მხოლოდ რუტინულ ლაბორატორიულ კვლევებს (ცხრილი 1).

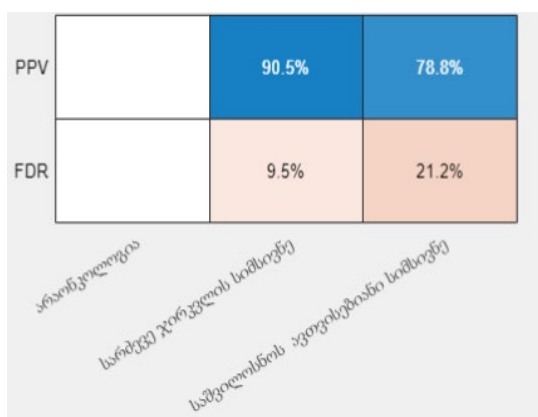
ცხრილი 1

1. მარდის საერთო ანალიზი	2. სისხლის საერთო ანალიზი	3. ღვიძლის ფუნქციების განსაზღვრა
რაოდენობა	ლეიკოციტი (WBC)	ტუტე ფოსფატაზას კონცენტრაციის განსაზღვრა
ხვედრითი წონა	ერიტროციტები (RBC)	ალანინამინოტრანსფერაზას კონცენტრაციის განსაზღვრა
რეაქცია	ჰემოგლობინი (HGB)	ასპარტატამინოტრანსფერაზის კონცენტრაციის განსაზღვრა
ფერი, გამჭვირვალობა	ჰემატოკრიტი (HCT)	პირდაპირი ბილირუბინის განსაზღვრა
ცილი რაოდენობა	ერიტროციტების საშუალო მოცულობა (MCV)	საერთო ბილირუბინის განსაზღვრა
ბრტყელი ეპითელიუმი	ჰემოგლობინის საშ. შემცველობა ერიტროციტში (MCH)	კრეატინინის კონცენტრაციის განსაზღვრა სისხლში
ერიტროციტი შეუცვლელი	მოგლობინის საშ. კონცენტრაცია ერიტროციტში (MCHC)	გამაგლუტამინოტრანსპეტიდაზას კონცენტრაციის განსაზღვრა
ლეიკოციტი	ერიტროციტების განაწილების ფართი (RDW-CV)	
ბაქტერიები	თრომბოციტი (PLT)	
მარილები	თრომბოციტების საშუალო მოცულობა (MPV)	5. გლუკოზის კონცენტრაციის განსაზღვრა უშუალოდ (GLUC)
	ნეიტროფილი % (Neut%)	
	ნეიტროფილი	6. სისხლის კვეციხის და რეზუსის განსაზღვრა
4. ინფექციურ დაავადებათა დიაგნოსტიკა პაციენტებში	ლიმფოციტი % (LYMPH%)	
HBsAg (სწრაფი ტესტი)	ლიმფოციტი	7. კოაგულაცია
HIV-1/2	მონოციტი % (MONO%)	FIBR
RPR (სიფილისის ტესტი)	მონოციტი	PT
	ეოზინოფილი % (Eosino %)	PI %
	ეოზინოფილი	INR
	ბაზოფილი % (BASO%)	TT
	ბაზოფილი	aPTT
	ედს- კესტერგინის მეთოდით	

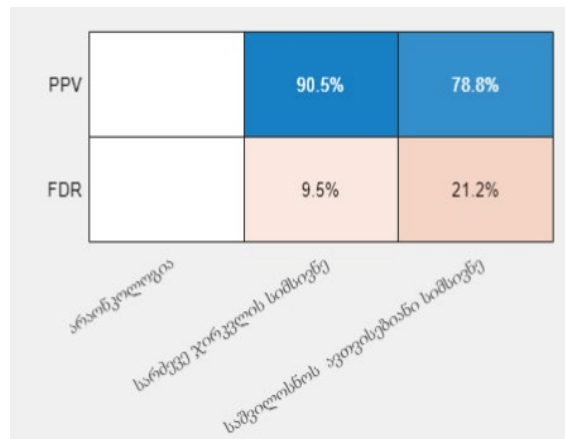
მოდელის შესადგენად გამოვიყენეთ მანქანური სწავლების ზედამხედველობითი მეთოდი, კერძოდ კლასიფიკაცია, რომელიც საუკეთესოდ შეესაბამება ჩვენს ამოცანას. ინსტრუმენტის სახით გამოყენებული იყო მატლაბის პროგრამული უზრუნველყოფა, კერძოდ classification learner [1].

განხორციელდა მოდელის დასწავლება შემდეგი სტატისტიკური მეთოდებით. შესაბამისი მიღებული

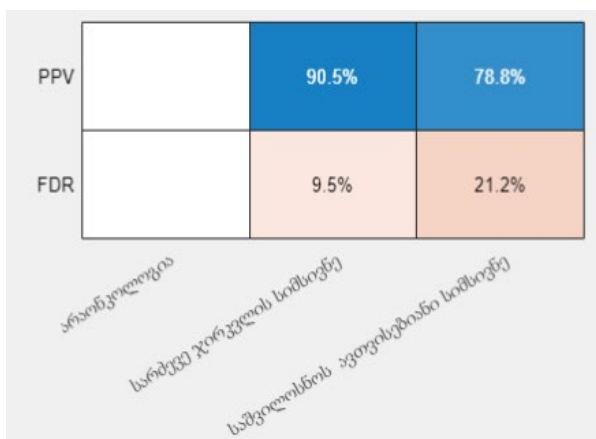
შედეგები იხილეთ სურათებზე. Ensemble (სურ.1), Boosted Tree (სურ.2), fine Tree (სურ.3), linear SVM (სურ.4) Quadratic SVM(სურ.5), neural network (სურ.6), Cubic SVM (სურ.7), logistic Kernel (სურ.8), SVM kernel (სურ.9), Coarse tree (სურ.10)), Medium Tree (სურ.11).



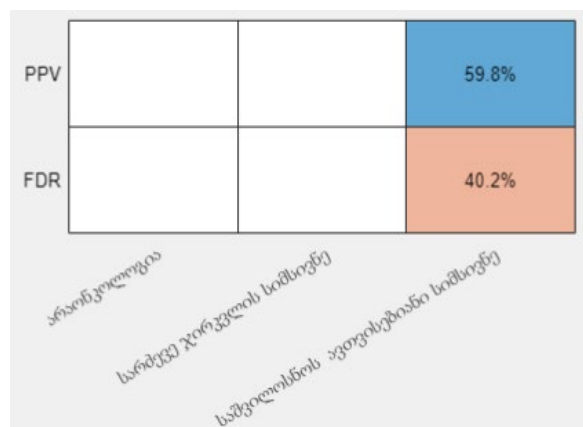
სურ. 1 ENSEMBLE



სურ. 2 Boosted Tree



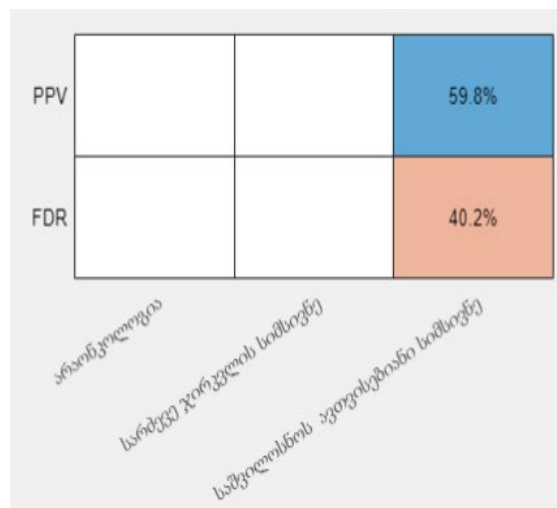
სურ. 3 Fine Tree



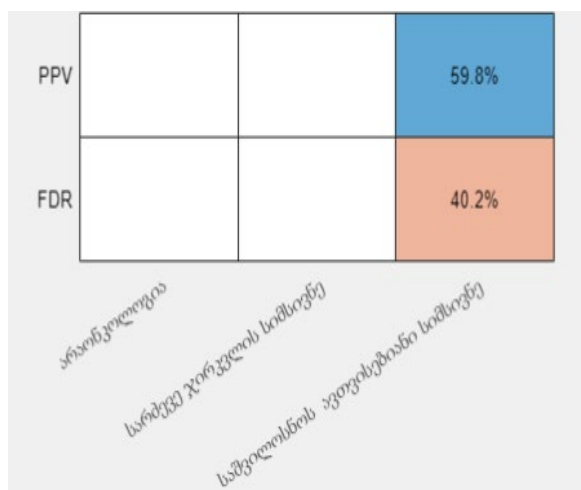
სურ. 4 Linear SVM



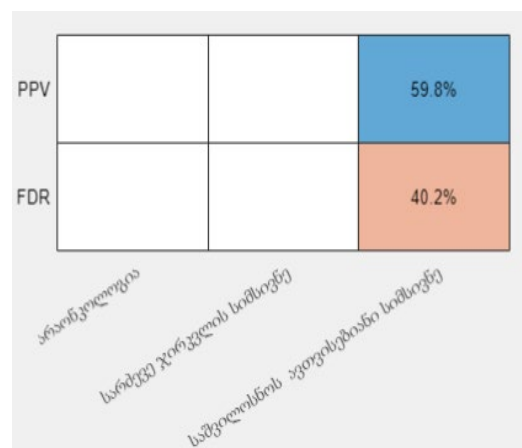
სურ. 5 Quadratic SVM



სურ. 6 neural network



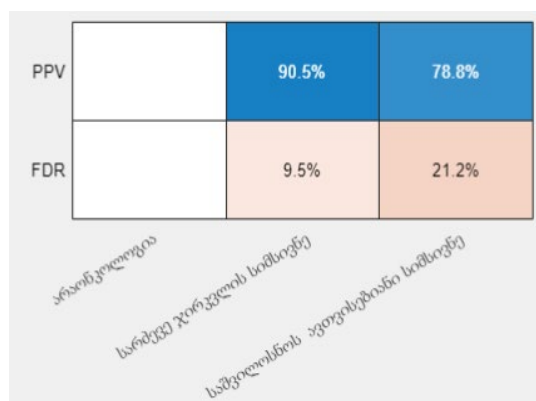
სურ. 7 Cubic SVM



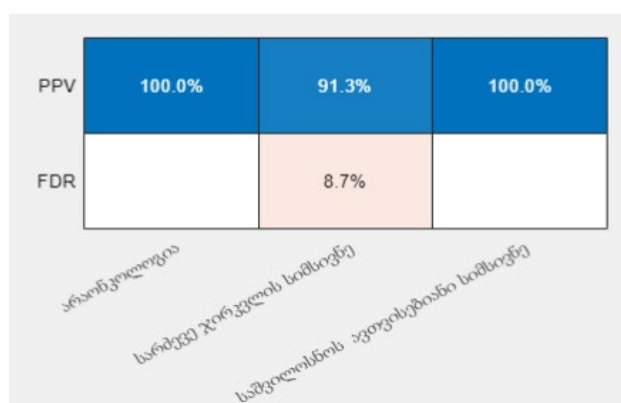
სურ. 8 Logistic Kernel



სურ. 9 SVM Kernel



სურ. 10 Coarse tree



სურ. 11 Medium tree

საუკეთესო შედეგი მოგვცა Medium Trees მეთოდის გამოყენებამ. 100%-იანი სიზუსტით გამოარჩია საშვილოსნოს ყელის სიმსივნეების მქონე პაციენტები, 90%-იანი სიზუსტით არაონკოლოგიური პაციენტები, ხოლო 93.3%-იანი სიზუსტით სარძევე ჯირკვლის სიმსივნის მქონე პაციენტები.

დასკვნა

შექმნილია საშვილოსნოს ყელისა და სარძევე ჯირკვლის სიმსივნეების დიაგნოსტიკის მანქანურ სწავლებაზე დაფუძნებული კომპიუტერული

სისტემა, რომელიც დიაგნოსტიკას ახდენს რუტინული ტესტების გამოყენებით და გამოირჩევა საკმაოდ მაღალი სიზუსტით. სისტემის სწავლები-სათვის გამოყენებულია ქართული პოპულაციის პაციენტები, რომლებიც მკურნალობას გადიოდნენ ქირურგიის ეროვნულ ცენტრში. ვფიქრობთ, რომ აღნიშნული მოდელი მნიშვნელოვან დახმარებას გაუწევს კლინიკისტებს საშვილოსნოს ყელისა და სარძევე ჯირკვლის სიმსივნეების დროულ ვერიფიკაციაში.

ლიტერატურა

1. Sidamonidze, N. (2019). Artificial intelligence as a challenge and some methodological aspects of its realization. Georgian Technical University. *Automated Control Systems*, 1(28), 186.
2. Podnar, S., Kukar, M., Gunčar, G., Notar, M., Gošnjak, N., Notar, M. (2019). Diagnosing brain tumors by routine blood tests using machine learning. *Scientific Reports*, 9. doi: 10.1038/s41598-019-51147-3
3. Torlay, L., Perrone-Bertolotti, M., Thomas, E., Baciú, M. (2017). Machine learning-XGBoost analysis of language networks to classify patients with epilepsy. *Brain Inform*, 4(3), 159–69. doi 10.1007/s40708-017-0065-7.
4. Chkhaidze, M., Tavdishvili, O., Chichua, G., Barnov, S. (2020). *Artificial intelligence (methodical guidelines for practical work)*. Georgian Technical University. (In Georgian).

UDC 616-006

SCOPUS CODE 2730

<https://doi.org/10.36073/1512-0996-2023-2-78-84>

An Artificial Intelligence-equipped System for the Diagnosis of Cervical and Breast Cancer

Paata Lezhava Department of Biomedical Engineering, Georgian Technical University, Georgia, 0160, Tbilisi, 77, M. Kostava Str.

E-mail: p.lezhava@gtu.ge

Zviad Ghurtskaia Department of Biomedical Engineering, Georgian Technical University, Georgia, 0160, Tbilisi, 77, M. Kostava Str.

E-mail: z.gurtskaia@gtu.ge

Reviewers:

A. Pitskhelauri, Associate Professor, Engineer-dosimetrist at Todua Clinic

E-mail: a.pitskhelauri@gtu.ge

M. Tsiklauri, Assistant Professor, Faculty of Medicine, GTU

E-mail: m.tsiklauri@gtu.ge

Abstract. Diagnosing the tumor at an early stage is important because the patient can be treated in a timely and effective manner. Currently, the most common methods of diagnosis are magnetic resonance and computer tomography.

Diagnosing a tumor with routine tests is a novelty, and it is important to have a more serious and accurate analysis of the results of blood tests in order to find evidence of specific tumor growth in the body.

Today, scientists are increasingly using artificial intelligence methods to solve this type of problem.

The computer system that we created for the diagnosis of cervical cancer, which is based on artificial intelligence, namely, machine learning, is discussed. The system diagnoses using routine tests and is distinguished by fairly high accuracy. We think that this model will help clinicians to identify cancers and diagnose the disease in a timely manner.

Keywords: cancer diagnosing; machine learning; model; laboratory studies; treatment.

განხილვის თარიღი 26.04.2023

შემოსვლის თარიღი 28.04.2023

ხელმოწერილია დასაბეჭდად 29.05.2023