



**ამიოტროფული გვერდითი სკლეროზით დაავადებული პაციენტების
სიცოცხლის ხარისხის გაუმჯობესება, ხელოვნურ ინტელექტზე
დაფუძნებული თავის ტვინის პოტენციალების ამოცნობის სისტემის
საშუალებით**

ირაკლი კანკავა

საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტი

kankava.irakli@gtu.ge

რეზიუმე

ამიოტროფული ლატერალური სკლეროზი (ALS) წარმოადგენს პროგრესირებად ნეიროდეგენერაციულ დაავადებას, რომელიც იწვევს მოტორული ფუნქციების თანდათანობით დაკარგვას და საბოლოოდ მნიშვნელოვნად ზღუდავს ვერბალურ და არავერბალურ კომუნიკაციას. დაავადების გვიან სტადიებზე პაციენტებს ხშირად შენარჩუნებული აქვთ ცნობიერება და კოგნიტიური ფუნქციები, თუმცა ისინი პრაქტიკულად კარგავენ გარესამყაროსთან ურთიერთობის შესაძლებლობას. აღნიშნული გარემოება აჩენს ისეთი ტექნოლოგიური სისტემების შექმნის აუცილებლობას, რომლებიც კომუნიკაციის აღდგენას ან კომპენსაციას უზრუნველყოფს ტვინის აქტივობის საფუძველზე.

ექსპერიმენტული კვლევა ჩატარდა საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტის ბიოსამედიცინო ინჟინერის ლაბორატორიაში „CleaveLab“ შესაბამის ლაბორატორიაში BioRadio-ს უსადენო EEG სისტემის გამოყენებით. მონაცემები მიღებულ იქნა არაინვაზიური ელექტროენცეფალოგრაფიული რეგისტრაციის საშუალებით, 10–20 საერთაშორისო სისტემის მიხედვით განლაგებული ელექტროდებით. მიღებული სიგნალები დამუშავდა Excel-ისა და MATLAB-ის გარემოში, განხორციელდა წინასწარი დამუშავება, ნორმალიზაცია, მახასიათებლების ამოღება და კლასიფიკაციის მოდელების შედარებითი შეფასება.

კვლევის ფარგლებში შემოწმებულ იქნა რამდენიმე მანქანური სწავლების მოდელი, მათ შორის Decision Tree, Support Vector Machine და Naive Bayes. მიღებული შედეგების მიხედვით, საუკეთესო სიზუსტე 72.8% აჩვენა Naive Bayes კლასიფიკატორმა. შედეგები მიუთითებს, რომ EEG სიგნალების საფუძველზე „კი/არა“ ტიპის კოგნიტიური

პასუხების ამოცნობა შესაძლებელია და მსგავსი მიდგომა პერსპექტიულია ALS-ის მქონე პაციენტებისთვის საკომუნიკაციო სისტემების შექმნის მიმართულებით.

საკვანძო სიტყვები: ამიოტროფული გვერდითი სკლეროზი, ელექტროენცეფალოგრამა, ტვინ-კომპიუტერული ინტერფეისი, მანქანური სწავლება, ნაივ ბეიზის კლასიფიკატორი, კომუნიკაცია.

შესავალი

ამიოტროფიული ლატერალური სკლეროზი (ALS) არის პროგრესირებადი, მძიმე ნეიროდეგენერაციული დაავადება, რომელიც აზიანებს თავისა და ზურგის ტვინში მდებარე მოტორულ ნეირონების იმ ნერვულ უჯრედებს, რომლებიც აკონტროლებენ ნებაყოფლობით მოძრაობებს. ამ ნეირონების დაზიანებისა და დაღუპვის შედეგად ვითარდება კუნთების სისუსტე, ატროფია, მოძრაობის, მეტყველების, ყლაპვისა და მოგვიანებით სუნთქვის გაძნელება. დაავადება დროთა განმავლობაში პროგრესირებს, თუმცა მიუხედავად მოტორული ფუნქციის სირთულეებისა, კოგნიტიური უნარები და ცნობიერი აქტივობა ჩვეულებრივად ნარჩუნდება.

დაავადების გვიან სტადიებზე, მისი პროგრესირების შედეგად, პაციენტი თითქმის სრულად კარგავს მოტორულ ფუნქციებს. მიუხედავად იმისა, რომ კოგნიტიური შესაძლებლობები ხშირად შენარჩუნებულია და ადამიანს ცნობიერება უცვლელი აქვს, მას უკვე აღარ შეუძლია გარესამყაროსთან კომუნიკაცია და საკუთარი სურვილების, საჭიროებებისა თუ აზრების გამოხატვა. სწორედ ეს ქმნის დაავადების ერთ-ერთ ყველაზე მძიმე ასპექტს, რადგან პაციენტი ყველაფერს აცნობიერებს, მაგრამ ფიზიკურად ვეღარ აგებინებს სხვებს, რა სურს ან რას გრძნობს.

ჩვენი კვლევის მიზანი იყო ხელოვნურ ინტელექტზე დაფუძნებული კომპიუტერული სისტემის შექმნა, რომელიც შეძლებდა თავის ტვინიდან მიღებული ელექტროენცეფალოგრაფიული სიგნალების საფუძველზე დაედგინა, პაციენტმა გაიფიქრა თუ არა „კი“ ან „არა“. ასეთი სისტემის არსებობის შემთხვევაში შესაძლებელი გახდება გარკვეული ტიპის კომუნიკაციის დამყარება: პაციენტისთვის სხვადასხვა შეკითხვის დასმა და მისგან თანხმობის ან უარყოფის შესახებ ინფორმაციის მიღება.

ექსპერიმენტული კვლევა ჩატარდა საქართველოს ტექნიკური უნივერსიტეტის ბიოსამედიცინო ინჟინერიის ლაბორატორიაში „CleaveLab“. კვლევის ფარგლებში ჯამრთელ მოხალისეებზე (მამრობითი სქესის 2 ჯანმრთელი 40 და 25 წლის მამაკაცი) EEG სიგნალების რეგისტრაციისთვის გამოყენებულ იქნა BioRadio-ს უსადენო სისტემა. ექსპერიმენტის მიმდინარეობისას მოხალისეები განთავსებულნი იყვნენ მშვიდ და მყუდრო გარემოში, EEG სიგნალების რეგისტრაციის მიზნით გამოყენებული იყო არაინვაზიური ელექტროენცეფალოგრაფიული მეთოდი, სადაც ელექტროდები განთავსდა 10–20 საერთაშორისო სისტემის მიხედვით Fp1, Fp2, O1, O2.

მასალა და მეთოდები

ექსპერიმენტის ფარგლებში მოხალისეებს (იხ. სურათი #1) ეძლეოდა კითხვები, რომლებზეც მათ უნდა ჩამოეყალიბებინა შიდა კოგნიტიური პასუხი „კი“ ან „არა“.



სურათი #1 მოხალისეები

თითოეული ჩანაწერი გრძელდებოდა დაახლოებით 3–4 წამის ინტერვალით და მრავალჯერ (800-ზე მეტი) მეორდებოდა მონაცემთა სანდოობის უზრუნველსაყოფად. აღნიშნული პროცედურა მიმდინარეობდა მყუდრო გარემოში და დაბალი ხმაურის პირობებში. ამასთანავე, ექსპერიმენტის მიმდინარეობისას BioRadio-ს უსადენო სისტემის პროგრამა Capture Lite-ის მეშვეობით ხდებოდა სიგნალის ამპლიტუდის სისუფთავის მონიტორინგი, რაც გვამლევდა შესაძლებლობას შეგვემცირებინა ზედმეტი არტეფაქტების წარმოქმნის ალბათობა მონაცემებში. ეს კი მნიშვნელოვანი დახმარება იყო მონაცემთა შემდგომი ფილტრაციის პროცესში.

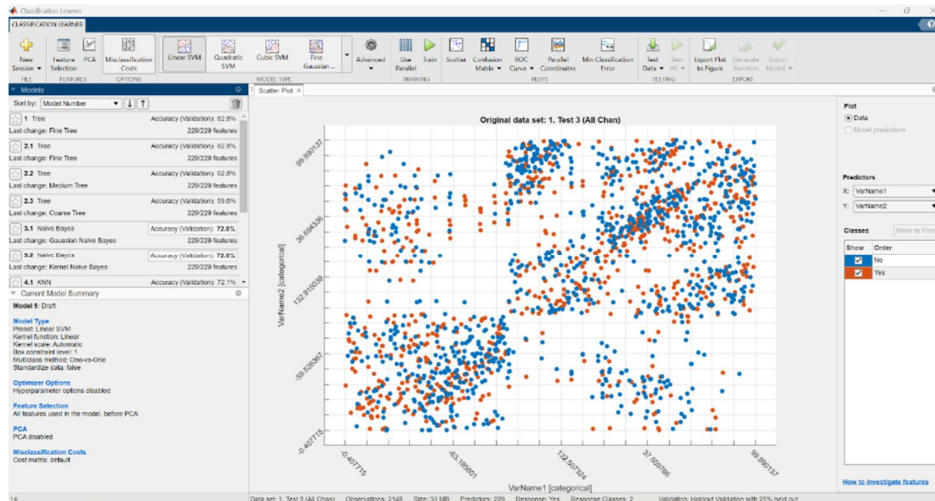
მიღებული მონაცემები თავდაპირველად ჩაიწერა BioRadio-ს უსადენო სისტემის პროგრამაში Capture Lite, ხოლო შემდგომ გადატანილ იქნა Excel-ისა და MATLAB-ის გარემოში. პირველ ეტაპზე განხორციელდა მონაცემთა წინასწარი დამუშავება: თითოეული ჩანაწერი სათითაოდ გადამოწმდა და ფილტრაციის მეშვეობით ამოღებულ იქნა ის მონაცემები, რომლებიც სტანდარტული მონაცემებისგან მკვეთრად განსხვავდებოდა.

შემდგომ ეტაპზე გავითვალისწინეთ ის ფაქტორი, რომ სიგნალების რეგისტრაცია ხდებოდა 3–4 წამიან ინტერვალში, 100 მონაცემი/წამში სიხშირით, და ეს პროცედურა მრავალჯერ მეორდებოდა (800-ზე მეტი). შედეგად, მიღებული სიგნალების მონაცემთა სვეტების რაოდენობა ერთმანეთისგან განსხვავდებოდა. ამიტომ, Excel-ში გადატანის შემდეგ, თითოეული მიღებული სიგნალის მონაცემთა სვეტი გადაყვანილ იქნა სტრიქონად და ყველა სტრიქონი დაყვანილ იქნა ერთსა და იმავე ზომამდე, აგრეთვე ბოლოს თითოეულ სტრიქონზე გავაკეთეთ ჩანაწერი ან „Yes“ ან „No“, რათა შესაძლებელი ყოფილიყო მათი გამოყენება მანქანური სწავლების პროცესში.

მანქანური სწავლების კვლევის ჩასატარებლად ჩვენ გამოვიყენეთ Matlab-ის ინსტრუმენტი Classification learner-ი, სადაც დავაიმპორტეთ/ავტვირთეთ ჩვენი ექსელი მონაცემთა ბაზა (ყველა ელექტროდზე, ცალ-ცალკე ელექტროდებზე, სხვადასხვა შესაძლო ვარიანტებიც მაგ: 1,2 ელექტროდი, 1,3 ელექტროდი, 1,2,3 ელექტროდი და ა.შ), რის შემდგომაც Classification learner-მა ავტივრთა ჩვენი მონაცემები, სადაც ჩვენგან საჭირო იყო განზომილების დაფიქსირება ჩვენ მონაცემებზე, რიცხვით მონაცემებზე ჩვენ ავირჩიეთ - Number, ხოლო განსაზღვრულ ფაქტორზე („Yes“ და „NO“) ავირჩიეთ Categorical, რომ Classification learner-ს სწორედ ამ Categorical მონაცემებზე გაეკეთებინა დატრენინგება, შერჩევის ვალიდაცია ავრჩეულ იქნა 25% რადგანაც დიდი მონაცემთა ბაზა გვაქვს.

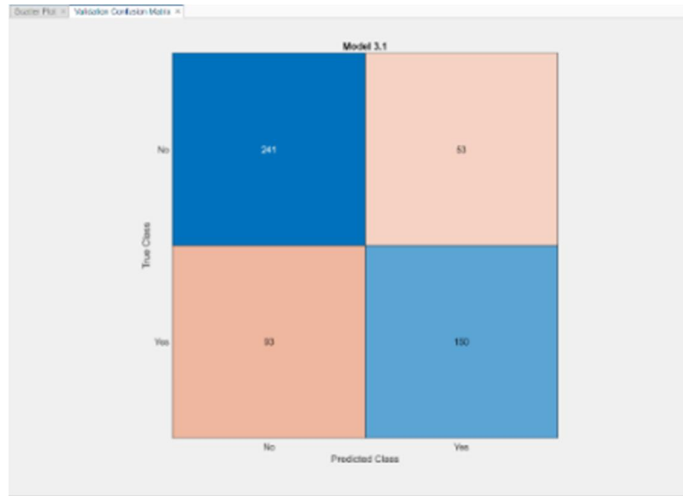
შედეგები და განხილვა

მოვახდინეთ Classification Learner-ის კლასიფიკაციის ალგორითმები და მოვახდინეთ მოდელის დატრენინგება შემდეგი მოდელების გამოყენებით: Decision Tree, Naive Bayes Classifiers, Support Vector Machines, Nearest Neighbor Classifiers, Ensemble Classifiers, Neural Network Classifiers, რის შედეგადაც დავადგინეთ, რომ ყველაზე კარგი შედეგი 72.8% მივიღეთ შემდეგი მოდელის გამოყენებით Naive Bayes (იხ. სურათი #2).



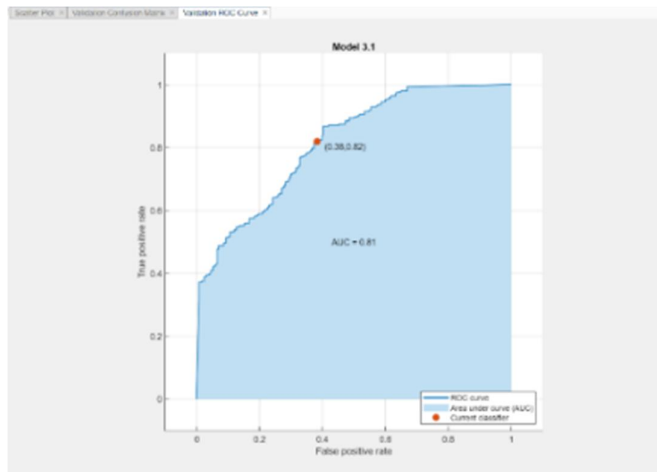
სურათი #2 (Naive Bayes 72.8%)

საუკეთესო შედეგის მქონე **Naive Bayes** მოდელზე, რომელმაც 72.8% სიზუსტე აჩვენა, განხორციელდა დამატებითი ანალიზი, კერძოდ, Validation Confusion Matrix (იხ. სურათი #3) (ეს არის ვალიდაციის მონაცემებზე არსებული შეცდომების მატრიცა. ის აჩვენებს: რამდენი ობიექტი ამოიცნო მოდელმა სწორად სად აღიარა კლასები),



სურათი #3 Validation Confusion Matrix

Validation ROC Curve (იხ. სურათი #4) (ეს არის ვალიდაციის ნაკრების ROC მრუდი. ის გვიჩვენებს, თუ რამდენად კარგად განასხვავებს მოდელი ერთ კლასს მეორისგან სხვადასხვა გადაწყვეტილების ზღურბლზე.)



სურათი #4 Validation ROC Curve

Parallel Coordinates Plot (ეს არის პარალელური კოორდინატების დიაგრამა. ის სასარგებლოა მონაცემთა მახასიათებლების ვიზუალიზაციისა და შემდეგი საკითხების გასაგებად: როგორ განსხვავდებიან სხვადასხვა კლასები მახასიათებლებით რომელი ახასიათებს ცალკეულ კლასებს კარგად სად არის კლასები ძლიერ შერეული).

დასკვნა

წინამდებარე კვლევამ აჩვენა, რომ EEG სიგნალებზე დაფუძნებული ხელოვნური ინტელექტის მოდელების გამოყენებით შესაძლებელია „კი/არა“ ტიპის კოგნიტიური პასუხების კლასიფიკაცია. ექსპერიმენტული მონაცემების საფუძველზე Naive Bayes

კლასიფიკატორმა აჩვენა საუკეთესო შედეგი 72.8% სიზუსტე, რაც მიუთითებს მისი გამოყენების პერსპექტიულობაზე ALS-ის მქონე პაციენტების საკომუნიკაციო სისტემების განვითარების მიმართულებით.

კვლევის პრაქტიკული მნიშვნელობა მდგომარეობს იმაში, რომ ასეთი მიდგომა შეიძლება გახდეს მინიმალური, მაგრამ რეალური კომუნიკაციის საშუალება იმ პაციენტებისთვის, რომლებიც დაკარგული აქვთ მეტყველებისა და მოძრაობის უნარი, თუმცა შენარჩუნებული აქვთ ცნობიერება და გადაწყვეტილების მიღების უნარი. მომავალ კვლევებში მიზანშეწონილია მონაცემთა ბაზის გაფართოება, დამატებითი მახასიათებლების გამოყენება, უფრო რთული მოდელების შემოწმება და უკვე დატრენინგებული მოდელის რეალურ ტესტურ მონაცემებზე შემოწმება.

გამოყენებული ლიტერატურა

- Brown, R. H., & Al-Chalabi, A. (2017). Amyotrophic lateral sclerosis. *The New England Journal of Medicine*, 377(2), 162–172.
- Craik, A., He, Y., & Contreras-Vidal, J. L. (2019). Deep learning for electroencephalogram classification tasks: A review. *Journal of Neural Engineering*, 16(3), 031001.
- Jasper, H. H. (1958). The ten-twenty electrode system of the International Federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10, 371–375.
- Kübler, A., & Birbaumer, N. (2008). Brain–computer interfaces and communication in paralysis. *Current Opinion in Neurology*, 21(6), 634–638.
- Lotte, F., et al. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces: A 10 year update. *Journal of Neural Engineering*, 15(3), 031005.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
- Nicolas-Alonso, L. F., & Gomez-Gil, J. (2012). Brain computer interfaces, a review. *Sensors*, 12(2), 1211–1279.
- Niedermeyer, E., & Lopes da Silva, F. (2005). *Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins.
- Teplan, M. (2002). Fundamentals of EEG measurement. *Measurement Science Review*, 2(2), 1–11.
- Wolpaw, J. R., & Wolpaw, E. W. (2012). *Brain–computer interfaces: Principles and practice*. Oxford University Press.

Improving the quality of life of patients with amyotrophic lateral sclerosis through an artificial intelligence-based brain potential recognition system

Irakli Kankava

Georgian Technical University
kankava.irakli@gtu.ge

Abstract

Amyotrophic lateral sclerosis (ALS) is a progressive neurodegenerative disease that causes a gradual loss of motor functions and ultimately severely limits both verbal and nonverbal communication. In the later stages of the disease, patients often retain consciousness and cognitive functions; however, they practically lose the ability to interact with the outside world. This situation creates the need for technological systems that can restore or compensate for communication based on brain activity.

The experimental study was conducted in the biomedical engineering laboratory “CleaveLab” of Georgian Technical University using the BioRadio wireless EEG system. The data were obtained through noninvasive electroencephalographic recording with electrodes placed according to the international 10–20 system. The recorded signals were processed in Excel and MATLAB, including preprocessing, normalization, feature extraction, and comparative evaluation of classification models.

Several machine learning models were tested in the course of the study, including Decision Tree, Support Vector Machine, and Naive Bayes. According to the obtained results, the Naive Bayes classifier demonstrated the best accuracy, achieving 72.8%. The results indicate that it is possible to recognize “yes/no” type cognitive responses based on EEG signals, and that this approach is promising for the development of communication systems for patients with ALS.

Keywords: ALS, EEG, Brain–Computer Interface, Machine Learning, Naive Bayes, Communication.