УНИВРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ

ЕЛЕКТРОТЕХНИЧКИ ФАКУЛТЕТ

Марија М. Новичић

ПРЕПОЗНАВАЊЕ КОГНИТИВНИХ КОМПОНЕНТИ У ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАФСКИМ ОДЗИВИМА НА СОМАТОСЕНЗОРНЕ ЕЛЕКТРИЧНЕ СТИМУЛУСЕ МЕТОДАМА МАШИНСКОГ УЧЕЊА

докторска дисертација

Београд, 2025

UNIVERSITY OF BLEGRADE

SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING

Marija M. Novičić

DETECTION OF COGNITIVE COMPONENTS IN ELECTROENCEPHALOGRAPHIC RESPONSES TO SOMATOSENSORY ELECTRICAL STIMULI USING MACHINE LEARNING METHODS

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2025

Ментор:

др Горан Квашчев, редовни професор
Универзитет у Београду – Електротехнички факултет

Чланови комисије:

др Милица Јанковић, ванредни професор
Универзитет у Београду – Електротехнички факултет

др Бошко Николић, редовни професор
Универзитет у Београду – Електротехнички факултет

др Оливера Ђорђевић, доцент
Универзитет у Београду – Медицински факултет

др Андреј Савић, научни саветник
Универзитет у Београду – Електротехнички факултет

др Жељко Ђуровић, редовни професор
Универзитет у Београду – Електротехнички факултет

Датум одбране: _____

Захвалница

Истраживање спроведено у оквиру ове докторске дисертације је финансирано кроз пројекат Фонда за науку Републике Србије кроз Програм изврсних пројеката младих истраживача (ПРОМИС) – *Hybrid brain computer interface for control of sensory-motor coupling in post-stroke rehabilitation (HYBIS)*, број пројекта 6066223, којим је руководио др Андреј Савић (2020 - 2022). Искрено се захваљујем целом пројектном тиму на изузетној сарадњи током трајања пројекта. Захваљујем се др Оливери Ђорђевић на несебичној помоћи и подршци током процеса прикупљања података у Клиници за рехабилитацију „Др Мирослав Зотовић“ у Београду. Њена стручност и спремност да помогне значајно су допринеле успешном спровођењу истраживања. Посебну захвалност дугујем др Андреју Савићу, пре свега на указаном поверењу и прилици да се бавим овом темом, као и на стручним саветима, смерницама и подршци коју ми је несебично пружао током претходних пет година. Без његове помоћи и научне експертизе, ова докторска дисертација не би имала овај облик.

Желим да се захвалим мом ментору, проф. др Горану Квашчеву, на свим саветима и сугестијама које ми је несебично пружао, и тиме омогућио да се ова дисертација успешно заврши. Посебно сам захвална на свим предавањима која сам имала прилику да слушам током студирања, а која су ми показала да наука не мора бити досадна – већ изазовна, подстицајна и занимљива.

Посебно би желела да се захвалим проф. др Милици Јанковић, која је својом подршком и вером у мене одиграла кључну улогу у мом академском путу. Њена посвећеност, стрпљење и научна радозналост били су ми сталан подстицај да истрајем, размишљам критички и истражујем дубље. Без ње, не бих постала део колектива Електротехничког факултета, нити бих имала прилику да се бавим темом ове докторске дисертације. На томе сам јој вечно захвална.

Желим да се захвалим Александри, Сањи и Наталији на пријатељству, разговорима и спремности да ме саслушају кад год бих се пожалила како ми не иде писање дисертације. Хвала вам што сте учиниле рад на Факултету много лакшим, ведријим и бескрајно занимљивијим.

Мојим пријатељицама од најранијих дана, Аники, Јовани и Тамари, изражавам велику захвалност јер заиста није било ситуације у којој нису биле уз мене. Аника, хвала ти за све што си учинила за мене, од дружења на чесми иза зграде до данас. Јована, хвала ти што си увек ту да ми пружиш користан савет и подршку. Тамара, хвала ти што уносиш ведрину и енергију у сваки тренутак који смо провеле заједно. Надам се да ће наше пријатељство годинама постајати још јаче. Хвала и остатку Јата гаврана, Јелени, Тамари и Тамари, на предивном дружењу свих ових година.

Теодора, захваљујући теби године проведене на факултету су биле значајно лакше и забавније. Хвала ти за сваки разговор, савет и подршку током тих година, али и након њих. Бројни тренуци које смо делиле, од учења, преко шетњи, до коктеле, за мене имају посебну вредност. Твоје пријатељство ми је било и остаје драгоцено. Желела бих да се захвалим и Александри, Луки и Стефану на њиховој несебичном пријатељству и подршци.

Мом драгом Урошу желим да се захвалим на томе што ми је улепшао последње две године живота, што их је испунио љубављу и поштовањем. Хвала ти што си уз мене без обзира на околности у којима се налазимо. Радујем се свим будућим тренуцима које ћемо испунити смехом и загрљајима.

На самом крају, највећу захвалност дугујем својим родитељима, Лели и Микици. Хвала вам што сте ми увек давали ветар у леђа, веровали у мене и подстицали ме да следим свој пут. Тата, хвала ти што си ми пренео љубав према математици, она ме је водила све ове године, до овог тренутка. Мом срцу недостаје део од кад те нема, али верујем да си поносан на мене. Последња, али и најважнија особа којој желим да се захвалим је моја мама. Без твоје љубави, стрпљења и упорности, не бих била ово што сам данас. Хвала ти за сваки савет, похвалу и добронамерну критику. Увек си ми била највећи ослонац и човек коме се искрено дивим.

У Београду, мај 2025. године *Марија Новичић*

Наслов дисертације: Препознавање когнитивних компоненти у електроенцефалографским одзивима на соматосензорне електричне стимулусе методама машинског учења

Сажетак: У овој дисертацији представљен је мозак-рачунар интерфејс (енг. *Brain Computer Interface*, *BCI*) систем заснован на соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем (енг. *Somatosensory Event-Related Potentials*, *sERP*), у комбинацији са когнитивним задатком селективне тактилне пажње. Тактилна пажња има потенцијалну примену у дијагностици и третману моторних и сензорних дефицита узрокованих неуролошким обољењима. Развијени *BCI* систем омогућава повратну спрегу засновану на *sERP* одговорима у реалном времену, чиме се подржава тренирање когнитивних функција. У студији је учествовало 18 здравих испитаника и 10 пацијената у фази опоравка након можданог удара. Мождана активност је мерена електроенцефалографијом, коришћењем шест мерних канала. Тактилна стимулација је реализована појединачним електричним импулсима примењеним на две блиске локације на подлактици, са једнаком вероватноћом појаве циљаног стимулуса и дистрактора. Показано је да задатак селективне тактилне пажње доводи до статистички значајних промена у морфологији *sERP* одговора. Применом једноканалног и вишеканалног приступа издвајању обележја, испитани су утицаји броја епоха и метода машинског учења на перформансе *BCI* система. Једноканални приступ, заснован на издвајању обележја за сваки канал посебно, постигао је максималну тачност од 88.1%, док је вишеканални приступ, заснован на селекцији обележја за све канале истовремено, достигао 92.1%. Резултати клиничке студије *BCI* контроле код пацијената су показали успешну детекцију когнитивног задатка у реалном времену, са успешношћу између 70% и 100%. Предложена парадигма, заснована на једнакој вероватноћи појаве стимулуса и просторно блиским локацијама стимулације, омогућава квантитативну процену ресурса селективне тактилне пажње и има потенцијалну примену у рехабилитацији сензорних функција и као асистивна технологија.

Кључне речи: Мозак-рачунар интерфејс, електроенцефалографија, електрична стимулација, соматосензорни потенцијали изазвани догађајем, задатак тактилне пажње, селекција обележја, машинско учење, клиничка студија, мождани удар

Научна област: техничке науке, електротехника

Ужа научна област: биомедицинско инжењерство

УДК број: 621.3

Dissertation title: Detection of cognitive components in electroencephalographic responses to somatosensory electrical stimuli using machine learning methods

Abstract: This dissertation presents a brain-computer interface (*BCI*) system based on somatosensory event-related potentials (*sERP*), combined with a cognitive task of selective tactile attention. Tactile attention has potential applications in the diagnosis and treatment of motor and sensory deficits caused by neurological disorders. The developed *BCI* system enables real-time feedback based on *sERP* responses, thereby supporting the training of cognitive functions. The study involved 18 healthy participants and 10 patients in the recovery phase after stroke. Brain activity was measured using electroencephalography with six recording channels. Tactile stimulation was delivered through single electrical pulses applied to two closely spaced locations on the forearm, with equal probability of target and distractor stimuli. It was shown that the selective tactile attention task induces statistically significant changes in the morphology of *sERP* responses. Using both single-channel and multichannel approaches to feature extraction, the effects of the number of epochs and machine learning methods on *BCI* system performance was examined. The single-channel approach, based on extracting features from each channel individually, achieved a maximum accuracy of 88.1%, while the multichannel approach, based on feature selection across all channels simultaneously, reached 92.1%. Results from the clinical *BCI* study in stroke patients demonstrated successful real-time detection of the cognitive task, with accuracies ranging from 70% to 100%. The proposed paradigm, based on equal stimulus probability and spatially close stimulation sites, enables quantitative assessment of selective tactile attention resources and has potential applications in sensory rehabilitation and as an assistive technology.

Keywords: brain computer interface, electroencefalography, electrical stimulation, somatosensory event-related potentials, tactile attention task, feature selection, machine learning, clinical study, subacute stroke

Scientific field: technical sciences, electrical engineering

Scientific subfield: biomedical engineering

UDK number: 621.3

Садржај

Предговор **i**
Мотивација i
Циљ истраживања и полазне хипотезе ii
Научни доприноси ii
Структура докторске дисертације iii

1 Увод у *BCI* системе **1**
1.1 Историја развоја *BCI* система 1
1.2 Примена *BCI* система 2
1.3 Компоненте *BCI* система 3
1.4 Мерење мождане активности 3
1.4.1 Електроенцефалографија 5
1.5 Контролни сигнали у *EEG – BCI* системима 6
1.6 Детекција усмерене тактилне пажње 7
1.6.1 Соматосензорни стационарни евоцирани потенцијали 7
1.6.2 Соматосензорни потенцијали изазвани догађајем 8

2 Експериментална поставка **11**
2.1 Архитектура *BCI* система 11
2.1.1 Систем за електричну стимулацију 12
2.1.2 Систем за аквизицију електрофизиолошких сигнала 13
2.2 Опис експеримента 14
2.3 База података 16
2.3.1 Контролна група 16
2.3.2 Пацијенти након можданог удара 17

3 Апликација за контролу *BCI* система **20**
3.1 Подешавање параметара *BCI* система 20
3.2 Прикупљање података 23
3.3 Припрема података за класификацију у реалном времену 27
3.4 Класификација у реалном времену 31
3.5 Комуникација са испитаником 34

4 Анализа сигнала **35**
4.1 Предобрада сигнала . . . 35
4.1.1 Филтрирање сигнала . . . 36
4.1.2 Издвајање епоха . . . 37
4.1.3 Одстрањивање помераја базне линије . . . 38
4.1.4 Одбацивање епоха са артефактима . . . 39
4.1.5 Децимација сигнала . . . 40
4.1.6 Усредњавање епоха . . . 41
4.2 Статистичка анализа . . . 42
4.3 Издвајање обележја . . . 43
4.3.1 Једноканални приступ . . . 43
4.3.2 Вишеканални приступ . . . 45

5 Примена метода машинског учења **47**
5.1 Методе машинског учења . . . 47
5.1.1 Линеарна класификација и логистичка регресија . . . 48
5.1.2 Линеарна дискриминантна анализа . . . 49
5.1.3 К најближих суседа . . . 51
5.1.4 Метод носећих вектора . . . 52
5.1.5 Вештачке неуралне мреже . . . 54
5.1.6 Случајне шуме . . . 57
5.2 Имплементација класификатора . . . 59

6 *sERP* као контролни сигнал *BCI* система **61**
6.1 Резултати . . . 61
6.2 Дискусија . . . 67

7 Детекција пажње помоћу *sERP* сигнала **70**
7.1 Резултати . . . 70
7.1.1 Једноканални приступ издвајања обележја . . . 70
7.1.2 Вишеканални приступ издвајања обележја . . . 72
7.2 Дискусија . . . 77

8 Клиничка студија изводљивости *online BCI* контроле **80**
8.1 Резултати . . . 81
8.2 Дискусија . . . 82

9 Закључак **85**
9.1 Научни доприноси докторске дисертације . . . 85
9.2 Правци за даља истраживања . . . 88

Списак слика **89**

Списак табела **92**

Списак скраћеница **93**

Литература **94**

Предговор

Ова докторска дисертација истражује пропознавање когнитивних компоненти у електроенцефалографским (енг. *Electroencephalography*, *EEG*) одзивима индукованих електричном стимулацијом подлактице испитаника. Истраживачки рад подразумева дизајн студије, развој експерименталне поставке, анализу прикупљених *EEG* сигнала, и имплементацију различитих метода машинског учења за класификацију пажње испитаника. На крају рада, спроведена је клиничка студија изводљивости детекције пажње у реалном времену код пацијената у субакутној фази после можданог удара.

Прикупљање података и тестирање система на здравим контролама је спроведено у Лабораторији за биомедицинско инжењерство и технологије (БМИТ), Електротехничког факултета Универзитета у Београду. Прикупљање података на пацијентима и спровођење клиничке студије је спроведено у Клиници за рехабилитацију "Др Мирослав Зотовић" у Београду, Србија.

Мотивација

Мождани удар представља други водећи узрок инвалидитета и смртности у свету [1]. Сензорни дефицити, укључујући и поремећаје у дискриминацији додира, јављају се код чак 50% до 80% особа које су преживеле мождани удар [2]. У циљу опоравка сензорних функција, осмишљене су бројне методе соматосензорног тренинга, као што су контакт са различитим текстурама, масажа, и различити задаци сензорне дискриминације [3]. Савремена решења сензорне стимулације се заснивају на тактилној стимулацији, тј. вибрационим уређајима и електричној стимулацији [4]. Већина претходних истраживања базирана је на методама које користе електричну соматосензорну стимулацију испод моторног прага, примењујући тзв. *bottom-up* приступ у којем се стимулацијом периферних делова тела подстиче моторичко учење и реорганизација неуронских кругова [4, 5].

Савремени приступи у неурорехабилитацији наглашавају потенцијал тзв. *top-down* приступа ради ефикаснијег изазивања неуропластичности кроз усмеравање пажње током рехабилитационог процеса [5]. Мозак-рачунар интерфејс (енг. *Brain Computer Interface*, *BCI*) системи могу омогућити примену управо овог приступа у соматосензорној рехабилитацији путем успостављања неуралне повратне спреге [6]. Међутим, тренутно не постоји велики број студија које примењују *BCI* за соматосензорни тренинг након можданог удара, а које су експлицитно усмерене на активацију сензорног кортекса коришћењем вољних механизама пажње. *BCI* системи засновани на соматосензорним догађајем изазваним потенцијалима (енг. *Somatosensory Event-Related Potentials*, *sERP*) пружају могућност директне модулације *sERP* компоненти кроз примену когнитивних стратегија, чиме би се унапредила ефикасност сензорног тренинга.

Предмет истраживања предложене докторске дисертације је развој мозак-рачунар интерфејс система заснованог на *sERP* сигналима који настају током електричне стимулације уз когни-

тивни задатак усмеравања пажње на стимулус. Развијени систем има потенцијалну примену као асистивна технологија у неурорехабилитацији пацијената након можданог удара.

Циљ истраживања и полазне хипотезе

Један од главних циљева ове докторске дисертације је идентификовање разлика у морфологији *sERP* одговора изазваних електричном стимулацијом сензорних путева подлактице у зависности од когнитивних задатака усмеравања пажње. Посебно ће се истражити разлике између стимулуса на који је усмерена пажња (циљани стимулус) и стимулуса који се игнорише (дистрактор), чак и када је вероватноћа њихове појаве једнака, при чему би детектоване разлике биле искључиво последица когнитивног задатка. Додатно, дисертација ће истражити могућност употребе ових *sERP* сигнала за контролу *BCI* система, са потенцијалном применом у асистивној неурорехабилитацији пацијената након можданог удара.

Предложено истраживање полази од следећих хипотеза:

Хипотеза 1: Задатак селективне тактилне пажње у форми бројања стимулуса достављених на кожи подлактице испитаника изазваће значајне промене у морфологији таласног облика соматосензорних потенцијала изазваних догађајем у односу на експерименталну ситуацију где пажња није усмерена ка стимулусима.

Хипотеза 2: Статистички значајне разлике у одзивима на електричне стимулусе које су последица усмеравања пажње на стимулисану локацију (радијална стимулација *vs* медијална стимулација) постоје у временским интервалима који одговарају карактеристичним пиковима соматосензорних потенцијала изазваних догађајем, што валидира неурофизиолошко порекло ових сигнала.

Хипотеза 3: Класификацију соматосензорних потенцијала изазваних догађајем за сврху управљања *BCI* системом могуће је вршити на основу једноканалних и вишеканалних *EEG* мерења, а вишеканални приступ може повећати перформансе система у погледу тачности класификације и/или брзине преноса информација. У случају експерименталне парадигме са две стимулационе локације на истој подлактици испитаника које стимулишу гране медијалног и радијалног нерва и са вероватноћом достављања стимулуса на једну од локација од 50%, могуће је из *EEG* одзива са вероватноћом већом од 70% детектовати пажњу испитаника на једну од стимулационих локација.

Научни доприноси

У оквиру ове докторске дисертације очекују се следећи научни доприноси:

1. експериментална поставка за изазивање електрофизиолошких одговора на соматосензорну електричну стимулацију сензорних путева подлактице,
2. софтверска апликација за прикупљање, визуелизацију, анализу и класификацију *EEG* сигнала у реалном времену,
3. нова парадигма управљања *BCI* системом која се заснива на соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем,
4. систематски тестиран и оптимизован метод за издвајање обележја и класификацију *EEG* сигнала у циљу детекције когнитивног задатка.

Резултати истраживања су публиковани у четири рада у часописима са *SCI* листе, као и у једном раду у зборнику међународне конференције. Поред тога, пријављено је и једно техничко решење.

Радови у међународним часописима

1. A. M. Savić, M. Novičić, O. Đorđević, L. Konstantinović & V. Miler-Jerković, *Novel electrotactile brain-computer interface with somatosensory event-related potential based control*, Frontiers in Human Neuroscience, vol. 17, pp. 1-11, 2023. DOI: 10.3389/fnhum.2023.1096814 (M22) [7],
2. M. Novičić & A. M. Savić, *Somatosensory event-related potential as an electrophysiological correlate of endogenous spatial tactile attention: Prospects for electrotactile brain-computer interface for sensory training*, Brain Sciences, vol. 13, no. 5, p. 766, 2023. DOI: 10.3390/brainsci13050766 (M22) [8],
3. M. Novičić, O. Đorđević, V. Miler-Jerković, L. Konstantinović & A. M. Savić, *Improving the performance of electrotactile brain–computer interface using machine learning methods on multi-channel features of somatosensory event-related potentials*, Sensors, vol. 24, no. 24, pp. 1–14, 2024. DOI: 10.3390/s24248048 (M21) [9],
4. A. M. Savić, M. Novičić, V. Miler-Jerković, O. Djordjević & L. Konstantinović, *Electrotactile BCI for top-down somatosensory training: Clinical feasibility trial of online bci control in subacute stroke patients*, Biosensors, vol. 14, no. 8, pp. 1–17, 2024. DOI: 10.3390/bios14080368 (M21) [10].

Радови у зборницима конференција од међународног значаја

1. M. Novičić, V. Miler-Jerković, O. Đorđević, L. Konstantinović & A. M. Savić, *Proof of concept platform of an electrotactile brain computer interface*, in Proceedings of the 8th International Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering (IcETRAN 2021), Ethno village Stanišići, Bosnia and Herzegovina: Društvo za ETRAN, 2021, pp. 1–4, ISBN: 978-86--7466-894-8 (M33) [11].

Техничка решења

1. A. Savić, M. Novičić, V. Miler Jerković, *Prototip elektrotaktilnog interfejsa mozak-računar za rehabilitaciju senzornih funkcija nakon moždanog udara*, 2024 (M82) [12].

Структура докторске дисертације

У првом поглављу дат је увод у *BCI* системе. Поглавље обухвата кратак историјски преглед развоја *BCI* технологија, опис основних компоненти и структуре *BCI* система, као и класификацију ових система према различитим критеријумима. Описана је неинвазивна метода за мерење мождане активности (*EEG*), која представља један од најчешће коришћених приступа у овом пољу. Поред тога, представљени су различити модалитети контроле који се користе при интеракцији мозга и рачунара, стављајући посебан акценат са соматосензорне потенцијале изазване догађајем (*sERP*).

У другом поглављу описана је експериментална поставка која је развијена за потребе истраживања у овој докторској дисертацији. Представљена је детаљна архитектура *BCI* система, укључујући систем за електричну стимулацију и систем за аквизицију електрофизиолошких сигнала. Посебна пажња посвећена је детаљном опису процедуре извођења два типа експеримената за изазивање *sERP* одговора применом електричне стимулације. Поред тога, дата је структура и садржај база података које су прикупљене током студије.

Треће поглавље посвећено је опису апликације за контролу *BCI* система која је развијена у оквиру ове докторске дисертације. У секцији 3.1 приказан је део апликације намењен подешавању параметара *BCI* система, укључујући подешавање електричног стимулатора, аквизиције и експеримента. Затим, у секцији 3.2, описан је део апликације за прикупљање података који ће бити коришћени у каснијој анализи. Секција 3.3 посвећена је делу апликације који врши припрему података за класификацију, укључујући процесе предобраде сигнала, издвајања обе-

лежја и тренинг класификатора. У секцији 3.4 представљен је модул за класификацију пажње у реалном времену. На крају поглавља, у секцији 3.5, приказан је начин на који апликација омогућава комуникацију са испитаницима, путем приказивања одговарајућих порука и инструкција током извођења експеримента.

У четвртом поглављу дат је детаљан преглед корака у анализи сигнала. У секцији 4.1 појединачно су објашњени кораци предобраде: филтрирање сигнала, издвајање епоха, корекција помераја базне линије, одбацивање епоха са артефактима, децимација сигнала и усредњавање епоха. Затим је у секцији 4.2 приказан поступак детекције карактеристичних пикова *sERP* сигнала и издвајања параметара. Описан је поступак статистичке анализе ради утврђивања постојања значајне разлике у морфологији *sERP* сигнала за различите експерименталне услове. На крају поглавља, у секцији 4.3, описан је поступак издвајања обележја *sERP* сигнала у циљу препознавања когнитивних компоненти за детекцију пажње испитаника, при чему су представљена два различита приступа: једноканални (издвајање обележја из сваког *EEG* канала засебно) и вишеканални приступ (заједничко издвајање обележја из више канала).

Пето поглавље пружа теоријски преглед алгоритама машинског учења који се користе у овој докторској дисертацији. Поред теоријске основе, описан је и поступак имплементације, оптимизације хиперпараметара и евалуације перформанси класификатора.

У шестом поглављу приказан је утицај задатка просторне пажње на морфологију *sERP* сигнала за исту локацију електричне стимулације. Представљени су резултати статистичке анализе издвојених параметара карактеристичних пикова *sERP* сигнала, за сваки *EEG* канал. Такође, одређени су временски интервали током којих постоје статистички значајне разлике у амплитудама *sERP* сигнала између посматраних експерименталних услова.

Седмо поглавље приказује резултате класификације когнитивних компоненти у циљу детекције пажње испитаника. Секција 7.1.1 садржи резултате добијене класификацијом на основу обележја издвојеним једноканалним приступом, док су у секцији 7.1.2 дати резултати класификације базирани на вишеканалном приступу. У оба приступа тестиран је утицај броја усредњених епоха и типа класификатора на перформансе детекције. На крају поглавља, у секцији 7.2, дата је дискусија у којој су анализирани и упоређени добијени резултати класификације за оба приступа издвајања обележја.

Осмо поглавље представља резултате клиничке студије изводљивости *online BCI* контроле. Приказани су резултати анализе *sERP* образаца забележених код пацијената у субакутној фази након можданог удара, током задатака усмерене тактилне пажње. Поред перформанси класификације пажње, приказани су и резултати статистичких анализа којима је испитан утицај различитих фактора (старост пацијената, локација лезије и клиничка процена) на ефикасност детекције пажње у реалном времену.

На крају дисертације дат је закључак, са наведеним хипотезама и научним доприносима дисертације (секција 9.1) и наведеним смерницама за даљи рад (секција 9.2).

1 Увод у *BCI* системе

Мозак представља најсложенији биолошки систем познат човеку, а разумевање начина на који генерише и обрађује информације већ деценијама је у фокусу савремене науке. Са развојем технологије, отворила се могућност да се електрична активност мозга не само прати, већ и користи као средство за управљање уређајима и комуникацију са окружењем. Као резултат овог настојања да се премости јаз између неурофизиолошких процеса и дигиталних система настали су мозак-рачунар системи (енг. *Brain-Computer Interfaces*, *BCI*).

BCI је комуникациони систем који се састоји од хардверског и софтверског дела, и омогућава интеракцију човека са његовим окружењем без употребе периферних нерава и мишића, већ искључиво помоћу контролних сигнала који настају услед промена у можданој активности.

1.1 Историја развоја *BCI* система

Развој мозак-рачунар интерфејс започео је на Универзитету у Калифорнији, седамдесетих година прошлог века. Први концепт *BCI* система приписује се пионирском раду Жак Видала из 1973. године под насловом "Toward Direct Brain-Computer Communication". Видал је тада поставио питање: *"Могу ли се ови уочљиви електрични сигнали мозга искористити као носиоци информација у комуникацији између човека и рачунара, или за управљање спољашњим уређајима као што су протезе или свемирски бродови?"* [13]. Први тестови су извршени на животињама, 1969. године, када је показано да мајмуни могу да науче да контролишу роботску руку помоћу неуралне активности [14].

Први покушаји употребе *BCI* система на људима су забележени две деценије касније. Почетком 1990-их, истраживачки тим са Универзитета у Рочестеру показао је могућност да особа, користећи само мождане сигнале, контролише курсор на екрану [15]. Овај експеримент представљао је значајан корак ка функционалним *BCI* системима. Преломни моменат у области био је развој *BCI* система који подразумева директно имплантирање електрода у мождану кору. У раним 2000-тим година започета је сарадња између Универзитет Браун (Роуд Ајланд, САД) и компаније *Cyberkinetics* (Масачусетс, САД) на *BrainGate* пројекту, када је особама са квадриплегијом омогућено да померају роботску руку или курсор, користећи само своје мисли [16].

Развој *BCI* система тесно је повезан са напретком у области обраде и анализе сигнала. Унапређење метода за редукцију шума и екстракцију релевантних обележја, као и примена савремених алгоритама машинског учења, значајно су допринели бољем разумевању можданих активности и повећању поузданости ових система. Савремени развој *BCI* система обухвата широк спектар решења, од неинвазивних комерцијалних уређаја до напредних инвазивних имплантата намењених клиничкој примени. Недавни напредак укључује развој бежичних *BCI* система који омогућавају корисницима већу слободу кретања и дуготрајно праћење неуралне активности у кућним условима [17]. Један од најпознатијих примера је систем *Neuralink* (*Neuralink*,

Фримонт, САД) који подразумева имплантацију неуралног чипа високе резолуције директно у мождану кору, уз помоћ робота за хируршко позиционирање флексибилних електрода [18]. Циљ овог система је потенцијално лечење неуролошких поремећаја као што су парализе и неуродегенеративне болести.

1.2 Примена *BCI* система

Напредак у развоју *BCI* система омогућио је њихову примену изван оквира истраживачких институција, чиме су постали релевантни и у индустријској пракси. Једна од области у којој се *BCI* системи све више примењују јесте медицина, где налазе примену у асистивним технологијама, рехабилитацији и третману психолошких поремећаја [19–21].

Једна од примена *BCI* система у медицини јесте контрола асистивних уређаја. Развијени су *BCI* системи за управљање инвалидским колицима детекцијом промена у можданој активности, као реакције на неки спољашњи стимулус [22–25]. Такође, постоје истраживања која се заснивају на пројектовању *BCI* система за контролу вештачких екстремитета [26–29] или егзоскелета [30–33]. *BCI* системи нашли су значајну примену и у области асистенције говора, посебно кроз развој комуникационих спелера који омогућавају пацијентима да комуницирају путем мождане активности [34–37]. Истраживачи на Универзитету Калифорније у Дејвису развили су *BCI* који преводи мождане сигнале у говор, омогућавајући особама са амиотрофичном латералном склерозом да поново комуницирају [38].

BCI системи имају улогу и у домену рехабилитације, где је њихова улога убрзавање опоравка погођених нервних путева и обнова њихове функције [39]. Посебно су важни у рехабилитацији моторне контроле код пацијената који су услед болести (нпр. можданог удара) у потпуности изгубили контролу над одређеним екстремитетом. Истраживања су показала да примена *BCI* система може омогућити пацијентима да у одређеној мери поврате функционалност оштећеног екстремитета [40–42]. Такође, *BCI* системи се користе и у лечењу когнитивних оштећења насталих као последица неуролошких болести [43, 44]. Нове студије предлажу примену виртуалне реалности у неурорехабилитацији на бази *BCI* система са циљем повећавања занимљивости експеримента и мотивације испитаника [45–47].

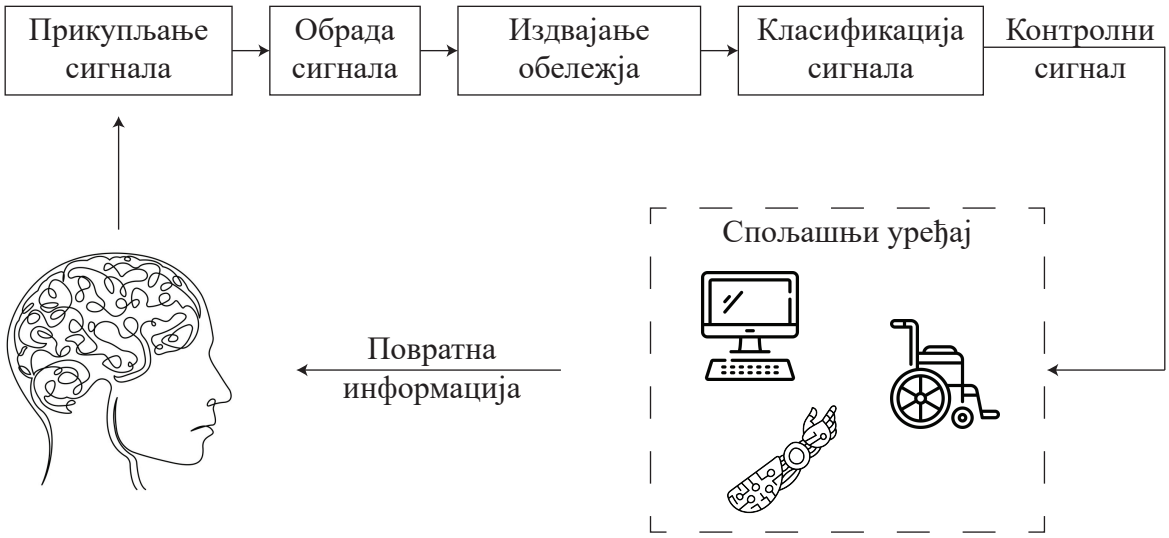
BCI системи имају широку примену и у третману психолошких поремећаја, као што су поремећај пажње, шизофренија, неуродегенеративне болести и депресија. Jeunet и сарадници предложили су употребу неурофидбека заснованог на *BCI* систему за редукцију хиперкинетичке активности код особа са поремећајем пажње и хиперактивности [48]. У раду [49] представљен је *BCI* систем за неурофидбек тренинг усмерен на модулацију μ-ритма у *EEG* сигналу код деце са аутизмом. Резултати прелиминарне студије су показали да је код 4 од 7 деце уочен позитиван тренд учења и краткорочни пораст потискивања μ-ритма након неурофидбек тренинга.

Осим у медицини, *BCI* системи налазе примену и у другим гранама индустрије, као што су неуроергономија, неуромаркетинг, образовање, безбедност и забава [50, 51]. У раду [52] предложена је примена *BCI* система у циљу предвиђања намере куповине и афективног става потрошача. Показано је да се у *EEG* сигналима јављају компоненте које су повезане са когнитивном обрадом и доношењем одлука. Истраживања показују да *BCI* системи могу унапредити процес учења прилагођавањем наставног садржаја у складу са менталним оптерећењем, интересовањем и фокусом ученика [53]. Mu и сарадници су представили систем за личну аутентификацију који анализира промене у *EEG* сигналима изазване визуелним стимулусима познатих и непознатих лица [54]. Резултати истраживања указују на то да *BCI* системи представљају поуздану методу биометријске идентификације.

1.3 Компоненте *BCI* система

Стандардни *BCI* се састоји од четири главне компоненте: прикупљање сигнала, обраду сигнала, издвајање обележја сигнала и класификацију тих обележја. На слици 1.1 је приказана основна шема *BCI* система.

Систем за прикупљање сигнала користи се за мерење мождане активности. Након прикупљања, сигнали пролазе кроз основне кораке предобраде у циљу побољшања односа сигнал/шум и издвајања релевантних компоненти сигнала. У следећој фази, током издвајања обележја, генеришу се карактеристике које најбоље раздвајају различита стања или задатке. Завршни корак обухвата класификацију улазних сигнала на основу издвојених обележја, са циљем генерисања одговарајућих контролних сигнала [55]. Тако добијени контролни сигнали се даље користе за управљање различитим спољашњим уређајима, као што су инвалидска колица, рачунари и други уређаји.



Слика 1.1: Основна шема *BCI* система. Слика преузета уз измене из [56].

1.4 Мерење мождане активности

Мерење мождане активности представља кључну компоненту сваког *BCI* система. Промене у можданим сигналима одражавају когнитивна или моторичка стања, те омогућавају интерпретацију корисникових намера без потребе за физичким покретом. *BCI* системи могу користити два основна физиолошка механизма: електрофизиолошке сигнале, који представљају директну електричну активност неурона, и хемодинамичке одговоре, који представљају индиректне мере активности кроз промене у протоку и оксигенацији крви [57].

Електрофизиолошка активност настаје као резултат преноса информација између неурона, при чему долази до промене концентрације јона преко ћелијске мембране. Ове промене нарушавају равнотежу електричног потенцијала између унутрашњости и спољашњости ћелије, што доводи до настанка акционог потенцијала. Сумарна активност великог броја неурона, посебно у кори великог мозга, резултира настанком мерљивих електрофизиолошких сигнала који се могу регистровати различитим методама: електроенцефалографија (енг. *Electroencephalography*, *EEG*) [58], магнетоенцефалографија (енг. *Magnetoencephalography*, *MEG*) [59], електрокортикографија (енг. *Electrocorticography*, *ECoG*) [60], и локални електрични потенцијали у мозгу (енг. *Local Field Potentials*, *LFP*) [61]. С друге стране, хемодинамички одговори представљају физиолошке промене у протоку крви, оксигенацији и метаболизму у мозгу, настале као последица неуронске активације. Ове промене подразумевају повећан доток крви и виши ниво

оксигенације у активним регионима, што се може регистровати помоћу метода као што су: позитронска емисиона томографија (енг. *Positron Emission Tomography*, PET) [62], функционална магнетна резонанца (енг. *Functional Magnetic Resonance Imaging*, *fMRI*) [63] и спектроскопија у делу спектра блиском инфрацрвеном зрачењу (енг. *Functional Near-Infrared Spectroscopy*, *fNIRS*) [64].

Према начину прикупљања можданих сигнала, *BCI* системи се деле на инвазивне и неинвазивне. Инвазивни *BCI* системи подразумевају постављање електрода директно на мождану кору (*ECoG*) или унутар можданог ткива (*LFP*), чиме се омогућава висока просторна резолуција и сигнал великог интензитета. Иако ове методе нуде висок квалитет сигнала и већу отпорност на артефакте и спољашње шумове, захтевају хируршку интервенцију, што носи ризике као што су инфекције, имунолошка одбацивања импланта и формирање ожиљног ткива које временом може утицати на квалитет сигнала.

Супротно томе, неинвазивни *BCI* системи користе електроде постављене на површину главе, као у случају *EEG* мерења, или користе методе које се заснивају на мерењу хемодинамичких одговора мозга, као што су *fNIRS* или *fMRI*. Главне предности неинвазивних метода су безбедност, једноставност примене и одсуство ризика по здравље корисника. Међутим, због веће удаљености од извора сигнала, ови системи имају ограничену просторну резолуцију, слабији однос сигнал/шум и већу подложност артефактима из окружења. Већина савремених *BCI* система се базира на мерењу *EEG* активности [51]. У оквиру ове дисертације *BCI* систем користи *EEG* као методу за мерење мождане активности.

Свака од метода за мерење мождане активности има специфичне карактеристике у погледу временске и просторне резолуције, инвазивности, преносивости, цене, као и применљивости у реалном времену. Основне разлике и особине ових метода су сумиране у табели 1.1 [65].

Табела 1.1: Поређење особина метода за прикупљање мождане активности.

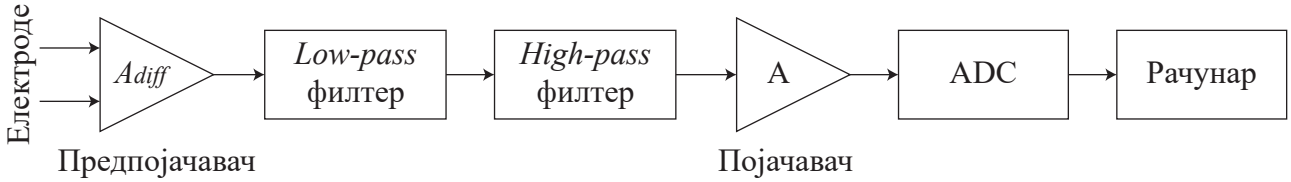
Тип сигнала	**Инвазивност**	**Временска резолуција**	**Просторна резолуција**	**Мобилност**	**Цена**[1]	**Погодност за *BCI***[2]
EEG	Неинвазивна	Висока ∼0.05 s	Ниска ∼10 mm	Да	*	***
MEG	Неинвазивна	Висока ∼0.05 s	Средња ∼5 mm	Не	****	**
ECoG	Инвазивна	Висока ∼ 0.003 s	Висока ∼1 mm	Да	***	***
LFP	Инвазивна	Висока ∼0.003 s	Висока ∼0.5 mm	Не	****	***
PET	Неинвазивна	Ниска ∼0.2 s	Висока ∼1 mm	Не	****	*
fMRI	Неинвазивна	Ниска ∼1 s	Висока ∼1 mm	Не	****	*
fNIRS	Неинвазивна	Средња ∼0.1 s	Ниска ∼20 mm	Да	**	**

[1] * - *ниска*, ** - *средња*, *** - *висока*, **** - *веома висока цена*

[2] * - *ниска*, ** - *средња*, *** - *висока погодност за примену у BCI системима*

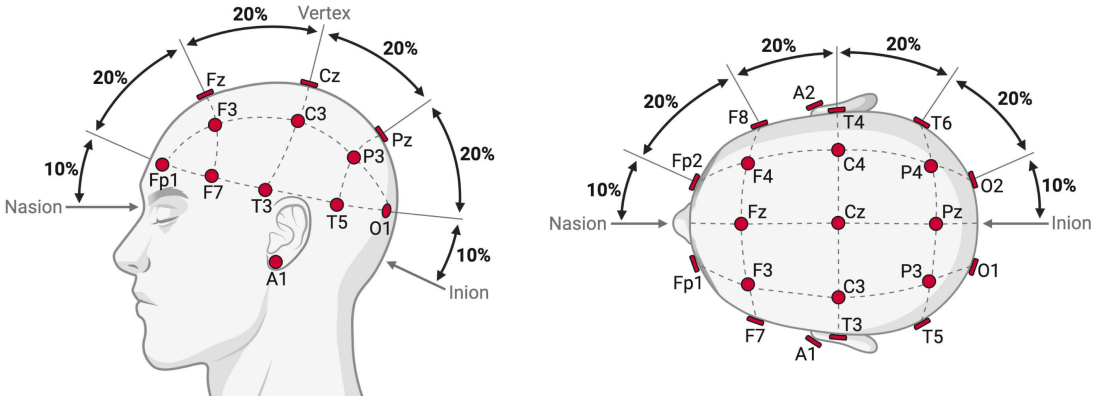
1.4.1 Електроенцефалографија

Електроенцефалографија представља неинвазивну технику мерења електричне активности мозга путем електрода постављених на површину скалпа. Њена главна предност је висока временска резолуција, која омогућава прецизно праћење динамичких промена у можданој активности у реалном времену, као одговор на различите спољашње и унутрашње стимулусе [66]. Ипак, због тога што електроде нису у директном контакту са можданим ткивом, прикупљени сигнали су ниских амплитуда (типично око 10 μV) и карактеришу се ниским односом сигнал/шум, што може утицати на квалитет и поузданост интерпретације [67]. Систем за мерење *EEG* активности састоји се од неколико основних компоненти: електроде, систем за хардверску обраду сигнала, аналогно-дигитални конвертор (енг. *Analog-to-Digital Converter*, *ADC*) и рачунар за приказ и анализу података [68], слика 1.2.



Слика 1.2: Блок дијаграм система за мерење *EEG* сигнала. Слика преузета уз измене из [69].

EEG сигнали се прикупљају постављањем малих округлих електрода на површину главе, најчешће помоћу специјализоване капе. Позиције за постављање електрода су усклађене са стандардизованим распоредом, као што је међународни 10-20 систем [70], слика 1.3. Овај систем има укупно 21 електроду, укључујући и референтне. Број електрода директно утиче на просторну резолуцију мерења – већи број електрода омогућава прецизније просторно локализовање можданих активности [71]. Због ниских амплитуда *EEG* сигнала, у пракси се често користе активне електроде које у себи садрже коло предпојачавача, како би се побољшао однос сигнал/шум пре даљег преноса [72].



Слика 1.3: 10-20 поставке мерних *EEG* електрода. Слика преузета уз измене из [73].

Систем за хардверску обраду сигнала врши филтрирање и појачање сигнала са циљем издвајања релевантних компоненти сигнала и елиминације артефаката који могу нарушити његов квалитет. На тај начин се обезбеђује поузданији и стабилнији пренос ка *ADC* конвертору. Кључан параметар у дизајну система представља фреквенција одабирања, која мора бити довољно висока да задовољи услове Шенонове теореме о одабирању [74]. Обзиром да *EEG* сигнали обухватају фреквенцијски опсег од 1 до 50 Hz, у пракси се најчешће користе фреквенције одабирања у распону од 250 до 2000 Hz [68]. У циљу очувања релевантних информација, *EEG* сигнал се квантизује са резолуцијом од 16 bita [75]. Након дигитализације, сигнали се шаљу на рачунар, где се могу визуелизовати и обрадити применом различитих алгоритама за предобраду, екстракцију обележја и класификацију.

1.5 Контролни сигнали у *EEG – BCI* системима

Контролни сигнали у *BCI* системима представљају физиолошки одговор у мождановој активности на неку промену, и служе за извршавање одређене радње, као што је померање курсора на екрану или покретање инвалидских колица [57].

У зависности од начина на који се генерише промена у мождановој активности, *BCI* системи се класификују на евоциране и индуковане [76]:

- Евоцирани *BCI* системи заснивају се на одговорима мозга који настају као директна реакција на спољни стимулус.
- Индуковани *BCI* системи се ослањају на неуронске промене које корисник самостално изазива, без спољне стимулације.

Поред тога, *BCI* системи се могу поделити на пасивне, активне и реактивне, у зависности од начина на који настају контролни сигнали [77]:

- Пасивни *BCI* системи не захтевају свесну модулацију мождане активности од стране корисника. Уместо тога, систем детектује спонтане или невољне промене у мождановој активности, као што су нивои пажње, умора или емоционалног стања, како би проценио стање корисника.
- Активни *BCI* системи подразумевају да корисник свесно модулише мождану активност, на пример менталним замишљањем покрета, како би директно управљао екстерним уређајем.
- Реактивни *BCI* системи ослањају се на анализу можданих одговора који су изазивани реакцијом корисника на неки спољашњи стимулус.

У зависности од типа спољашњег стимулуса који се користи за генерисање контролног сигнала, реактивни *BCI* системи се деле на визуелне, аудиторне и соматосензорне [78]:

- Визуелни системи користе визуелне стимулусе, као што су трепћућа светла, промене црно-белих образаца или промена боје/фреквенције објеката, како би изазвали специфичне промене у мозгу. Ови сигнали су најизраженији у окципиталном региону.
- Аудиторни системи користе звучне стимулусе како би изазвали промене у мождановој активности, који су најизраженији у темпоралној регији мозга, тачније у аудиторном кортексу.
- Соматосензорни системи укључују употребу тактилних или механичких стимулуса који делују на периферне нервне путеве. Ова врста стимулације доводи до промена у мождановој активности у сензомоторном кортексу, на контралатералној страни у односу на локацију стимулације.

Захваљујући високој поузданости и једноставности поставке система, визуелни стимулуси представљају најчешће примењени вид стимулације у постојећим *BCI* системима [79–81]. Насупрот томе, соматосензорни *BCI* системи, поред коришћења уређаје за мерење мождане активности и рачунара, захтевају и уређај за соматосензорну стимулацију, што додатно компликује архитектуру система. Управо због повећане комплексности, ови системи се ређе помињу у литератури и односу на друге облике стимулације [82].

Промене у мождановој активности које настају као одговор на спољашњи стимулус деле се у неколико категорија: транзијентни евоцирани потенцијали, стационарни евоцирани потенцијали и потенцијали изазвани догађајем. Ова класификација зависи од природе стимулуса и начина на који мозак одговара.

Транзијентни евоцирани потенцијали представљају краткотрајне одговоре мозга на појединачне стимулусе. У случају транзијентних потенцијала, учестаност стимулације је ниска; на пример, код визуелне стимулације не сме прелазити 2 стимулуса по секунди [83]. Овако спора

стопа стимулације омогућава сензорним путевима довољно времена да се опораве између узастопних стимулуса. Транзијентни одговори се манифестују као позитивни и негативни пикови у периоду до неколико стотина милисекунди након стимулуса, а *BCI* системи их користе за генерисање контролног сигнала, најчешће преко компоненти као што су *N75* и *P100*. [84–86].

Стационарни евоцирани потенцијали (енг. *Steady State Evoked Potentials*, SSEP) настају као реакција на појаву стимулуса фиксне фреквенције [87]. Када се такав стимулус примењује континуирано, у *EEG* сигналу се уочавају периодичне осцилације чија је основна фреквенција једнака фреквенцији стимулуса [88]. Захваљујући својој стабилности, високој амплитуди и лакој детекцији у фреквенцијском домену, *SSEP* сигнали имају значајну примену у *BCI* системима [89, 90].

Потенцијали изазвани догађајем (енг. *Event-Related Potentials*, *ERP*) представљају промене у можданој активности које настају као одговор на одређени догађај или стимулус [91]. Ове промене обухватају не само реакције на сензорну стимулацију – визуелну, аудиторну или соматосензорну – већ и когнитивне одговоре, као што је усмеравање пажња [92]. *ERP* одговори се манифестују у виду серије позитивних и негативних пикова са одређеним кашњењем у односу на тренутак стимулације. За разлику од транзијентних евоцираних потенцијала, *ERP* компоненте као што су *N200*, *P300* или *N400* јављају се са латенцом дужом од неколико стотина милисекунди након стимулуса, што одражава дубљу когнитивну обраду [93]. Захваљујући способности да одражавају специфичне когнитивне процесе, *ERP*-ови се сматрају веома погодним за примену у *BCI* системима [94].

1.6 Детекција усмерене тактилне пажње

Главна предност соматосензорне стимулације у *BCI* контроли јесте могућност превазилажења једне од највећих препрека визуелних *BCI* система, а то је умор од гледања који се јавља након дужег коришћења [95]. У последњим годинама, у литератури се све чешће спомињу *BCI* системи засновани на стационарним соматосензорним потенцијалима или соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем, који су намењени за задатке усмерене пажње.

1.6.1 Соматосензорни стационарни евоцирани потенцијали

Соматосензорни стационарни евоцирани потенцијали (енг. *Somatosensory Steady-State Evoked Potentials*, SSSEP) се односе на промене у можданој активности изазване периодичном електричном или вибрационом стимулацијом сензорних путева [90, 95, 96]. Применом периодичне стимулације долази до појаве периодичних осцилација у можданој активности чија основна учестаност одговара фреквенцији стимулације.

У раду [96] испитана је могућност примене *SSSEP* одговора за генерисање контролног сигнала у *BCI* систему. С обзиром на то да људски организам има индивидуалне резонантне опсеге [87], оптимална фреквенција стимулације је одређена појединачно за сваког испитаника. Вибрациона стимулација је примењена на кажипрсте обе руке, док су *EEG* сигнали прикупљени помоћу три електроде позициониране над примарним сензомоторним кортексом (*C3*, *C4* и *Cz*). Резултати су показали да у случају стимулације десног кажипрста долази до појаве израженог пика у фреквенцијском спектру сигнала са електрода *C3* и *Cz*, на фреквенцији која одговара фреквенцији стимулуса. Насупрот томе, приликом стимулације левог кажипрста, пик је регистрован на електроди *C4*. Ови резултати потврђују да тактилна стимулација изазива промене у можданој активности у сензомоторном кортексу, и то на контралатералној страни у односу на локацију стимулације. Другим речима, приказани резултати доказују да је могуће засновати *BCI* систем на *SSSEP* одговорима.

Kim и сарадници [24] испитали су могућност примене стационарне вибрационе стимулације за контролу инвалидских колица. Систем омогућавао избор једне од три команде усмеравањем пажње на једну од три стимулационе локације: леву руку, десну руку или десно стопало. За сваког испитаника појединачно је извршено прилагођавање фреквенције стимулације, у оквиру опсега од 13 до 35 Hz. Мождана активност је праћена помоћу 30 *EEG* електрода. Резултати су показали да су сви испитаници успешно завршили експеримент, тј. инвалидска колица су успешно стигла до циља без колизије, што указује на потенцијалну примену *SSSEP* сигнала у циљу контроле инвалидских колица. У истом раду упоређене су перформансе управљања инвалидским колицима засноване на *SSSEP* сигналима и на менталном замишљању покрета. Резултати су показали да *SSSEP* приступ обезбеђује боље перформансе, док је већина испитаника навела да је такав начин контроле и мање заморан у односу на задатке менталне визуализације покрета.

Мана *SSSEP BCI* система јесте потреба за одређивањем индивидуалне резонантне учестаности стационарних одговора за сваког испитаника [97], што отежава генерализацију и ширу примену система. Додатно, увођење задатка тактилне пажње уз примену континуиране стимулације на више локација захтева висок ниво концентрације испитаника. Ови системи генерално имају ниску тачност препознавања команди уколико су стимулационе локације просторно блиске, док се високе тачности постижу када су локације удаљене (нпр. лева и десна рука), јер мозак јасније раздваја одговоре са различитих страна тела [90, 95].

Yao и сарадници [26] применили су комбинацију моторног замишљања покрета и селективне тактилне стимулације како би побољшали разликовање менталних задатака усмерених на леву и десну страну тела. Резултати су показали да хибридни приступ постиже боље перформансе у тачности детекције пажње (83.1%) у поређењу са приступом заснованим само на замишљању покрета (71.9%) или само на *SSSEP* сигналима (72.6%).

У раду [98] представљена је могућност примене овог контролног сигнала за класификацију селективне пажње, користећи просторна и спектрална обележја. Испитаник је имао задатак да усмери пажњу на један од два вибрациона стимулуса постављена на кажипрстима леве и десне руке. Мождана активност је снимана коришћењем 23 *EEG* електроде, распоређене изнад фронталног, централног и паријеталног кортекса, покривајући области које су важне за моторне функције, сензорну обраду и когнитивне процесе. Просечна тачност класификације селективне пажње, примењивањем линеарне дискриминативне анализе, кретала се у опсегу од 48% до 57.9%, зависно од подскупа обележја која су коришћена.

1.6.2 Соматосензорни потенцијали изазвани догађајем

Соматосензорни потенцијали изазвани догађајем (енг. *Somatosensory Event-Related Potentials*, sERP) спадају у групу *ERP* одговора на електричну или вибрациону стимулацију. Ове промене у можданој активности се јављају при спајању когнитивног задатка са стимулацијом чија је учестаност постављена тако да изазове транзијентне евоциране потенцијале [99].

Тактилни *BCI* системи засновани на *sERP* одговорима су истражени у мањем обиму у односу на системе који се заснивају на *SSSEP* одговорима. Већина постојећих решења заснива се на анализи *P300* компоненте, која се може уочити у *sERP* сигналу током примене такозване *oddball* парадигме. Ова експериментална парадигма подразумева постојање ретког, циљаног стимулуса на који је усмерена пажња испитаника, као и чешћих дистрактора, односно стимулуса које испитаник треба да игнорише. Кључна карактеристика *oddball* парадигме је ниска вероватноћа појаве циљаног стимулуса у односу на дистракторе. Главна мана овог приступа је потреба за дужим временом снимања како би се прикупили довољно поуздани *ERP* одговори који се касније користе за генерисање контролног сигнала.

Brouwer и сарадници [82] испитали су могућност примене *BCI* система заснованог на соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем, који настају услед вибротактилне стимулације. Аутори су анализирали утицај броја дистрактора, односно вероватноће појаве циљаног

стимулуса, на перформансе класификације. Резултати су показали да број дистрактора не утиче значајно на тачност класификације. Експериментални резултати показују да је могуће поуздано детектовати *P300* одговоре користећи тактилну стимулацију, што представља вредну алтернативу визуелним и аудиторним *BCI* системима. Овај приступ отвара могућност примене *BCI* технологије код корисника са оштећењем вида или слуха.

У раду [25] аутори су предложили *BCI* систем заснован на *P300* одговорима добијеним тактилном стимулацијом, са циљем контроле инвалидских колица. Мождана активност је праћена коришћењем 16 *EEG* електрода, претежно постављених изнад моторног кортекса и кортекса одговорног за сензорну обраду. Осам тактилних стимулатора је у паровима постављено на четири локације: леву и десну бутину, абдомен и горњи део леђа. Испитаник је управљао инвалидским колицима избором једне од ових стимулационих локација. На овај начин, вероватноћа појаве циљаног стимулуса износила је 25%, у складу са *oddball* парадигмом. Резултати су показали висок ниво тачности приликом навигације кроз виртуелно окружење, што потврђује применљивост оваквог *BCI* система за управљање инвалидским колицима.

Показано је да примена *ERP* одговора за генерисање контролног сигнала има одређене предности у односу на примену *SSSEP* одговора. Ови сигнали омогућавају постављање стимулационих електрода на мање удаљене локације на телу (нпр. две локације на истој руци), што је могуће захваљујући једнократној стимулацији циљаних локација [100]. Секвенцијалном активацијом различитих локација може се увести задатак тактилне пажње без претераног менталног оптерећења. Поред тога, *sERP – BCI* системи пружају могућност модулације одговора искључиво стратегијама усмерене пажње, што може имати директан утицај у областима сензорног тренинга, неуропластичности и неурорехабилитације [101].

У раду [102] предложен је *BCI* систем заснован на *P300* одговорима изазваних задатком тактилне пажње током соматосензорне електричне стимулације. Мождана активност је мерена на четири локације: *Fz*, *C3*, *Cz* и *C4*, док су стимулационе електроде постављене на четири прста: два мала прста и два кажипрста. Испитаник је имао задатак да усмери своју пажњу на једну од ових стимулационих локација и броји долазне стимулусе. Експеримент је био заснован на *oddball* парадигми, са вероватноћом појаве циљаног стимулуса од 25%. Као метода класификације усмерене пажње примењена је корачна линеарна дискриминантна анализа. Резултати су показали просечну тачност класификације од $79.81 \pm 7.91\%$, а поред тога, аутори су такође анализирали количину информација која се може пренети у јединици времена (енг. *Information Transfer Rate*, *ITR*). Просечна вредност *ITR* параметра износила је 4.9 ± 1.3bpm.

Mao и сарадници [103] класификовали су тактилну пажњу изазвану вибрационом стимулацијом. Пет актуатора постављено је на абдомен, леви и десни скочни зглоб, и леви и десни длан. Четрнаест *EEG* електрода било је постављено на глави испитаника, на следећим локацијама *Fz*, *FC1*, *FC2*, *C3*, *Cz*, *C4*, *Cp3*, *Cp1*, *Cp2*, *Cp4*, *P3*, *Pz*, *P4*, и *Oz*. Експеримент је био заснован на *oddball* парадигми, при чему су циљни стимулуси били усмерени само на леви и десни длан, док су остале локације представљале дистракторе. Ниска вероватноћа појаве циљаног стимулуса од 20% била је погодна за изазивање *P300* одговора. У раду је испитан утицај броја усредњених епоха на тачност класификације и на количину информација која се може пренети у јединици времена. Успешност класификације је расла са порастом броја усредњених епоха, у опсегу од 45% до 80%, док је *ITR* опадао са 6.13 bpm на 3.39 bpm.

Аутори рада [104] представили су *P300 – BCI* систем заснован на електричној и вибрационој стимулацији. У овој студији су постојала три начина стимулације испитаника – пажња је усмерена ка левој руци, пажња је усмерена ка десној руци, и сметње. Перформансе ове парадигме су испитане и путем вибрационе и путем еклектричне стимулације. Једна сесија експеримента садржала је шест стимулуса, од којих је само један био циљани. Експериментални резултати су показали просечну тачност од 94.88% за електричну стимулацију и 95.21% за вибрациону стимулацију. Изузетно висока тачност се може повезати са ниском појавом циљаног стимулуса која износи само 16.67%. Предложена парадигма *BCI* система достиже вредности *ITR* параметра

од 6.75 bpm у случају вибрационе стимулације, и 6.88 bpm у случају електричне стимулације. Статистичка анализа показала је да не постоје значајне разлике у успешности рада *BCI* система између различитих метода стимулације.

У раду [105] коришћена су два циљана стимулуса на левом и десном зглобу, док је дистрактор постављен на рамену или леђима. Иако је њихов дизајн подразумевао једнаку вероватноћу појаве циљаних стимулуса, укључивање дистрактора са већом вероватноћом створило је *oddball* парадигму за изазивање *P300* одговора. Циљане локације су добиле по 12.5% стимулуса, док је вероватноћа појаве дистрактора била 75%.

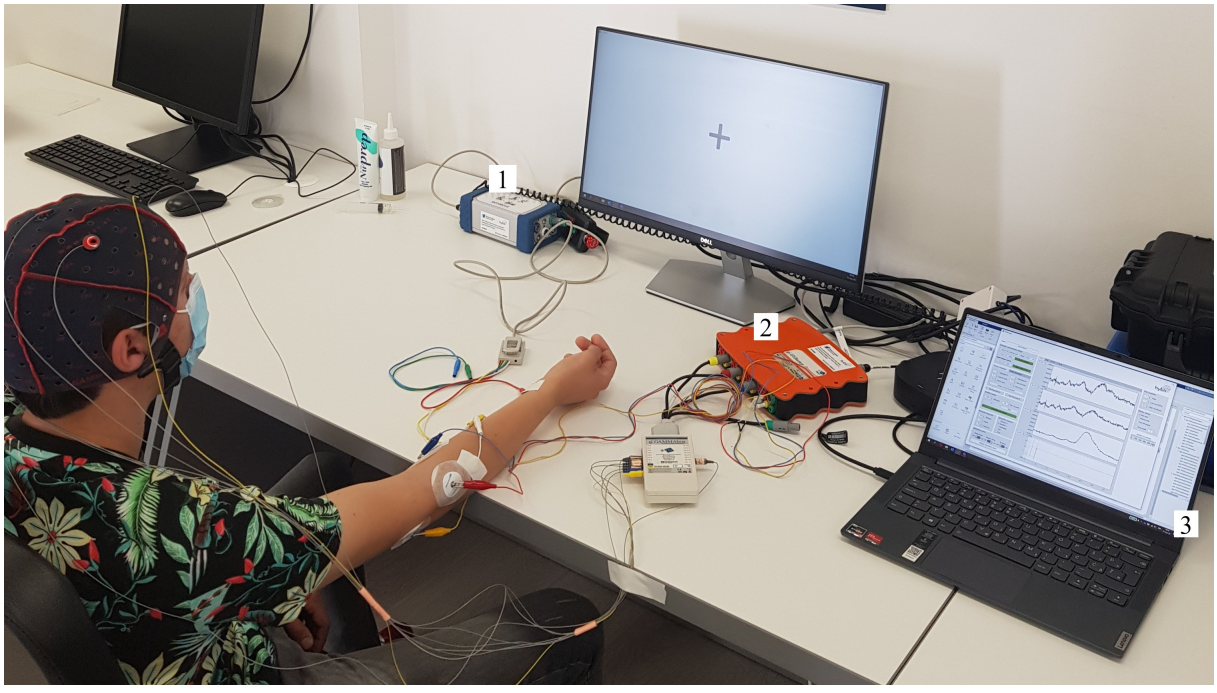
У овој докторској дисертацији представљена је нова парадигма *BCI* контроле заснована на еклектичној стимулацији у спрези са когнитивним задатком. Главна методолошка новина овог приступа, у поређењу са претходним студијама које користе тактилну стимулацију и приступ селективне пажње, јесте увођење локација стимулације на блиским деловима истог екстремитета, што до сада није истраживано ни у *SSSEP* ни у тактилним *P300* парадигмама. Осим тога, овај приступ се методолошки разликује од других тактилних *P300 – BCI* система који користе *oddball* парадигму, због примене једнаке вероватноћа појаве циљаног стимулуса и дистрактора [106–108]. На овај начин, промене у можданој активности су изазване искључиво као одговор на когнитивни задатак, и нису под утицајем разлика у вероватноћи појаве стимулуса.

2 Експериментална поставка

У овом поглављу је описана архитектура развијеног *BCI* система, укључујући и хардверске компоненте које се користе. Дат је опис експерименталног протокола, укључујући процедуру припреме испитаника, дефинисање параметара стимулације и снимања, као и ток извођења експеримента. Представљена је и структура базе података, укључујући демографске и клиничке карактеристике испитаника, начин селекције узорка и критеријуме укључивања у студију.

2.1 Архитектура *BCI* система

Предложени *BCI* систем користи спољашњу стимулацију за изазивање специфичних можданих одговора, који се региструју путем *EEG* сигнала. За аквизицију сигнала користи се појачавач електрофизиолошких сигнала са активним електродама, док се за генерисање спољашњег стимулуса користи електрични стимулатор. За потребе контроле стимулатора и аквизиције података развијена је софтверска апликација. Поставка предложеног *BCI* система приказана је на Слици 2.1. У оквиру овог дела докторске дисертације биће описане хардверске компоненте система (систем за аквизицију електрофизиолошких сигнала и електричну стимулацију), док ће све функционалности реализоване апликације бити детаљно описане у поглављу 3.

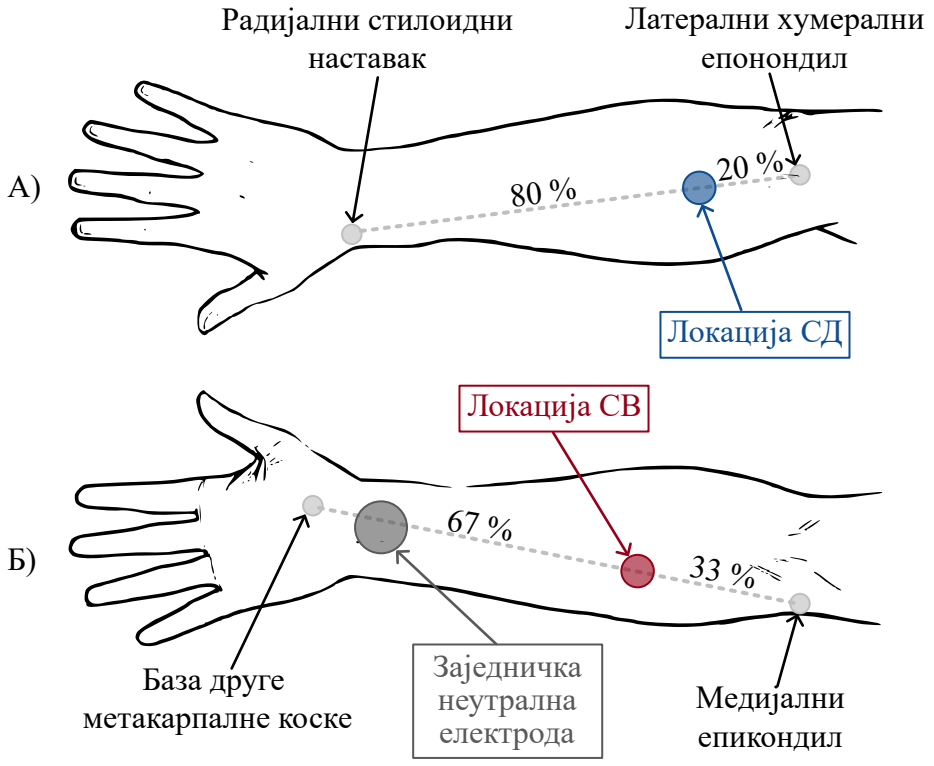


Слика 2.1: Експериментална поставка предложеног *BCI* система: 1) електрични стимулатор, 2) *EEG* појачавач са активним електродама, и 3) рачунар са софтверском апликацијом.

2.1.1 Систем за електричну стимулацију

За потребе електричне стимулације употребљен је MOTIMOVE-8 (*3F—Fit Fabricando Faber*, Србија) електрични стимулатор. Овај осмоканални стимулатор може се екстерно контролисати рачунаром путем RS485 протокола. Параметри комуникационог протокола су подешени на брзину од 115200 Bd, са 8-битним подацима, једним стоп битом и без паритетне провере. Стимулатор омогућава подешавање параметара стимулације, као што су период стимулације, амплитуда стимулуса и ширина импулса. Амплитуду стимулуса могуће је подешавати независно за сваки канал посебно, док се остали параметри подешавају униформно за све канале. Овај стимулатор пружа потпуну енергетску самосталност захваљујући интегрисаној литијумској батерији, као и комплетну електричну изолацију испитаника од главног извора напајања.

У оквиру ове студије коришћена су два канала за електричну стимулацију. Кружне стимулационе електроде (*Axelgaard Manufacturing Co. Ltd*, Орхус, Данска) постављене су на подлактицу испитника. Две активне електроде пречника 1 cm постављене су на две стимулационе локације: воларну (локација СВ) и дорзалну (локација СД) страну подлактице. Трећа, заједничка неутрална електрода пречника 3 cm постављена је на воларну страну зглоба исте руке. Поставка електрода је приказана на слици 2.2. Електрода на СД локацији постављена је изнад мишића *extensor carpi radialis*, на приближно 20% дужине линије која повезује латерални хумерални епикондил и радијални стилоидни наставак. Електрода на СВ локацији постављена је изнад мишића *flexor carpi radialis longus*, на трећини дужине која повезује медијални епикондил и базу друге метакарпалне кости. У случајевима када почетна конфигурација електрода није изазвала очекивану активацију мишића подлактице, положај електрода је накнадно прецизно прилагођен у односу на почетне позиције.



Слика 2.2: Шематски приказ поставке електрода за електричну стимулацију. А) Локација СД (плави круг) се налази на дорзалној страни подлактице. Б) Локација СВ (црвени круг) и заједничка неутрална електрода (црни круг) су постављене на воларну страну подлактице.

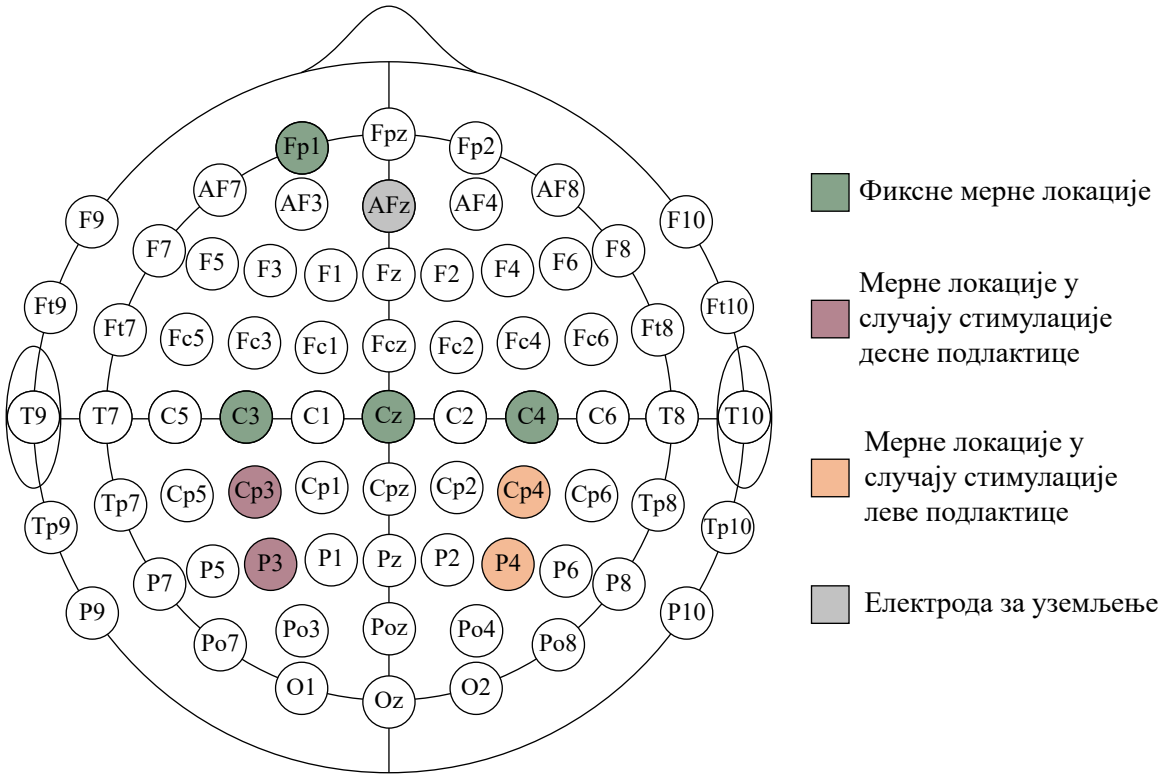
У групи здравих испитаника, електроде су постављене на подлактицу десне руке. У случају групе са пацијентима током опоравка од можданог удара електроде су постављене на подлактицу руке контралатерално (супротно) у односу на мождану лезију.

Стимулатор генерише бифазне компензоване импулсе са брзим пражњењем и контролисаном струјом. Трајање импулса подешено је на 3 µs, док је интервал између два импулса износио 750 ms. Амплитуда стимулације прилагођена је сваком испитанику засебно, а поступак подешавања детаљно је описан у секцији 2.2.

2.1.2 Систем за аквизицију електрофизиолошких сигнала

Током експеримента, истовремено су снимани сигнали електричне активности коре великог мозга (*EEG*) и сигнал артефакта стимулације. За прикупљање ових сигнала коришћен је појачавач електрофизиолошких сигнала шеснаестоканални g.USBamp (*g.tec GmbH*, Аустрија).

За снимање *EEG* активности су коришћене активне електроде (g.GAMMAcap2, *g.tec GmbH*, Аустрија) са предпојачањем (g.GAMMAbox, *g.tec GmbH*, Аустрија). Електроде су постављене према 10-10 стандарду (проширени 10-20 стандард), слика 2.3. Коришћено је шест мерних електрода, од којих су четири постављене на фиксне мерне локације за све испитанике: *Fp1*, *C3*, *Cz*, *C4*, док су преостале две електроде постављене на *Cp3* и *P3* у случају стимулације десне подлактице, односно на *Cp4* и *P4* у случају стимулације леве подлактице. Овај избор мерних локација заснован је на претпоставци да су главни извори промене у *EEG* активности као одговор на соматосензорне стимулусе локализовани у сензомоторном кортексу контралатералне хемисфере у односу на руку која се стимулише. Референтна електрода постављена је на леву ушну ресицу, док је електрода за уземљење постављена на локацију *AFz*.



Слика 2.3: Поставка електрода према 10-10 стандарду са обележеним мерним локацијама. Мерне локације *Fp1*, *C3*, *Cz*, *C4* су коришћене код свих испитаника. Електроде *Cp3* и *P3* коришћене у случају стимулације десне подлактице, док су електроде *Cp4* и *P4* коришћене у случају стимулације леве подлактице. Електрода за уземљење је постављена на локацију *AFz*.

Један канал појачавача је коришћен за детекцију артефакта стимулације. *Ag/AgCl* електроде (*Top Trace, Ceracarta*, Форли, Италија) су постављене у биполарној конфигурацији, при чему су мерне електрода постављене у близини стимулационих локација, док је електрода за уземљење постављена на лакат исте руке. Овај сигнал је коришћен искључиво за валидацију временске синхронизације између слања команде и генерисања стимулуса.

Фреквенција одабирања електрофизиолошких сигнала подешена је на 1200 Hz, а може се мењати преко графичког интерфејса корисничке апликације, поглавље 3. Примењена су два нивоа хардверског филтрирања сигнала, реализованих у оквиру g.USBamp појачавача. Сви сигнали су филтрирани са *Notch*-филтром са фреквенцијом одсецања на 50 Hz ради елиминације интерференције мрежног напајања. Поред тога, сигнали су додатно филтрирани филтром пропусником опсега. За *EEG* сигнале коришћен је филтар са пропусним опсегом од 0.1 до 100 Hz, док је за детекцију артефакта стимулације коришћен филтар са пропусним опсегом од 0.1 до 500 Hz.

2.2 Опис експеримента

Током спровођења експеримента, испитаник седи на удаљености од око 1 метар од екрана рачунара. Испитаницима је препоручено да сведу покрете тела на минимум и да избегавају учестало трептање током експеримента.

Први корак у спровођењу експеримента била је припрема испитаника за снимање. Припрема је укључивала постављање мерних и стимулационих електрода, као и дефинисање параметара аквизиције и стимулације, описано у секцијама 2.1. Амплитуда стимулуса је прилагођена индивидуално за сваког испитаника, на основу моторног прага, за сваку од стимулационих локација (СД и СВ) појединачно. Моторни праг се утврђивао постепеним повећавањем амплитуде стимулације, почевши од 5 mA, са кораком од 1 mA, све док се не уочи активација одговарајућих мишића подлактице. Уколико оригинална поставка стимулационих електрода није произвела активацију, електроде су се незнатно померале док не дође до активације мишића. Амплитуда стимулуса је финално смањена за 1 mA испод моторног прага, како би се спречила селективна контракција мишића током експеримента. Ако испитаник није подједнако осећао стимулусе на обе локације, интензитет електричне стимулације је балансиран уз активно учешће испитаника. При томе се водило рачуна да обе амплитуде остану испод прага бола и не изазивају видљиву контракцију мишића. Овај процес се понављао све док се није успоставила равнотежа у сензибилитету, а коначне вредности амплитуда су се користиле током остатка експеримента. Припрема испитаника и поставка електрода је трајала у просеку око 15 min.

Након припреме испитаника, почиње други корак у спровођењу експеримента. Током ове фазе експеримент је подељен на сесије током којих испитаник има задатак да усмери своју пажњу на једну од две стимулационе локације. Испитаник је имао и когнитивни задатак бројања стимулуса који су достављени на ону локацију на коју се фокусирао (циљани стимулуси) и игнорисање стимулуса који су достављених на другу стимулациону локацију (дистрактори). Постоји три врсте сесија: 1) тренинг испитаника (Т), 2) сесија у којој је пажња усмерена ка СД локацији (ПД), и 3) сесија у којој је пажња усмерена ка СВ локацији (ПВ). Како већина испитаника није била упозната са оваквим типом експеримента, прва сесија након припреме је била тренинг испитаника. Испитаник се током ове сесије навикава на електричну стимулацију и задатак усмеравања пажње уз бројање стимулуса. Увођење ове сесије се показало као изузетно значајно јер уводи испитаника у принцип рада система, и пружа му могућност да додатно провери интензитет стимулације. У неким случајевима ова сесија је поновљена неколико пута. Након тренинг сесије, наизменично се смењују друге две врсте сесија. У првој сесији након тренинг фазе, насумично је бирана локација на коју ће пажња бити усмерена. Пре почетка сесије, оператер саопштава испитанику на коју стимулациону локацију треба да усмери пажњу.

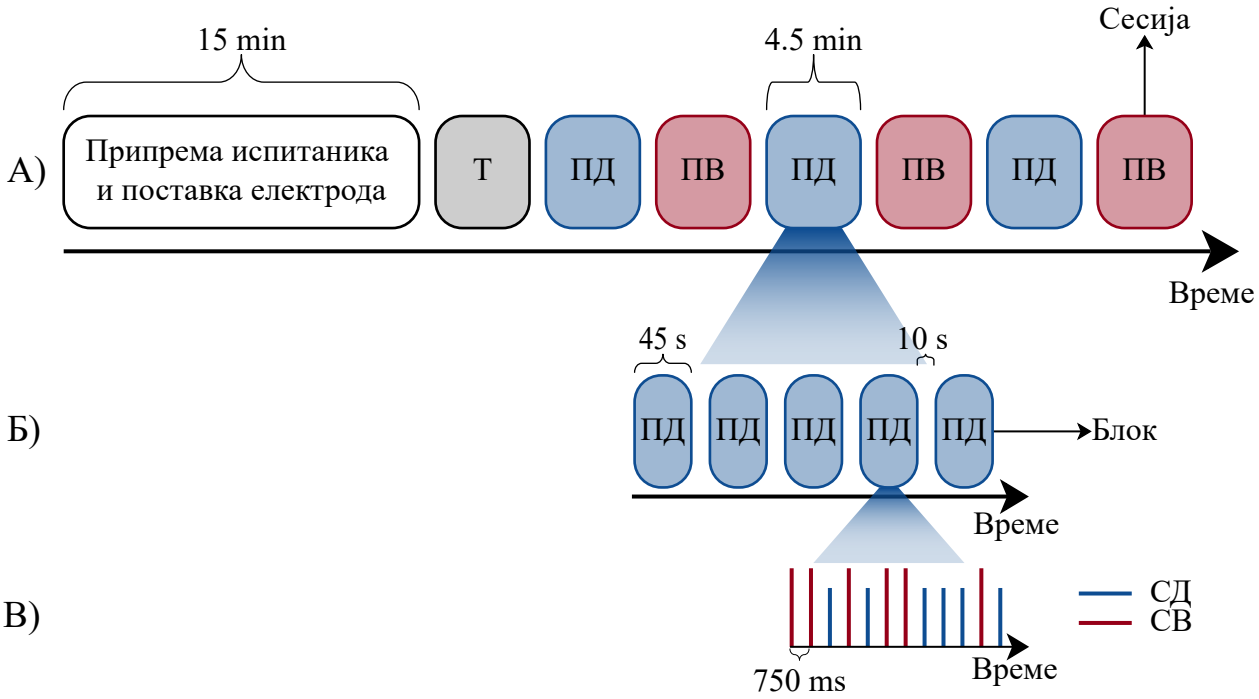
Сесије су даље подељене на блокове између којих се налази пауза. У оквиру једног блока се стимулишу обе стимулационе локације, СД и СВ. Секвенца стимулуса се генерише на почетку сваке сесије, а редослед стимулуса је насумичан, уз ограничење да највише три узастопна стимулуса могу бити упућена ка истој локацији. На овај начин, број стимулуса по локацији није исти у сваком блоку, али је број стимулуса по локацији након свих блокова исти за обе локације. Током извршавања блока, испитаник је имао задатак да усмери своју пажњу на једну од две локације, ПД или ПВ. Како би са сигурношћу одредили на коју локацију је заиста била

усмерена пажња, испитаник је имао и један когнитивни задатак који се огледао у бројању циљаних стимулуса. Након сваког блока постоји пауза у трајању од 10 s током које је испитаник саопштава оператеру избројани број стимулуса.

Овако дефинисан експеримент се састоји од четири могућа одговора, тј. четири могућа експериментална услова, у зависности од стимулационе локације и локације где је усмерена пажња испитаника:

1. ПДСД - пажња је усмерена ка СД локацији, док је СД локација стимулисана,
2. ПДСВ - пажња је усмерена ка СД локацији, док је СВ локација стимулисана,
3. ПВСД - пажња је усмерена ка СВ локацији, док је СД локација стимулисана,
4. ПВСВ - пажња је усмерена ка СВ локацији, док је СВ локација стимулисана.

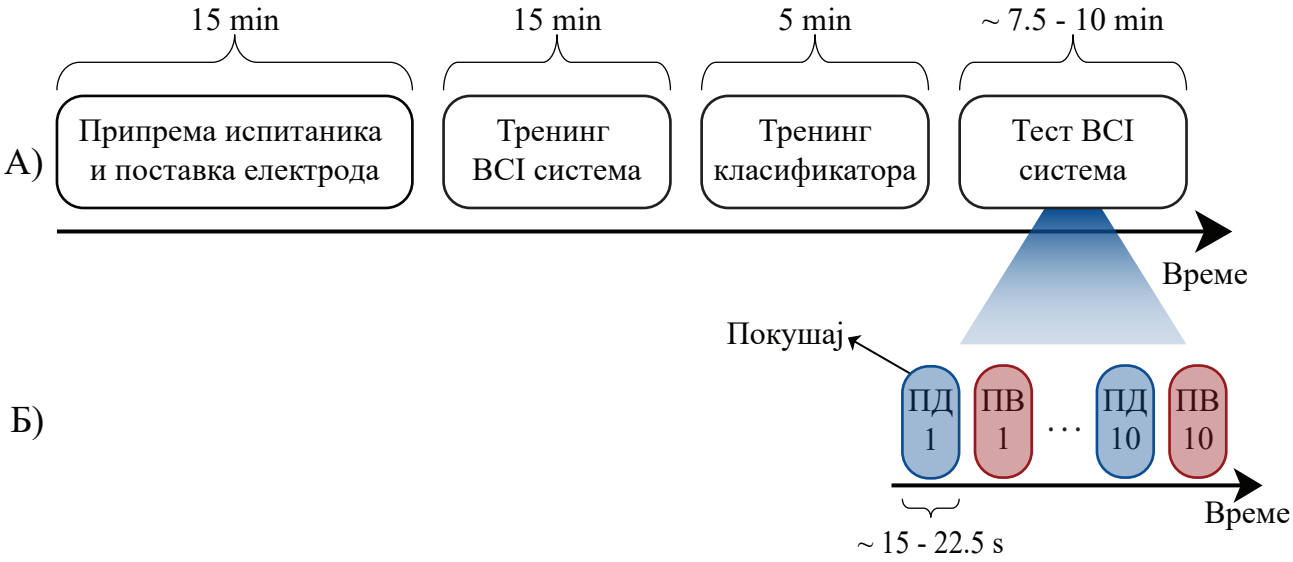
У зависности од групе испитаника, постојала су два типа експеримента. Прва група испитаника, која обухвата здраве контроле, је учествовала само у прикупљању података за *offline* анализу и класификацију сигнала - *Експеримент-1*. У овом експерименту, свака сесија је била подељена на пет блокова, у којима је укупан број стимулуса за обе стимулационе локације био 60. Како је период између два стимулуса 750 ms, укупно извршавање једног блока траје око 45 s, а читаве сесије приближно 4.5 min. Шематски приказ тока извршавања *Експеримента-1* дат је на Слици 2.4.



Слика 2.4: Ток извршавања *Експеримент-1*. А) Почетна фаза експеримента и ток извршавања сесија: Т (сива), ПД (плава) или ПВ (црвена) група. Б) Подела сесија на блокове са паузама између њих. В) Извршавање једног блока са насумичном стимулацијом СД (плаво) и СВ (црвено).

Друга група испитаника, која обухвата пацијенте током опоравка од можданог удара, је учествовала у прикупљању података и у *online* детекцији пажње. Овај тип експеримента ће у наставку докторске дисертације имати ознаку *Експеримент-2*. Експеримент је подељен на два дела. Први део подразумева прикупљање података за тренинг *BCI* система. Ток извршавања овог дела експеримента је идентичан *Експерименту-1*, осим што је број сесија повећан на осам (четири по локацији на коју је усмерена пажња испитаника), док је укупан број стимулуса за обе стимулационе локације био 30 по блоку. На овај начин је трајање једног блока смањено на 22.5 s, а трајање једне сесије је 2.5 min. Након првог дела експеримента, прикупљени сигнали се користе за тренинг класификатора у оквиру апликације. Овај поступак траје приближно пет

минута, током којих испитаник одмара. Други део експеримента представља тест *BCI* система. Током овог дела, пацијенти пролазе кроз 20 покушаја задатка селективне пажње, 10 покушаја по циљаној локацији - ПД или ПВ. Циљана локација првог покушаја се насумично бира, а затим се наизменично мења између покушаја. Број стимулуса није ограничен. Један покушај је трајао све док се не прикупе обележја за класификацију. Систем је у реалном времену препознавао и уклањао епохе са шумом, испоручујући стимулусе на обе локације док се не прикупи 10 адекватних епоха по локацији. Након доношења одлуке, следи пауза од 10 s током које оператер и испитаник добијају повратну информацију да ли је класификација била успешна. Затим, почиње нови покушај *online* тестирања. Између два дела експеримента је испитаник имао паузу док је спроведен тренинг класификатора. На Слици 2.5 приказан је шематски приказ тока извршавања *Експеримента-2* са означеним трајањем сваког дела експеримента.



Слика 2.5: Ток извршавања *Експеримента-2*. А) Подела експеримента на делове који одговарају тренингу *BCI* система, тренингу класификатора и тесту *BCI* система. Б) Подела теста *BCI* система на покушаје - ПД (плава) и ПВ (црвена).

2.3 База података

У истраживању реализованом у оквиру ове докторске дисертације учествовале су две групе испитаника. Сви учесници су били детаљно информисани о природи истраживања и пре почетка експеримента су дали писану сагласност за учешће. Студија је спроведена у складу са етичким смерницама дефинисаним Декларацијом из Хелсинкија и одобрена од стране етичког комитета Клинике за рехабилитацију "Др. Мирослав Зотовић", придружене Медицинском факултету Универзитета у Београду, заведеном под бројем етичког одобрења 03-1514/1, дана 03. јула 2020. године.

2.3.1 Контролна група

База података која чини групу са здравим испитаницима укључује укупно 18 испитаника, од којих је 12 мушког и 6 женског пола, просечне старости 25.7 ± 2.68 година. Прикупљање података је извршено током 2022. године, а испитаници су регрутовани међу студентима и запосленима на Електротехничком факултету Универзитета у Београду, Србија.

Испитаници нису имали историју неуролошких поремећаја, и имали су нормалан или коригован вид. Нису имали претходно искуство са снимањем *EEG* сигнала нити са електричном стимулацијом, а такође су били потпуно неискусни у просторно-тактилном задатку пажње који

су извршавали током експеримента. Детаљни подаци о испитаницима из ове групе приказани су у Табели 2.1. Поред информације о полу и старости испитаника, приказане су и вредности амплитуда стимулуса, за обе стимулационе локације, коришћене током експеримента.

Табела 2.1: Демографски и подаци о стимулацији за све испитанике из групе са здравим контролама: ИД, пол и старост испитаника изражена у годинама у тренутку снимања, амплитуда стимулуса са СД и СВ локације.

ИД	Пол	Год	СД [mA]	СВ [mA]
ЗК01	М	29	17	12
ЗК02	М	26	18	12
ЗК03	М	26	17	12
ЗК04	М	23	11	11
ЗК05	М	33	6	11
ЗК06	М	24	11	8
ЗК07	М	24	17	12
ЗК08	М	23	10	8
ЗК09	М	25	18	13
ЗК10	М	28	13	7
ЗК11	М	26	17	17
ЗК12	М	24	16	11
ЗК13	Ж	24	10	7
ЗК14	Ж	24	10	10
ЗК15	Ж	29	9	6
ЗК16	Ж	27	11	7
ЗК17	Ж	24	12	9
ЗК18	Ж	23	11	6
	ср. вр.	25.7	13.0	9.9
	стд	2.68	3.69	2.92

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

2.3.2 Пацијенти након можданог удара

База података која чини групу са пацијентима укључује укупно 10 испитаника, од којих је 5 мушког и 5 женског пола, просечне старости 58.5 ± 8.9 година. Прикупљање података је извршено током 2023. године, а испитаници примљени на стационарно лечење ради неурорехабилитације у Клиници за рехабилитацију ”Др Мирослав Зотовић” у Београду, Србија.

Критеријуми за укључивање у истраживање били су следећи: минимум 18 година старости у тренутку спровођења експеримента, мождани удар се догодио не мање од две недеље и не више од шест месеци пре укључивања у експеримент (пацијент је у субакутној фази опоравка), мождани удар је потврђен компјутеризованом томографијом или магнетном резонанцом, медицински стабилни пацијенти са способношћу разумевања упутстава и придржавања протокола истраживања. Критеријуми за искључивање су обухватали било које неуролошко стање

(осим можданог удара) или физичко стање које додатно утиче на функцију оштећене руке, значајне кардиопулмонарне или метаболичке поремећаје, историју епилептичких напада, тешку спастичност дефинисану оценом 4 на Ашвортовој скали за захваћену руку, дојење детета или трудноћу.

Клиничка процена стања пацијента обављена је дан пре експеримента. Процењене су следеће клиничке мере:

1. Фугл-Мејеров моторни скор за горњи екстремитет (ФММ) – процена степена синергистичких покрета у паретичном горњем екстремитету. Појединачни елементи који се односе на сегменте рамена/лактова и шака оцењују се на ординалној скали са 3 степена и сабирају за максимални могући скор од 66. Виши скор се сматра бољим учинком пацијента.

2. Фугл-Мејеров сензорни скор за горњи екстремитет (ФМс) – процена степена сензорног оштећења у горњем екстремитету. Појединачни елементи који се односе на осетљивост на лаган додир горњег дела руке/подлактице и дланске површине шаке, као и положај рамена/лактова/зглоба/палца, оцењују се на ординалној скали са 3 степена и сабирају за максимални могући скор од 12. Виши скор указује на мањи сензорни дефицит код пацијента.

3. тест истраживања акције руке (ARAT) – мерење специфичне промене у функцији руке код особа са церебралним оштећењем које резултира слабошћу руке. ARAT садржи 19 ставки груписаних у четири категорије: хватање, држање, штипање и груби покрети. Учинак испитаника у свакој категорије оцењује се на ординалној скали са четири нивоа. Сума свих подсмерница даје укупан скор, који се креће од 0 до 57. Виши скор се сматра бољим исходом.

4. Бартелов индекс (БИ) – степен помоћи која је особи потребна за десет активности мобилности и самосталне неге у свакодневном животу. Десет ставки оцењује се додељивањем одређеног броја бодова. Укупан скор се добија сабирањем бодова за сваку функционалну активност, при чему виши скор одражава већу самосталност пацијента у обављању активности. Максимални могући скор је 100.

5. модификована Ашвортова скала (АС) – скала за мерење абнормалности мишићног тонуса или отпора на пасивне покрете. Реч је о ординалној скали са 6 нивоа, где виши скор указује на већи степен мишићног тонуса.

6. тест дискриминације две тачке (2ПД) – процена удаљености коју пацијент може да разликује. Минимална удаљеност коју пацијент може да разликује између два стимулуса на врху прста обично је мања од $6\,\mathrm{mm}$, док се најмања удаљеност између две тачке која и даље резултира перцепцијом два различита стимулуса бележи као праг дискриминације пацијента.

7. стереогнозија (СТ) – способност идентификације тродимензионалног објекта тактилном манипулацијом тог објекта у одсуству других чулних стимулуса. Тест укључује стављање серије уобичајених објеката (новчић, кључ, мермер, оловка, чешаљ, спајалица за папир) у руке пацијената и тражење да идентификују објекат са затвореним очима. Ако нису били у стању да идентификују објекат упркос очуваној периферној сензорној функцији, сматрало се да имају астереогнозију ($C = 0$). У случају да су успешно идентификовали објекат, сматра се да им је паретична рука нетакнута ($C = 1$).

Табела 2.2 садржи демографске податке и податке клиничке процене 10 пацијената у субакутној фази можданог удара који су били укључени у студију клиничке изводљивости.

Табела 2.2: Демографски и подаци о стимулацији за све испитанике из групе са пацијентима током опоравка од можданог удара: ИД, пол и старост испитаника изражена у годинама у тренутку снимања, амплитуда стимулуса са дорзалне локације (СД) и воларне локације (СВ), време од можданог удара (ВМУ), клиничке мере (ФММ, ФМс, АРАТ, БИ, АС, 2ПД, СТ).

ИД	**Пол**	**Год**	**СД [mA]**	**СВ [mA]**	**ВМУ [мес]**	**ФММ**	**ФМс**	**АРАТ**	**БИ**	**АС**	**2ПД**	**СТ**
П01	Ж	61	17	12	3	51	11	53	90	1	> 10	0
П02	М	67	18	12	5	55	12	52	95	1	< 6	1
П03	Ж	31	17	12	1	38	10	29	90	1	< 6	1
П04	М	65	11	11	2	62	12	57	100	1	< 6	1
П05	М	47	6	11	1	63	6	57	100	1	> 10	0
П06	М	63	11	8	5	29	10	15	90	1	> 10	1
П07	Ж	46	17	12	2	58	12	57	95	1	< 6	1
П08	Ж	46	10	8	5.5	63	12	57	95	1	< 6	1
П09	М	69	18	13	4	64	12	57	95	1	< 6	1
П10	Ж	60	13	7	1.5	48	11	48	70	1	< 6	1
ср. вр.		55.5	13.8	10.6	3	53.1	10.8	48.2	92			
стд		12.31	4.18	2.11	1.75	11.84	1.87	14.51	8.56			

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

3 Апликација за контролу *BCI* система

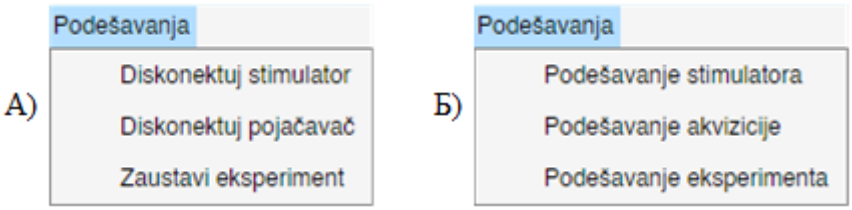
У циљу снимања електрофизиолошких сигнала и контроле електричне стимулације је развијена апликација са графичким интерфејсом која је коришћена у оквиру предложеног *BCI* система. Апликација је развијена у *MATLAB 2020b* (*MathWorks Inc*, САД) програмском окружењу. Апликација се састоји од следећих функционалности, које омогућавају правилно функционисање *BCI* система:

1. подешавање параметара *BCI* система,
2. аквизиција података,
3. припрема података за класификацију у реалном времену,
4. класификација у реалном времену,
5. комуникација са испитаником.

У наставку овог поглавља, под термином **оператер** ће се сматрати особа која контролише експеримент, док је **испитаник** особа која учествује у експерименту.

3.1 Подешавање параметара *BCI* система

У оквиру менија *Podešavanja*, Слика 3.1, се подешавају параметри *BCI* система. Потребно је подесити: 1) параметре електричног стимулатора, 2) параметре аквизиције, и 3) параметре експеримента. У зависности од тога да ли су уређаји (појачавач и стимулатор) повезани и да ли је сесија у току, доступне су другачије опције.



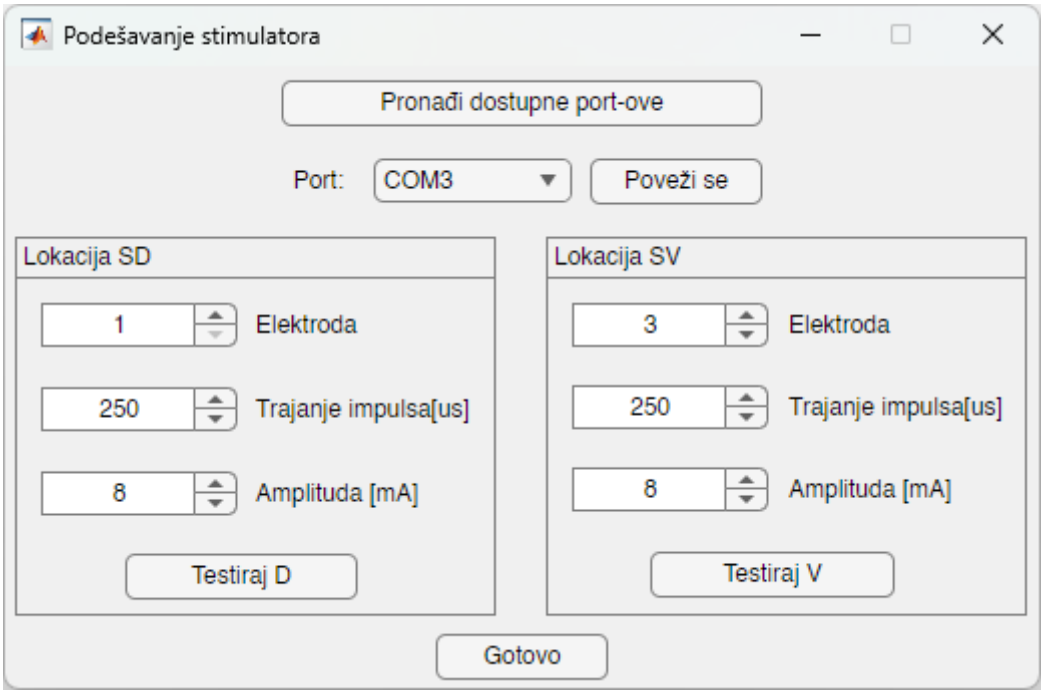
Слика 3.1: Мени *Podešavanja* који служи за приступ деловима апликације за подешавање параметара електричног стимулатора, аквизиције и експеримента. Изглед менија подешавање А) пре и Б) после повезивања уређаја и започињања аквизиције.

Подешавање параметара електричног стимулатора

У оквиру главне апликације, избором опције *Podešavanje stimulatora*, се отвара нови прозор, Слика 3.2, у коме се успоставља комуникација са електричним стимулатором и подешавају се

параметри стимулуса. Притиском на тастер *Пронађи dostupne port-ove* се добијају адресе свих улаза на рачунару који имају повезан екстерни уређај. Листа доступних адреса се затим приказује у падајућем менију *Port*. Након избора одговарајуће адресе улаза, притиском на тастер *Повежи се* се успоставља комуникација са електричним стимулатором. У случају успешног повезивања, оператеру се омогућава притисак на тастер *Gotovo*, а у супротном се у командном прозору исписује грешка. У оквиру овог прозора треба подесити параметре стимулације који ће бити коришћени током целог експеримента. Параметри стимулације су: 1) излазни канал стимулатора, 2) трајање стимулуса у μs, и 3) амплитуда стимулуса у mV. Ови параметри се подешавају одвојено за СД и СВ. Излаз стимулатора и трајање стимулуса су исти за све испитанике, док се амплитуда стимулуса прилагођава сваком испитанику. Након сваке промене амплитуде је могуће стимулисати на једну од стимулационих локација једним импулсом, како би испитаник стекао утисак о јачини стимулуса.

Након подешавања свих параметара, притиском на тастер *Gotovo* затвара се прозор за подешавање електричног стимулатора, а оператер се враћа у почетни прозор апликације. Комуникација са електричним стимулатором се затвара избором опције *Diskonektuj stimulator*, из падајућег менија *Podešavanja*, која је доступна након повезивања.

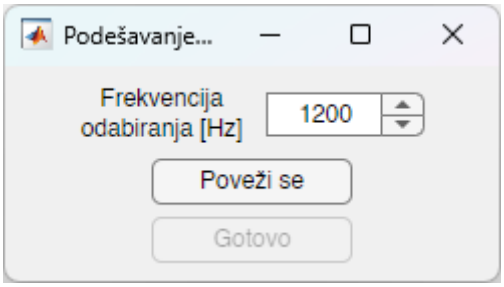


Слика 3.2: Део апликације који има улогу у успостављању комуникације са електричним стимулатором и подешавање параметара стимулације.

Подешавање параметара аквизиције

Избором опције *Podešavanje akvizicije*, из менија *Podešavanja*, се отвара прозор, Слика 3.3, у коме се успоставља комуникација са појачавачем и подешавају параметри аквизиције. За потребе овог истраживања, фреквенција одабирања је била подешена на $f_s = 1200$ Hz унсом одговарајуће вредности у поље *Frekvencija odabiranja [Hz]*. Након подешавања фреквенције одабирања, притиском на тастер *Повеži se*, се успоставља комуникација са појачавачем. Уколико је повезивање успешно, оператеру је омогућен притисак на тастер *Gotovo*, док се у супротном исписује порука о неуспешном повезивању у командном прозору.

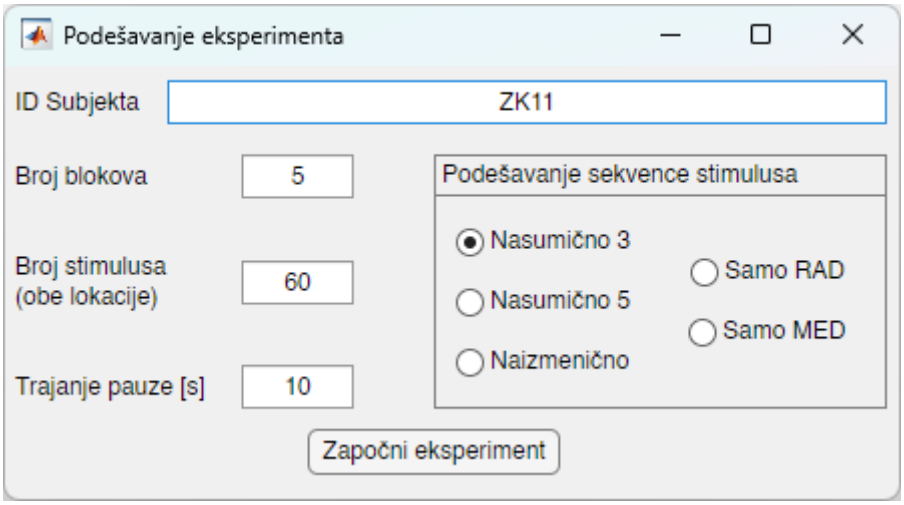
Притиском на тастер *Gotovo* затвара се прозор за подешавање параметара аквизиције, а оператер се враћа у почетни прозор апликације. Избором опције *Diskonektuj pojačavač* из менија *Podešavanja* се зауставља комуникација са појачавачем.



Слика 3.3: Део апликације који има улогу у успостављању комуникације са појачавачем електрофизиолошких сигнала и подешавање параметара аквизиције.

Подешавање параметара експеримента

Избором опције *Podešavanje eksperimenta* у главној апликацији се отвара нов прозор који се користи за подешавање параметра и започињање експеримента, слика 3.4.



Слика 3.4: Део апликације који има улогу у покретању експеримента и подешавању његових параметра.

Потребно је подесити следеће параметре:

- *ID Subjekta* - идентификатор испитаника који се користи приликом чувања података,
- *Broj blokova* - број блокова у које је подељена једна сесија,
- *Broj stimulusa* - број стимулуса који се предају испитанику током једног блока, за обе стимулационе локације заједно,
- *Trajanje pauze [*s*]* - трајање паузе између два блока, изражено у секундама,
- *Podešavanje sekvence stimulusa* - расподела стимулуса према стимулационим локацијама (СД и СВ) у оквиру једног блока:
  - *Nasumično 3*: насумична расподела са ограничењем да највише три стимулуса заредом могу бити на истој стимулационој локацији,
  - *Nasumično 5*: насумична расподела са ограничењем да највише пет стимулуса заредом могу бити на истој стимулационој локацији,
  - *Naizmenično*: наизменично смењивање стимулационих локација,
  - *Samo RAD*: стимулација само на локацији СД,
  - *Samo MED*: стимулација само на локацији СВ.

Након подешавања свих параметара, експеримент почиње притиском на тастер *Започни експеримент*, која уједно и затвара овај прозор. Експеримент се завршава избором опције *Заврши експеримент* из менија *Подешавања* главне апликације.

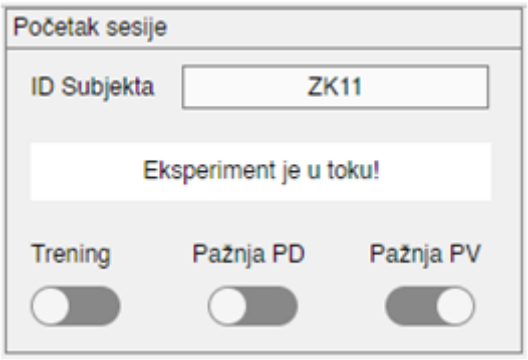
3.2 Прикупљање података

Након успостављања комуникације са екстерним уређајима и подешавања параметара неопходних за исправан рад *BCI* система, оператер може да започне процес прикупљања података који ће се користити у даљој анализи. Команде за контролу процеса прикупљања података налазе се у оквиру картице *Prikupljanje podataka*.

Избор сесије

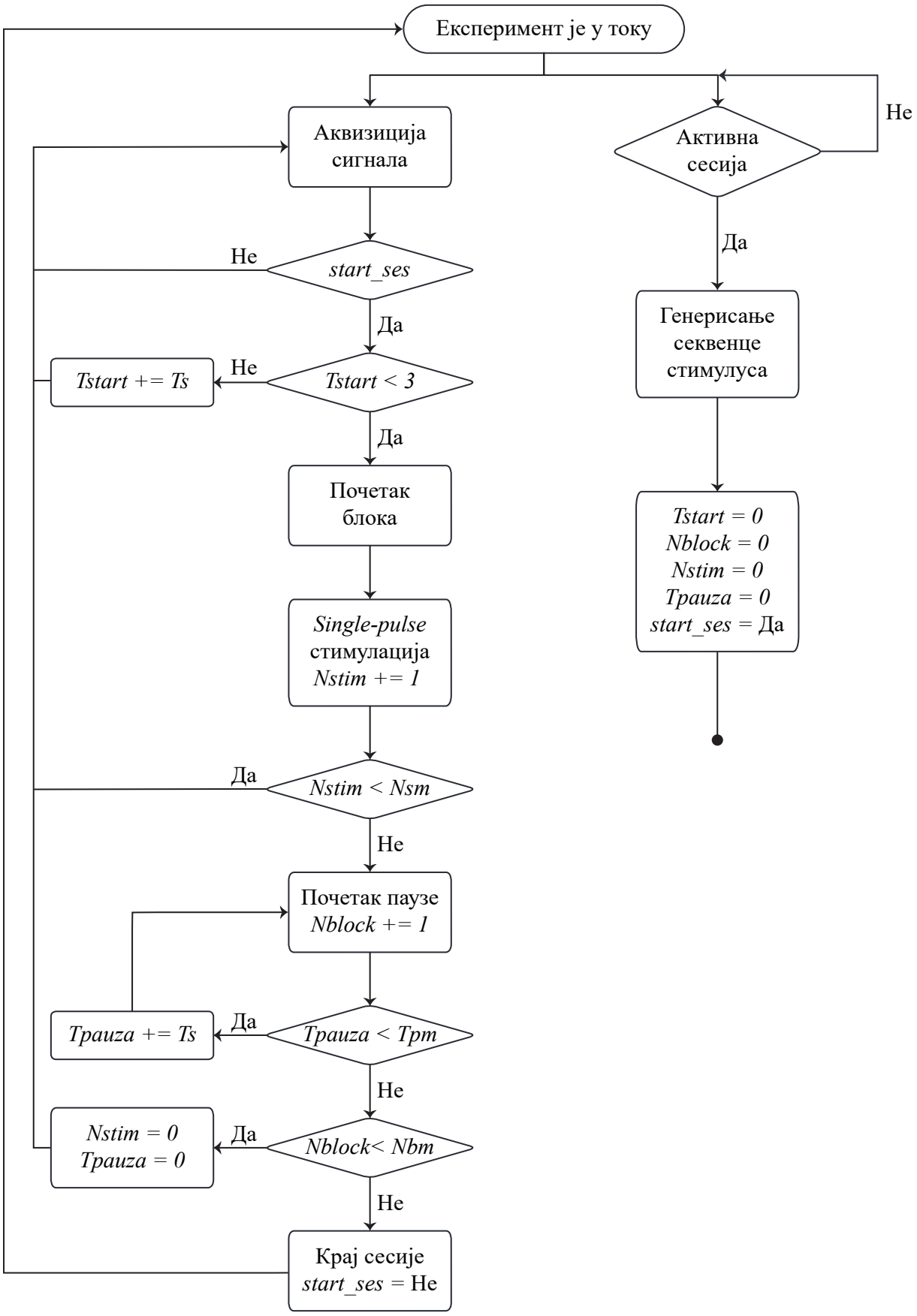
Команде за покретање процеса прикупљања података налазе се у оквиру картице *Prikupljanje podataka*, слика 3.5. У пољу *ID Subjekta* се приказује ИД испитаника уписан током подешавања параметара експеримента. У наредном пољу, оператеру је приказана порука *Eksperiment nije u toku* уколико експеримент није започет, док се у супротном исписује *Eksperiment je u toku*. У оквиру ове секције је потребно да оператер изабере једну од три могуће врсте сесије:

1. *Trening* - сесија из групе Т,
2. *Pažnja PD* - сесија из групе ПД,
3. *Pažnja PV* - сесија из групе ПВ.



Слика 3.5: Део апликације који садржи функције везане за покретање процеса прикупљања података.

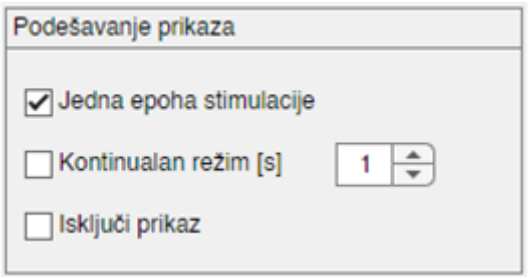
Слика 3.6 приказује алгоритам извршавања једне сесије у експерименту током фазе прикупљања података. Сесије се покрећу активирањем одговарајуће опције, а завршавају се аутоматски након проласка кроз све блокове. Након избора врсте сесије покреће се процес прикупљања података. Овај процес је у потпуности аутоматизован. Сесија је подељена на блокове, а пре почетка првог блока постоји чекање у трајању од 3 s како би се испитаник припремио на почетак стимулације. Информација о протеклом периоду припреме се чува у променљивој T_{start}, која се увећава у свакој итерацији за периоду одабирања T_s. Када истекне дефинисани период припреме, почиње први блок. Сваки блок се састоји од *single-pulse* стимулације, инкрементирања бројача који прати тренутни број стимулуса (N_{stim}), и провере да ли је достигнут максималан број стимулуса (N_{sm}). Када се достигне максималан број стимулуса, почиње пауза. На почетку паузе се тренутни број блокова инкрементира. Протекло време паузе чува се у варијабли T_{pauza}, која се увећава за T_s све док не достигне максимално трајање паузе (T_{pm}). На крају паузе се врши провера да ли је тренутни број блокова (N_{block}) достигао максималан број блокова (N_{bm}). У случају да није, варијабле N_{stim} и T_{pauza} се реиницијализују. У супротном сесија се завршава. Након завршетка сесије, подаци који су прикупљени се чувају у меморији рачунара.



Слика 3.6: Алгоритам извршавања једне сесије у фази прикупљања података у експерименту. Параметри од значаја су: периода одабирања (T_s), трајање припреме пред почетак експеримента (T_{start}), тренутни (N_{stim}) и максималан број стимулуса (N_{sm}), тренутно (T_{pauza}) и максимално (T_{pm}) време трајања паузе, тренутни (N_{block}) и максималан (N_{bm}) број блокова.

Визуализација сигнала

У оквиру картице *Prikupljanje podataka* постоји сегмент намењен визуелизацији сигнала у реалном времену. Са десне стране ове картице налазе се графички прикази временских серија сигнала за шест *EEG* канала и једног канала за детекцију артефакта електричне стимулације. Лева страна картице садржи секцију за подешавање приказа сигнала, приказана на слици 3.7.

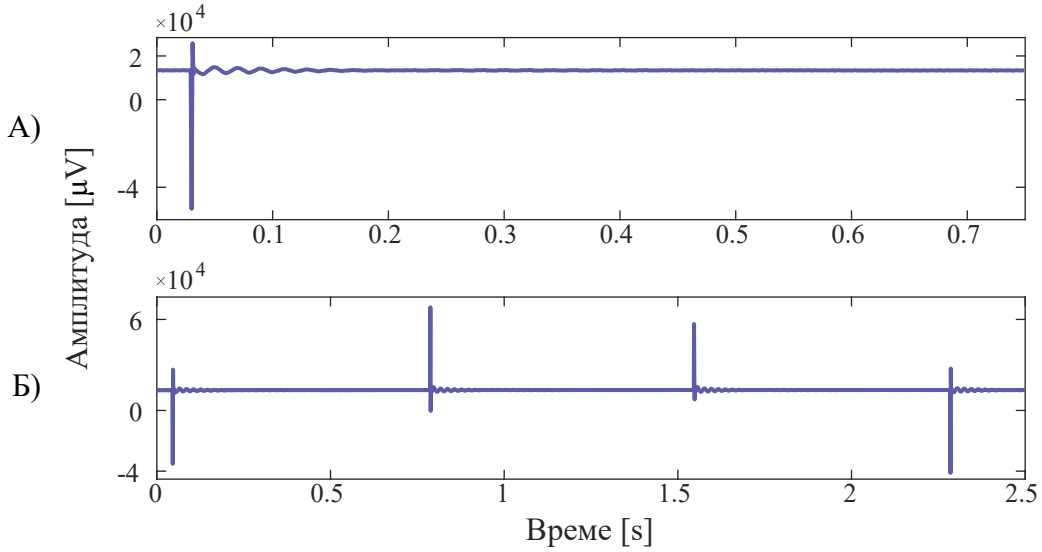


Слика 3.7: Део апликације који садржи опције приказа сигнала у реалном времену.

Постоје три опције за приказ сигнала:

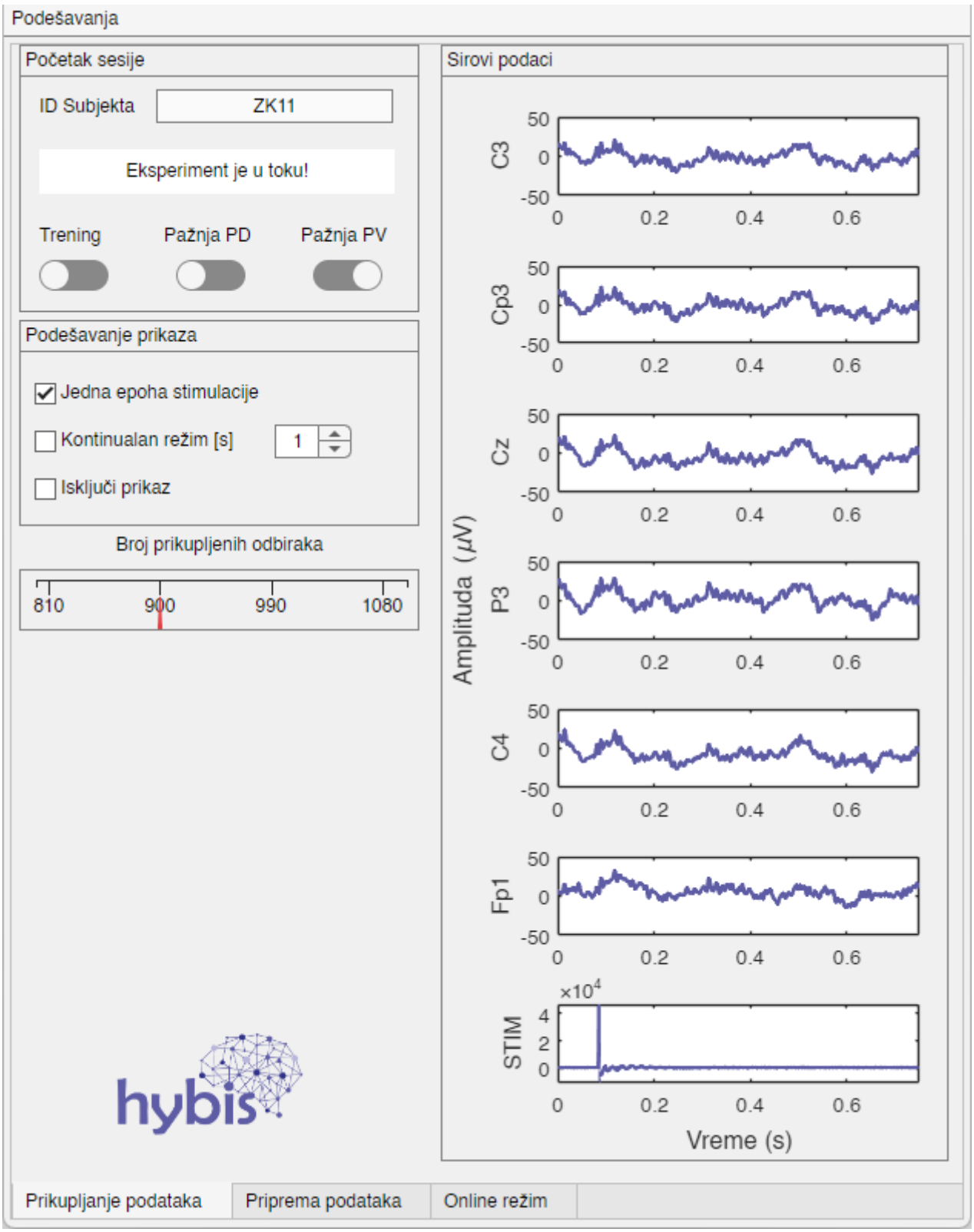
1. Приказ једне епохе стимулације (опција *Jedna epoha stimulacije*): временска оса графика је фиксна и обухвата вредности од 0 до 0.75 s, што одговара интервалу између два узастопна стимулуса.
2. Континуални приказ сигнала (опција *Kontinualni režim [s]*): омогућава оператеру да сам изабере дужину трајања временске осе графике. Након избора, отвара се додатно поље за унос вредности које представља опсег временске осе графика, изражен у секундама.
3. Искључен приказ сигнала (опција *Isključi prikaz*): брише приказ сигнала на графицима и зауставља даљу визуелизацију.

При покретању експеримента се аутоматски активира опција приказа једне епохе стимулације, док се при покретању сесије активира опција за искључење приказа ради побољшања брзине извршавања кода. У сваком тренутку оператер може променити изабрану опцију приказа. Приказ канала за детекцију артефакта електричне стимулације током експеримента, у случају избора једне од прве две опције приказа, представљен је на Слици 3.8.



Слика 3.8: Приказ канала за детекцију артефакта електричне стимулације у два различита формата: А) приказ током једне епохе стимулације, Б) континуални приказ сигнала у прозору од 2.5 s.

Током рада апликације, у фази прикупљања података који ће се користити у *offline* обради и анализи, главни екран изгледа као на Слици 3.9.



Слика 3.9: Почетни прозор апликације током фазе прикупљања података. На графицима су приказани сигнали са шест *EEG* канала и једног канала који се користи за детекцију стимулуса, током једне епохе стимулације.

Чување података

Подаци снимљени током процеса прикупљања података се чувају у *.mat* формату. Процес чувања података је аутоматизован и спроводи се по завршетку сваке сесије. Чувају се само подаци из сесија ПД и ПВ, док се подаци из тренинг сесије не чувају. У датотеци се чувају сигнали снимљени током експеримента, као и параметри везани за подешавања стимулације, аквизиције и експеримента.

Ови подаци су сачувани у облику вишедимензионалне структуре која укључује следеће елементе:

- *sampleRate* - фреквенција одабирања сигнала у херцима,
- *stimParam* - низ који садржи параметре стимулације за обе стимулационе локације,
- *focus* - информација о локацији на коју је усмерена пажња испитаника,
- *noBlock* - број блокова на које је подељена сесија,
- *noStim* - број стимулуса који се предају испитанику током једног блока,
- *pauseDur* - трајање паузе између блокова,
- *sequence* - расподела стимулуса према стимулационим локацијама у оквиру сесије,
- *blockData* - подаци снимљени током свих блокова у оквиру сесије,
- *pauseData* - подаци снимљени током паузе након свих блокова у оквиру сесије.

У пољу *blockData* се осим амплитуде сигнала са шест *EEG* канала и једног канала за детекцију артефакта електричне стимулације, чува и информација о тренутку стимулације, односно тренутку слања поруке електричном стимулатору из апликације.

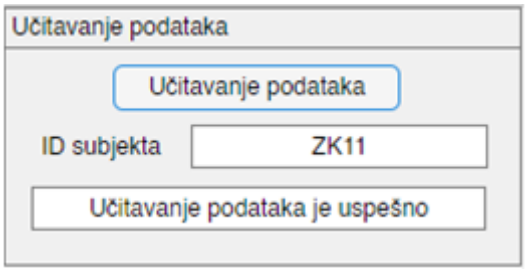
Називи датотека су у формату *datum_vreme_ID_P*, где *datum* означава датум снимања експеримента у формату *dd-mm-gggg*, *vreme* представља време снимања у формату *hh-mm-ss*, *ID* означава идентификациони број испитаника, док *P* представља стимулациону локацију на коју је испитаник усмеравао пажњу током сесије.

3.3 Припрема података за класификацију у реалном времену

Подаци прикупљени у оквиру претходног дела апликације могу проћи кроз цео процес анализе сигнала, поглавље 4, у оквиру картице *Priprema podataka*. У овом делу се налазе функције за предобраду података, издвајања обележја, и тренинг класификатора за детекцију пажње испитаника.

Учитавање снимљених података

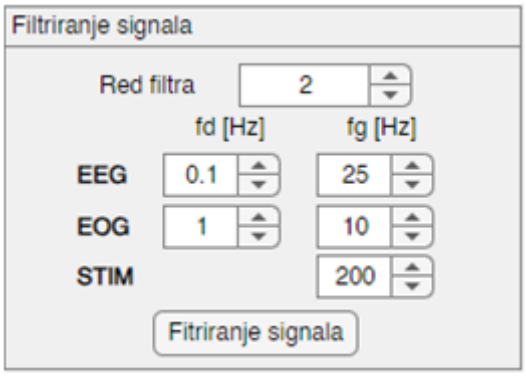
При преласку на картицу *Priprema podataka*, омогућена је једино опција за избор датотека са сигналима који ће се користити у наставку анализе, слика 3.10. Притиском на тастер *Učitavanje podataka* отвара се прозор за преглед и избор датотека. Могуће је изабрати само датотеке сачуване у *.mat* формату. При успешном учитавању података, оператеру се исписује ИД испитаника и порука *Učitavanje podataka je uspešno*, слика 3.10. Такође, команде из наредног корака постају омогућене.



Слика 3.10: Део апликације који садржи опције за учитавање датотека са сигналима који ће се користити у наставку анализе.

Филтрирање сигнала

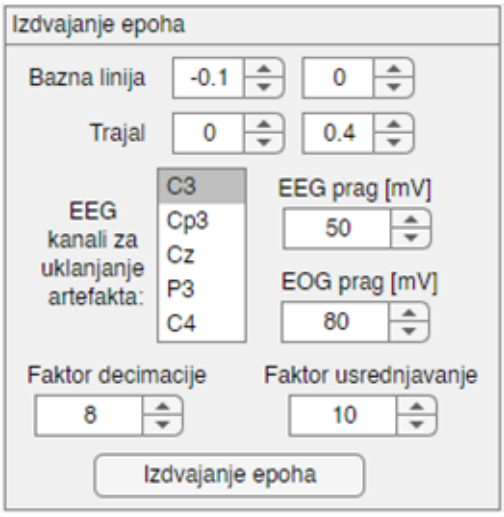
Након учитавања сигнала, потребно је додатно филтрирати сигнале, слика 3.11. Сигнали се филтрирају коришћењем *Butterwoth*-овог филтра, при чему се параметри филтра могу поставити на самом графичком интерфејсу. На почетку рада апликације, ред филтра (поље за унос *Red filtra*) и фреквенције одсецања (поље за унос доње (*fd*), и горње (*fg*) фреквенције одсецања) су постављене подразумеване вредности које одговарају типу сигнала. Могуће је подешавати три филтра: филтер за *EEG* канале (*C3*, *Cz*, *C4*, *Cp3*/*Cp4* и *P3*/*P4*), филтер за сигнале са канала Fp1 (електроокулографски (енг. *Electrooculography*, *EOG*) сигнал), и филтер за сигнал који одговара артефакту електричне стимулације. Након подешавања фреквенција одсецања, притиском на тастер *Filtriranje signala* се почиње процес филтрирања сигнала. Након успешно завршеног процеса команде из наредног корака постају омогућене.



Слика 3.11: Део апликације који садржи опције за филтрирање учитаних сигнала.

Издвајање епоха

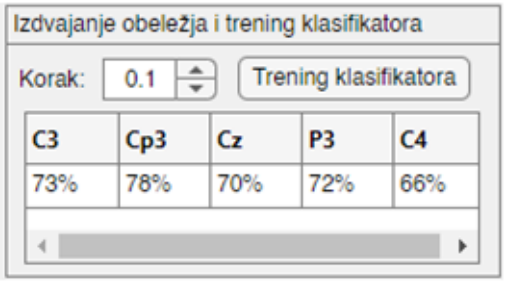
Наредни корак у анализи представља поделу сигнала на епохе, слика 3.12. Епоха се односи на одговор у *EEG* сигналу на електрични стимулус достављен на неку од стимулационих локације (СД или СВ). Осим саме поделе на епохе, врши се и додатна обрада у циљу добијања што чистијих одговора у можданој активности. Сам поступак издвајања епоха и додатне обраде је детаљно описан у секцији 4.1. У овом делу графичког интерфејса потребно је подесити неопходне параметре за овај процес: почетак и крај интервала за процену базне линије, почетак и крај интервала у коме се касније проналазе обележја, канале и амплитудски праг сигнала који се користе за одбацивање епоха које садрже артефакте, фактор за децимацију сигнала, и број епоха који се усредњава. Након дефинисања ових параметара, притиском тастера *Izdvajanje epoha* се покреће процес. По успешном издвајању епоха, омогућавају се команде за следећи корак.



Слика 3.12: Део апликације који садржи опције за издвајање епоха.

Издвајање обележја и тренинг класификатора

Финални корак обухвата издвајање обележја и тренинг класификатора. У оквиру апликације имплементиран је једноканални приступ издвајања обележја, при чему се обележја издвајају за сваки канал засебно. Детаљан опис овог приступа дат је у секцији 4.3.1. За овај поступак неопходно је дефинисати корак промене прага за селекцију скупа обележја. На основу тренутног скупа обележја класификатор се обучава за сваки канал појединачно. Као метода класификације примењен је алгоритам носећих вектора (*Support Vector Machine, SVM*). Поступак тренинга укључује оптимизацију хиперпараметара и процену перформанси применом унакрсне валидације, а детаљно је описан у поглављу 5. Финални скуп обележја одређује се на основу најбољих резултата класификације, односно бирају се обележја која су дала највећу тачност. Поред оптималног скупа обележја, чува се и обучен модел класификатора за примену у *online* класификацији. Поступак издвајања обележја и тренинга класификатора покреће се притиском на тастер *Trening klasifikatora*. По завршетку тренинга, у табели на графичком интерфејсу приказује се просечна тачност класификације оптималног скупа обележја, добијена током унакрсне валидације за сваки канал (слика 3.13).



Слика 3.13: Део апликације који садржи подешавање корака по ком ће се мењати праг за селекцију тренутног скупа обележја. У табели су приказане просечне тачности класификације током унакрсне валидације за сваки од *EEG* канала.

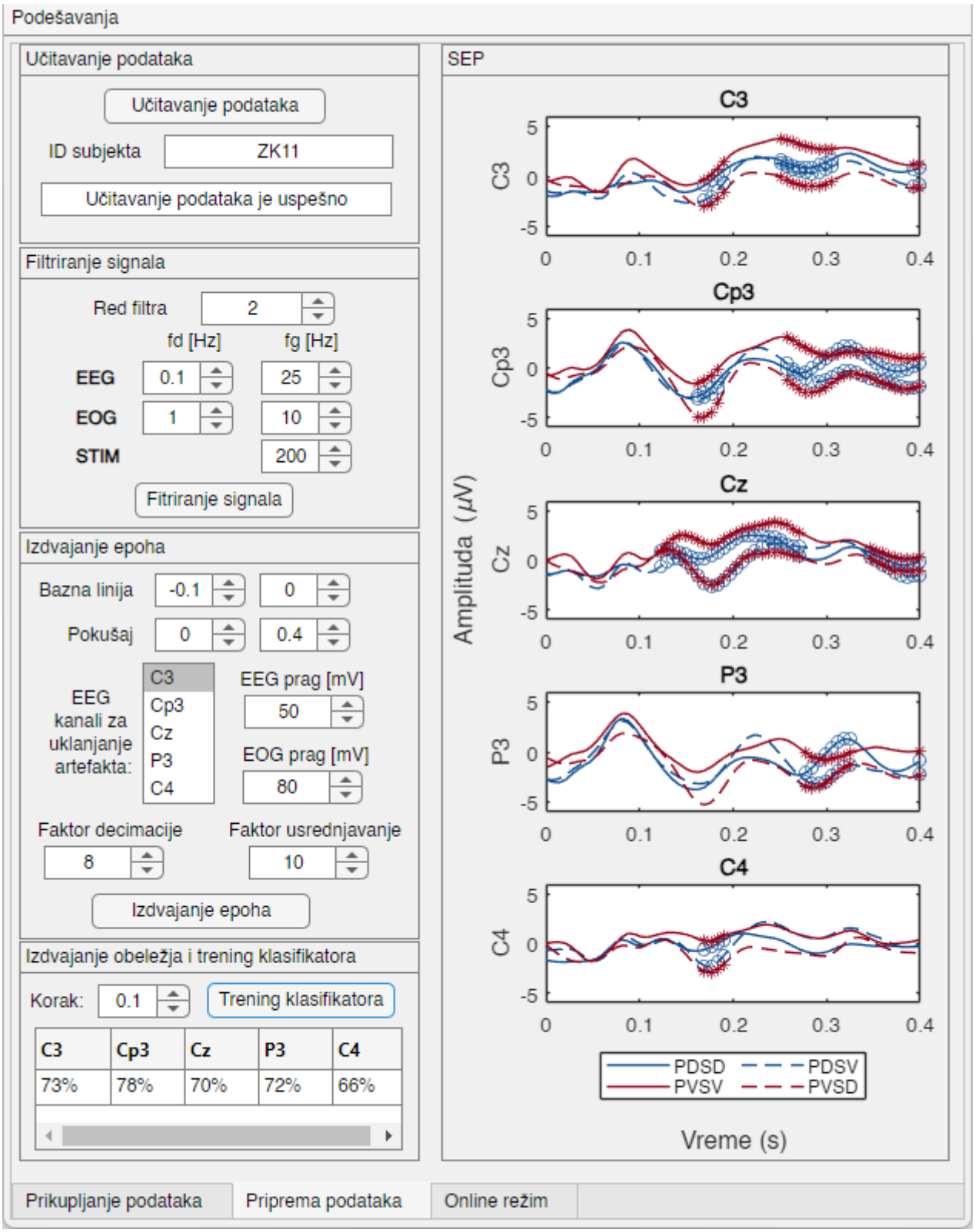
Чување података

Сви параметри које је неопходно дефинисати на графичком интерфејсу током поступка обраде и анализе сигнала се чувају у облику вишедимензионалне структуре. Осим њих, памти се и низ индекса који одговарају издвојеним обележјима и обучен модел класификатора за сваки канал посебно. Структура садржи следеће елементе:

- *sampleRate* - фреквенција одабирања сигнала у херцима,
- *filter* - структура који садржи параметре филтрирања за сваки тип сигнала,
- *baseline_int* - низ који означава почетак и крај интервала за процену базне линије,
- *trial_int* - низ који означава почетак и крај интервала за проналазак обележја,
- *artifact* - структура која садржи информацију о каналима и амплитудским праговима који се користе за одбацивање епоха,
- *downsample* - фактор децимације сигнала,
- *average* - број епоха који се користи за усредњавање,
- *treshold_step* - корак са којим ће се мењати праг за селекцију тренутног скупа обележја,
- *feature_index* - индексими који одговарају издвојеним обележјима за сваки канал посебно,
- *clf_model* - низ ћелија са обученим моделом класификатора за сваки канал посебно,
- *model_accuracy* - низ који садржи тачност модела за сваки канал посебно.

Формирана структура се на крају тренирања класификатора чува у *.mat* датотеци са називом у формату *datum_vreme_ID_clf*, где *datum* означава датум генерисања датотеке у формату *dd-*

-mm-gggg, *vreme* представља време генерисања датотеке у формату *hh-mm-ss*, док *ID* означава идентификациони број испитника.



Слика 3.14: Прозор апликације током фазе припреме података и тренинга класификатора. На графицима су приказани усредњени сигнали по експерименталним условима (ПДСД, ПДСВ, ПВСВ, ПВСД) за сваки *EEG* канал. Плавом бојом је означена пажња усмерена ка ПД, а црвеном је означена пажња усмерена ка ПВ. Пуна линија означава када су пажња и стимулус усмерени ка истој локацији, док испрекидана означава када пажња и стимулус нису усмерени ка истој локацији. Симболом звездице и круга су приказана издвојена обележја.

Визуализација података

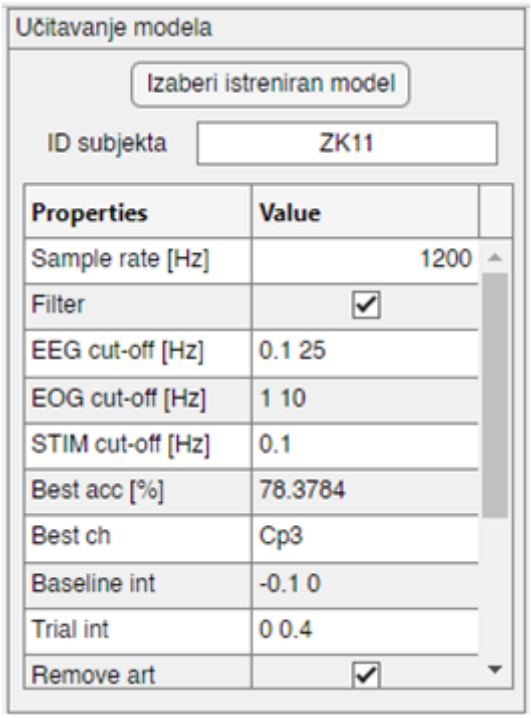
Део картице *Priprema podataka* садржи и део за графички приказ података. Овај део се састоји од пет графика који одговарају *EEG* каналима. Приказани су усредњени сигнали по експерименталним условима (ПДСД, ПДСВ, ПВСВ, ПВСД), за сваки од *EEG* канала, са означеним обележјима која су дала најбоље резултате класификације. Током рада апликације, у фази припреме података и тренирања класификатора, главни екран изгледа као на слици 3.14.

3.4 Класификација у реалном времену

Поступак класификације сигнала у циљу детекције пажње испитаника у реалном времену се везује за ток извршавања *Експеримента-2*. Овај део експеримента се контролише из главног прозора апликације, избором картице *Online režim*. Пре почетка спровођења ове фазе експеримента неопходно је успоставити комуникацију са системом за аквизицију електрофизиолошких сигнала и системом за електричну стимулацију према упутству датом у 3.1. Како су параметри експеримента фиксирани, није неопходно подешавање експеримента.

Учитавање обученог модела за класификацију

Након успостављања комуникације са екстерним уређајима, омогућена је опција за избор датотеке која садржи информације о поступку припреме података за класификацију, као и индексе издвојених обележја и обучен модел класификатора. Притиском на тастер *Učitavanje obučenog modela* се отвара прозор који омогућава избор одговарајуће датотеке. Након успешног учитавања, у табели се исписују подаци из учитане датотеке и ИД испитаника, слика 3.15.



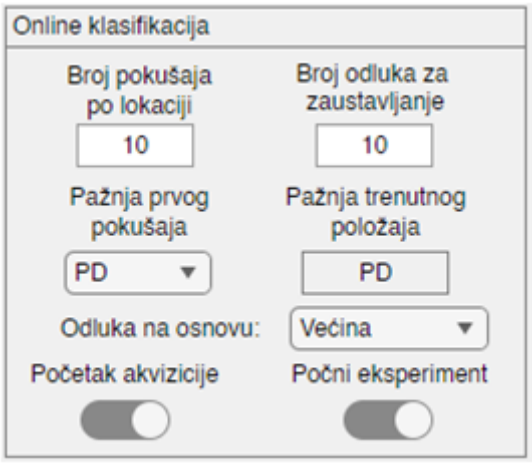
Слика 3.15: Део апликације који садржи опције за учитавање датотеке која садржи информације о поступку припреме података за класификацију, као и индексе издвојених обележја и обучен модел класификатора. У табели су приказани параметри о филтрирању сигнала, издвајању епоха, и успешности класификатора током обучавања.

Параметри класификације у реалном времену

Након учитаног модела могуће је започети аквизицију сигнала укључивањем опције *Početak akvizicije* и дефинисати параметре теста. Неопходно је дефинисати број покушаја по локацији на коју је усмерена пажња испитаника и број адекватних епоха који је неопходан за доношење

одлуке. Поред тога, бира се и локација на коју испитаник усмерава своју пажњу (ПД или ПВ) у првом покушају. У падајућем менију *Pažnja prvog pokušaja* се активира једна од две могуће локације, при чему се ова информација користи искључиво за проверу успешности *online* класификације. У пољу *Pažnja trenutnog pokušaja* је исписана локација на коју је усмерена пажња испитаника током покушаја који је у току.

Такође, потребно је дефинисати и начин на који се доноси одлука класификације. У оквиру апликације је имплементиран једноканални приступ издвајања обележја који подразумева дефинисање скупа обележја и тренинг класификатора за сваки *EEG* канал посебно. С обзиром на то да финална одлука класификације мора бити јединствена, могу се применити два приступа за њено дефинисање. Први приступ подразумева доношење одлуке на основу већинске одлуке класификатора са свих канала. Други приступ заснива се на одлуци канала који је постигао највећу просечну тачност класификације током фазе тренирања класификатора. Принцип доношења одлука се може изабрати у падајућем менију *Odluka na osnovu*. Финално, укључивањем опције *Počni eksperiment* се покреће ова фаза експеримента. Део апликације која садржи наведене контроле је приказан на слици 3.16.

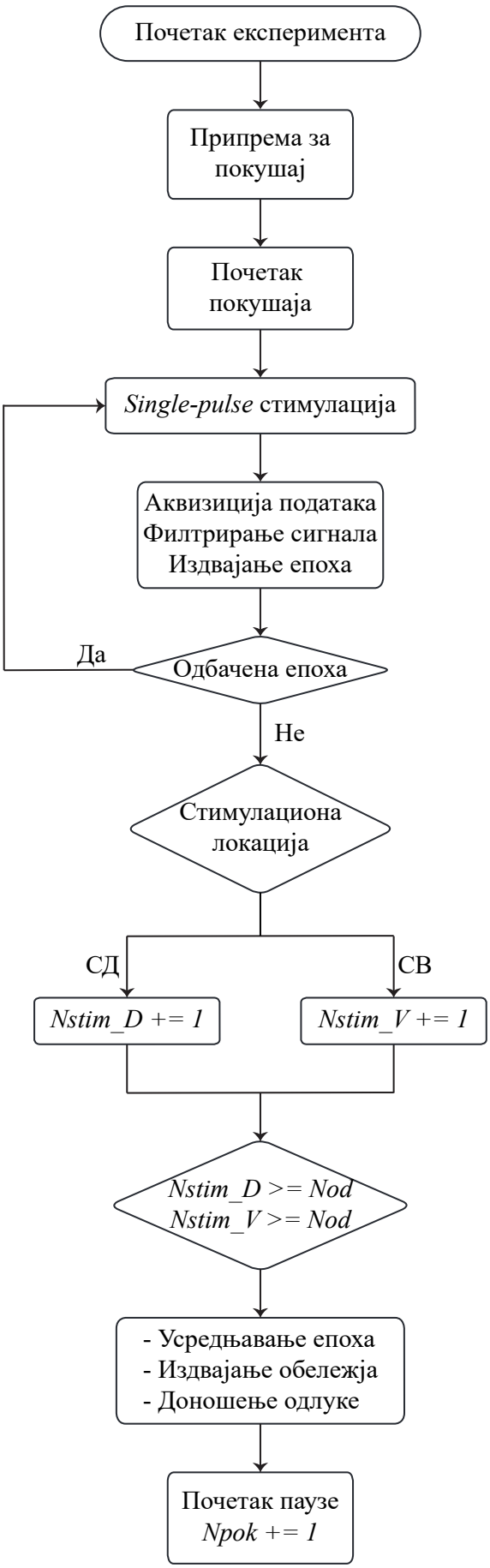


Слика 3.16: Део апликације који садржи опције за покретање аквизиције сигнала, подешавање параметара покушаја и покретање класификације у реалном времену.

На слици 3.17 приказан је алгоритам извршавања једног покушаја у фази тестирања *BCI* система, односно детекције пажње у реалном времену. Пре почетка првог покушаја постоји чекање у трајању од 3 s како би се испитаник припремио на почетак стимулације. Информација о протеклом периоду припреме се чува у променљивој T_{start}, која се увећава у свакој итерацији за периоду одабирања T_s. Када истекне дефинисани период припреме, почиње први покушај.

Покушај се састоји од *single-pulse* и припреме за класификацију која подразумева филтрирање тог дела сигнала, издвајање тренутне епохе, и одбацивање у случају да постоји артефакт. Уколико је епоха одбачена прескаче се даљи поступак и чека се нови циклус стимулација. У супротном инкрементирају се два бројача који прате тренутни број стимулуса по локацији стимулације (N_{stim_D} и N_{stim_V}). Када се достигне број адекватних епоха по стимулационој локацији који је неопходан за доношење одлуке N_{od}, врши се усредњавање епоха. Из усредњених епоха се издвајају обележја изабрана током фазе припреме података, која се затим пропуштају кроз обучени класификатор. На основу изабране методе за доношење финалне одлуке се добија резултат класификације.

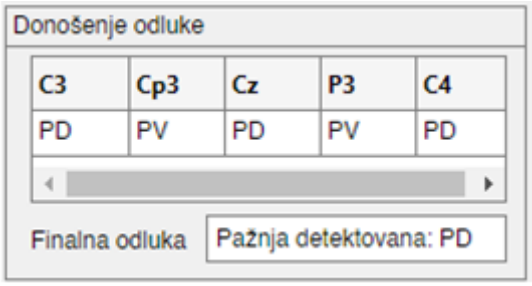
Затим, почиње пауза између покушаја. На почетку паузе се тренутни број покушаја инкрементира. Протекло време паузе се чува у варијабли T_{pauza}, која се увећава за T_s све док не достигне максимално трајање паузе (T_{pm}). На крају паузе се проверава да ли је тренутни број покушаја (N_{pok}) достигнуо максимум (N_{pm}). У случају да није, варијабле N_{stim_D}, N_{stim_V} и T_{pauza} се постављају на почетне вредности. У супротном се завршава ова фаза експеримента.



Слика 3.17: Алгоритам извршавања једног покушаја у фази тестирања *BCI* система. Параметри од значаја су: тренутни број стимулуса на СД (N_{stim_D}) и СВ (N_{stim_V}) локацији, број адекватних епоха по стимулационој локацији који је неопходан за доношење одлуке (N_{od}), тренутни број покушаја (N_{pok}).

Резултат класификације и визуализација сигнала

Након завршетка покушаја, односно након доношења одлуке, оператеру се у оквиру графичког интерфејса приказује табела која садржи одлуку класификатора за сваки од *EEG* канала. Такође, приказује се и финална одлука, тј. резултат класификације тренутног покушаја који се може користити као контролни сигнал у будућем истраживању. Финална одлука се доноси на основу избора у претходној секцији. Овај део апликације је приказан на слици 3.18.

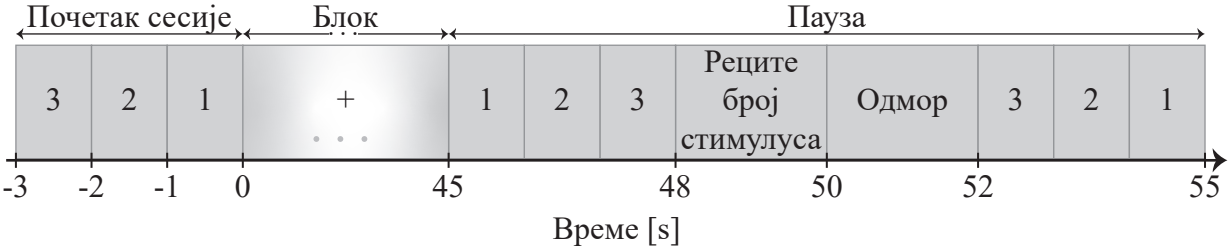


Слика 3.18: Део апликације који приказује резултат класификације у реалном времену за један покушај. Табела садржи одлуку класификатора за сваки *EEG* канал: *PD* - пажња је усмерена на ПД локацију, *PV* - пажња је усмерена на ПВ локацију.

3.5 Комуникација са испитаником

Комуникација између оператера и испитаника одвијала се искључиво током пауза између сесија, када је корисник давао упутства у вези са наредним кораком. Током периода стимулације, инструкције испитанику су биле пружане искључиво путем екрана апликације.

Свака сесија започиње одбројавањем уназад у трајању од 3 s како би се испитаник припремио за почетак стимулације, односно првог блока или покушаја у сесији. Током трајања блока/покушаја на екрану је приказан фиксациони крст ради фокусирања испитаника на монитор. Након завршетка сваког блока/покушаја следи пауза у трајању од 10 s. Пауза почиње одбројавањем унапред у трајању од 3 s, како би испитаник био свестан да је блок/покушај завршен. Затим се на екрану појављује порука *Recite broj sitmulusa* у трајању од 2 s, током којих испитаник треба да саопшти оператеру колико је стимулуса избројао на локацији на коју је требало да усмери пажњу. Следи кратак одмор од 2 s, након чега поново почиње одбројавање уназад у трајању од 3 s као припрема за наредни блок/покушај. Током одмора, у случају класификације у реалном времену испитанику се приказује порука да ли је класификација била успешна. Илустративни приказ порука испитанику током трајања једног блока/покушаја и паузе у оквиру сесије је дат на Слици 3.19.



Слика 3.19: Временски ток приказа порука испитанику током трајања једног блока/покушаја и паузе.

4 Анализа сигнала

У овом поглављу ће бити описан ток анализе сигнала у циљу детекције пажње испитаника. Дат је детаљан опис свих корака предобраде сигнала, тј. процес добијања карактеристичних *sERP* таласних облика од сирових *EEG* сигнала. Биће описана и статистичка анализа карактеристичних компоненти *sERP*-а, као и поступак издвајања обележја која ће се користити у задатку класификације пажње. Обрада и анализа сигнала је спроведена у MATLAB 2023b (MathWorks Inc, САД) програмском окружењу.

У наставку докторске дисертације биће коришћени следећи термине приликом дефинисања процедуре предобраде сигнала и издвајања обележја:

- **Епоха** представља одговор у *EEG* сигналу на електрични стимулус достављен на неку од стимулационих локације (СД или СВ),
- **пре-стимулус интервал** подразумева део епохе пре стимулуса,
- **Трајал** подразумева део епохе након стимулуса,
- **sERP** престаљва усредњену вредност одређеног броја епоха које су достављене на исту стимулациону локацију.

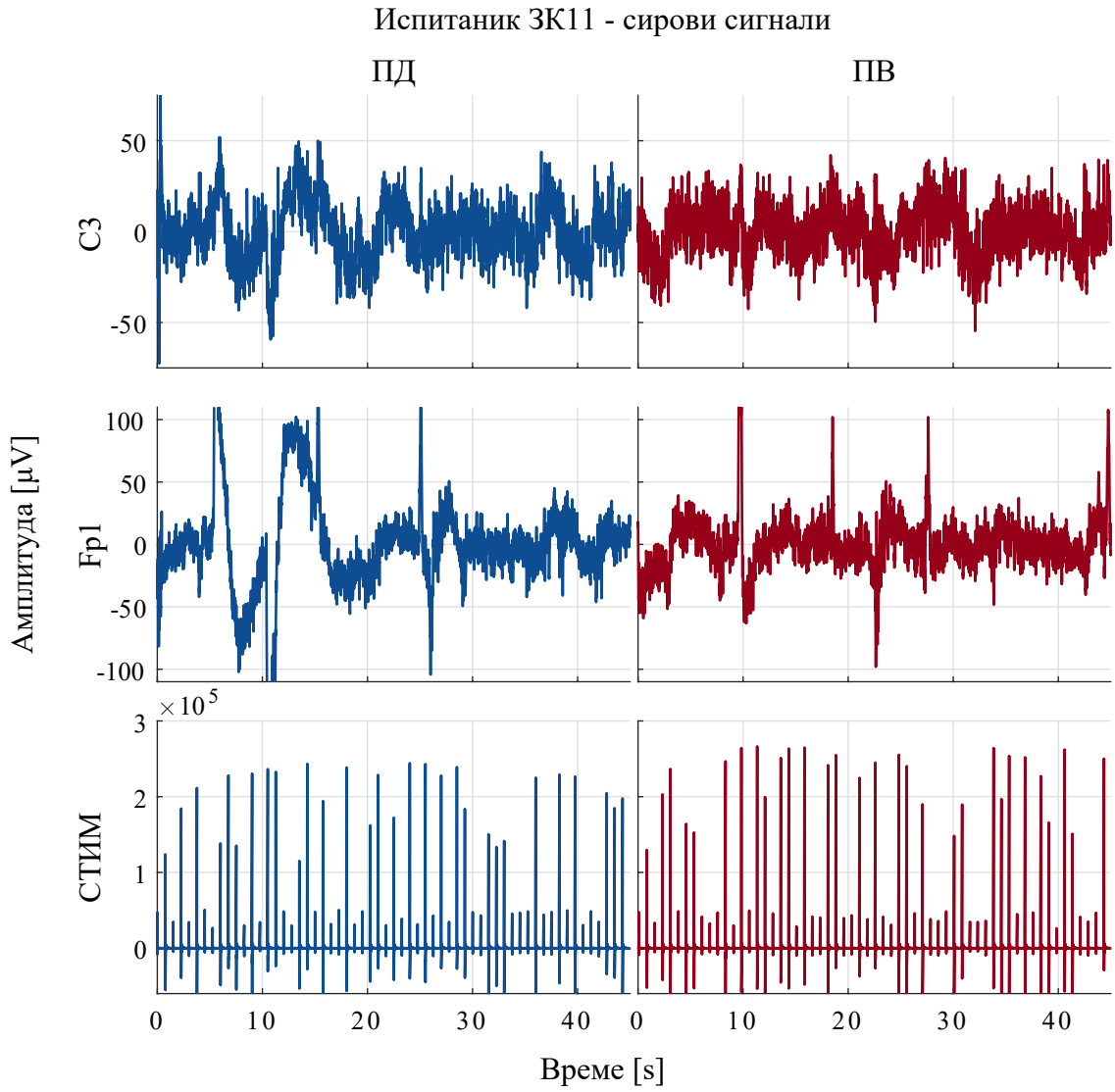
У поглављу 3 је описан начин чувања сигнала током експеримента применом реализоване апликације. Подаци се чувају на крају сваке сесије, и садрже пет *EEG* сигнала, *EOG* сигнал, сигнал за детекцију артефакта стимулације, и информацију о тренутку стимулације, односно тренутку слања поруке електричном стимулатору из апликације, за сваки блок једне сесије.

4.1 Предобрада сигнала

Предобрада *EEG* сигнала подразумева неколико основних корака који су детаљно описани у наставку, и то:

- филтрирање сигнала,
- издвајање епоха,
- одстрањивање помераја базне линије,
- одбацивање епоха са артефактима,
- децимација сигнала, и
- усредњавање епоха.

Резултати примене сваког корака ће бити демонстрирани над примером сигнала снимљених током првог блока прве и друге сесије експеримента на испитанику ЗК11, Слика 4.1, Прва сесија одговара случају усмереној пажњи ПД, док друга сесија одговора усмереној пажњи ПВ.



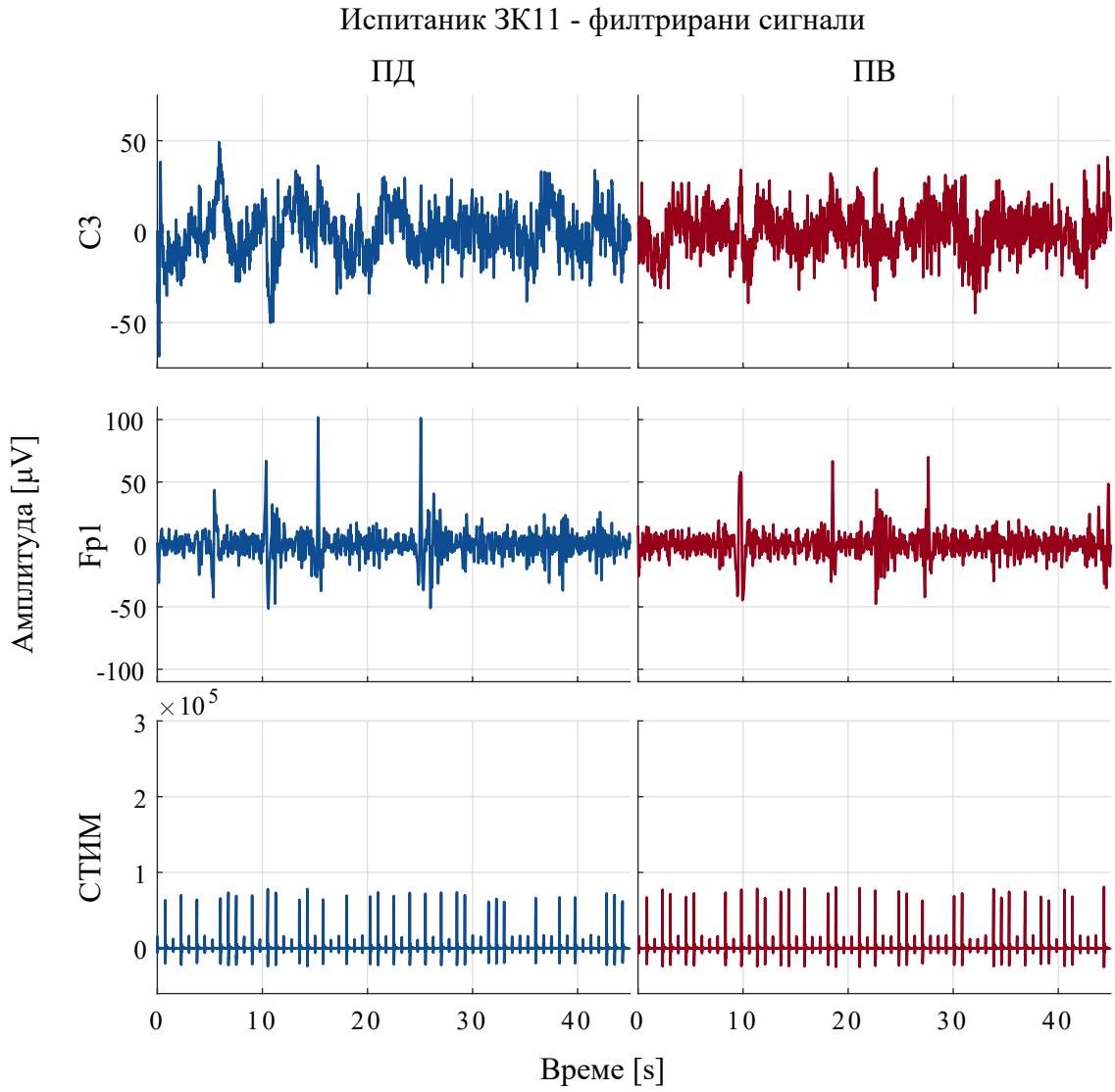
Слика 4.1: Пример сирових сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказан су канали*C3* и*Fp1*, и артефакти стимулације (СТИМ) за испитаника ЗК11.

4.1.1 Филтрирање сигнала

Филтрирање електрофизиолошких сигнала је неопходно како би се отклониле сметње које потичу од различитих несавршености приликом снимања, као што су: померање електрода, интерференција са електрофизиолошким сигналима који нису од интереса, интерференција са шумом градске мреже, и други. Поред примене хардверског филтрирања, које је описано у потпоглављу 2.1, коришћено је и софтверско филтрирање како би се додатно побољшао квалитет сигнала.

Сигнали су филтрирани коришћењем *Butterwoth*-овог филтра другог реда. *EEG* сигнали су филтрирани помоћу филтра пропусника опсега са фреквенцијским опсегом од 0.1–25 Hz. Канал*Fp1*, који је коришћен за детекцију окуларног артефакта, је додатно филтриран филтром пропусника опсега са фреквенцијским опсегом од 1–10 Hz. Сигнал артефакта стимулације је филтриран коришћењем филтра пропусника ниских учестаности са фреквенцијом одсецања од 200 Hz.

На Слици 4.2 приказани су сигнали који одговарају испитанику ЗК11 снимљени током првог блока прве и друге сесије експеримента након филтрирања.



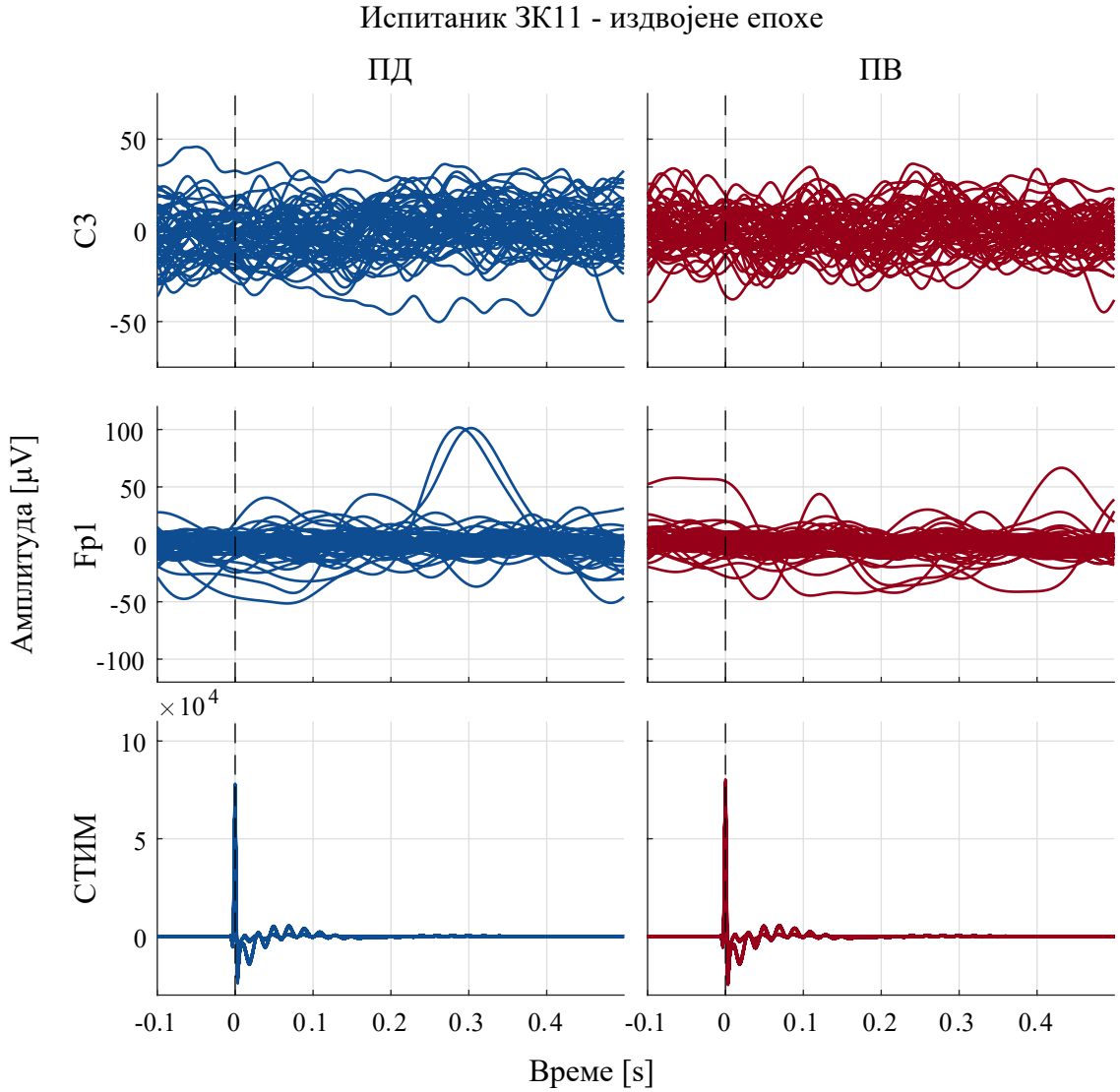
Слика 4.2: Пример сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента након филтрирања. Приказани су канали*C3* и*Fp1*, и артефакти стимулације (СТИМ) испитаника ЗК11.

4.1.2 Издвајање епоха

На основу информације о тренутку стимулације, потребно је у периоду између два стимулуса пронаћи артефакт стимулације на основу канала артефакта стимулације. Артефакт стимулације одговара стварном тренутку стимулације испитаника. Како не би дошло до појаве грешке у неком од наредних корака, артефакти се траже непосредно након слања поруке, а најкасније до 125 ms. Ово ограничење спречава могуће одсецање епохе због кашњења током слања поруке ка електричном стимулатору. Артефакт стимулације је дефинисан као максимум апсолутне вредности сигнала артефакта стимулације у овом интервалу, са додатним условом да његова амплитуда мора бити већа од петоструке медијане апсолутних вредности у том интервалу. У случајевима проблема у комуникацији са електричним стимулатором, где није дошло до стимулације испитаника, овај услов спречава коришћење таквих епоха у даљој анализи.

Након проналаска свих стварних тренутака стимулације, епоха се дефинише као интервал од 100 ms пре појаве стимулуса до 500 ms након појаве стимулуса. *Експеримент-1* је подељен на шест сесија, од којих се свака сесија састоји од пет блокова, а укупан број стимулуса у оквиру једног блока је био 60, те је укупно издвојено 1800 епоха за сва четири експериментална услова. Фаза прикупљања података за тренинг BCI система у оквиру *Експеримента-2* се састоји од

осам сесија подељених на пет блокова, а укупан број стимулуса у оквиру блока је био 30. На овај начин, укупан број епоха по испитанику је износио 1200 за сва четири експериментална услова. На слици 4.3 приказане су издвојене епохе које одговарају сигналима снимљеним на испитанику ЗК11 током првог блока прве и друге сесије експеримента.

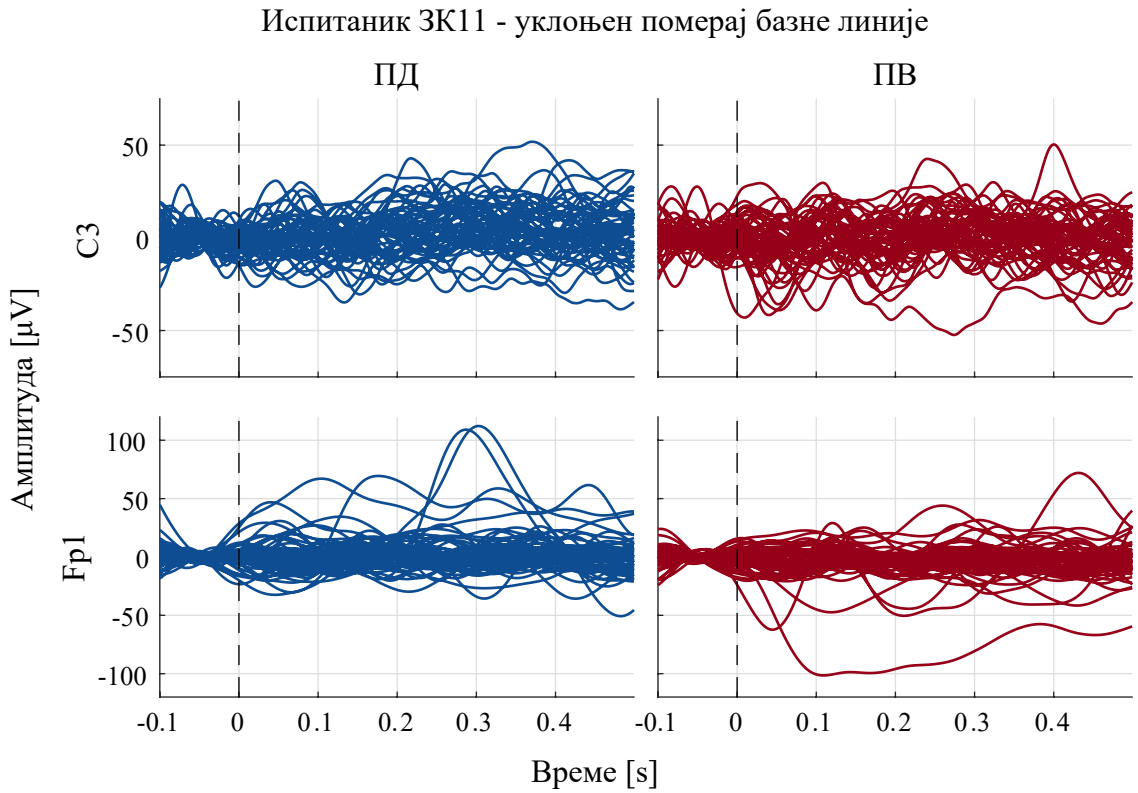


Слика 4.3: Издвојене епохе на примеру сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказани су канали *C3* и*Fp1*, и артефакти стимулације (СТИМ) за испитаника ЗК11. Црном испрекиданом линијом означен је тренутак стимулације испитаника.

4.1.3 Одстрањивање помераја базне линије

Издвојене епохе могу значајно да се разликују због променљиве базне линије која настаје услед флуктуација амплитуде *EEG* сигнала. Варијације базне линије могу довести до значајних разлика у облицима појединачних епоха, што може довести до погрешних закључака. Односно, разлике између епоха из истих или различитих сесија снимања могу бити последица систематског помераја базне линије, а не стварних разлике у неурофизиолошком одговору. Алгоритам за одстрањивање помераја базне линије подразумева рачунање медијалне вредности амплитуде сигнале у пре-стимулус интервалу за сваку епоху посебно. Овај интервал се користи јер се сигнал у том периоду смара неутралним, односно неповезаним са неурофизиолопшким одговором на стимулацију. Медијална вредност базне линије се затим одузима од целе епохе, како би се сигнал центрирао око нулте вредности. Овим поступком се обезбеђује стандардизација епоха, што омогућава директно поређење одговора на различите стимулусе и валидну даљу анализу.

На слици 4.4 приказане су епохе са одстрањеним померајем базне линије које одговарају сигналима снимљеним на испитанику ЗК11 током првог блока прве и друге сесије експеримента.

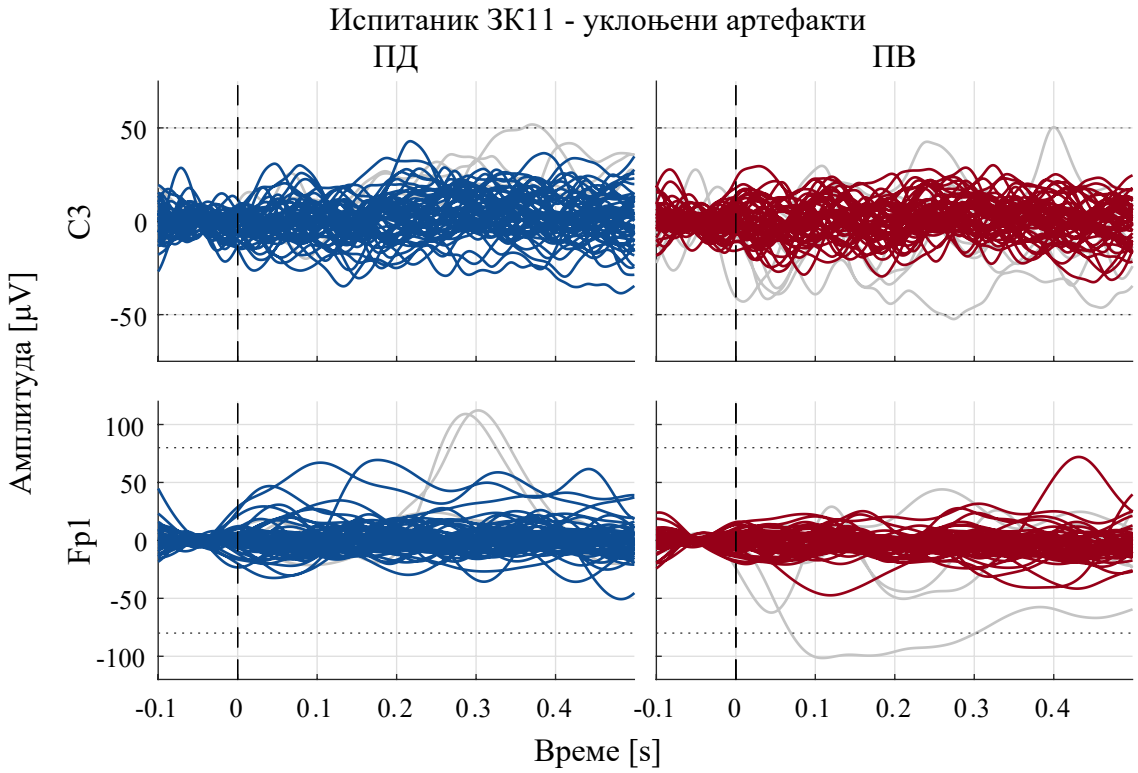


Слика 4.4: Епохе са одстрањеним померајом базне линије прикупљене током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказани су канали*C3* и*Fp1* за испитаника ЗК11. Црном испрекиданом линијом означен је тренутак стимулације испитаника.

4.1.4 Одбацивање епоха са артефактима

Након филтрирања сигнала, већи део сметњи приликом снимања *EEG* сигнала је отклоњен. Међутим, може се десити да неке епохе и даље садрже визуелно уочљиве артефакте који могу значајно нарушити поузданост даље анализе. Како би се обезбедио што бољи квалитет података за анализу, примењено је уклањање оних епоха које садрже јасно изражене артефакте. Очување само "чистих" епоха омогућава прецизније детектовање разлика у когнитивним одговорима на различите стимулусе. Поступак елиминације епоха са артефактима је аутоматизован, и заснива се на посматрању амплитуде сигнала у појединачним епохама за сваки канал посебно. Услов за одбацивање епохе је да апсолутна вредност амплитуде дела епохе не пређе дефинисани праг. Овај услов се проверава у делу након $50\,\text{ms}$ од тренутка стимулације испитаника. У случају да услов није испуњен на барем једном од канала, тренутна епоха се одбацује. Дефинисана су два прага за одбацивање. У случају *Fp1* канала праг је постављен на $100\,\mu\text{V}$, док је за остале *EEG* канале праг постављен на $50\,\mu\text{V}$. У случају неких испитаника, код којих су примећене веће вредности амплитуде сигнала, праг за елиминација епохе у случају *EEG* канала је био $80\,\mu\text{V}$.

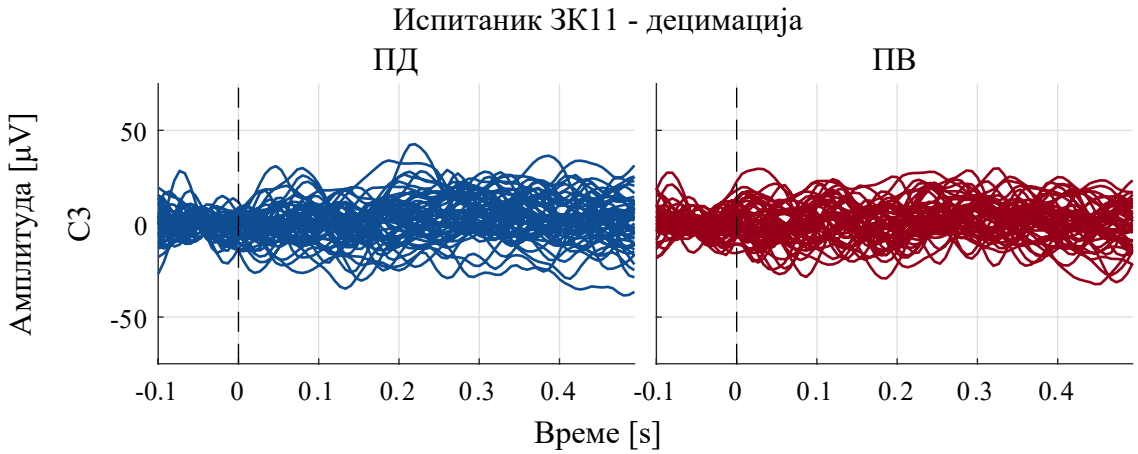
Током поступка елиминације због појаве артефакта дошло је до губитка података. Од укупно 1800 епоха у *Експерименту-1*, одбачено је $6.43 \pm 9.17\%$ епоха по испитанику. За случај *Експеримента-2*, одбачено је $6.13 \pm 5.93\%$ од 1200 епоха по испитанику. У оба случаја, број одбачених епоха не прелази 15% за сваког испитаника. У даљој анализи, тј. у процесу издвајања обележја и класификацији, се сигнали са електроде *Fp1* не користе, те се даљи поступак примењује само на пет *EEG* канала. На слици 4.5 приказане су епохе са и без детектованог артефакта које одговарају сигналима снимљеним на испитанику ЗК11 током првог блока прве и друге сесије експеримента. Отклоњене епохе су приказане сивом линијом.



Слика 4.5: Епохе након примене поступка за елиминације артефаката прикупљени током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказани су канали*C3* и*Fp1* за испитаника ЗК11. Сивом бојом су означене одбачене епохе. Црном тачкастом линијом означени су прагови на основу који долази до одбацивања епохе. Црном испрекиданом линијом означен је тренутак стимулације испитаника.

4.1.5 Децимација сигнала

У циљу смањења скупа могућих обележја која ће се користити за даљу класификацију, пре самог поступка издвајања обележја извршена је децимација сигнала. Ова техника смањује број података софтверским смањивањем фреквенцију одабирања. Трајање издвојене епохе износи 600 ms (100 ms пре-стимулус интервала и 500 ms трајала), односно обухвата 720 одбирака. Фреквенција одабирања је затим смањена са фактором 8, тако што је из оригиналних епоха узет сваки осми одбирак. Нова фреквенција одабирања је износила 150 Hz, а један епоха је обухватала 90 одбирка. На слици 4.6 приказане су епохе након примене децимације над сигналима снимљеним на испитанику ЗК11 током првог блока прве и друге сесије експеримента.



Слика 4.6: Епохе након примене поступка децимације прикупљене током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказан је канал*C3* за испитаника ЗК11. Црном испрекиданом линијом означен је тренутак стимулације испитаника.

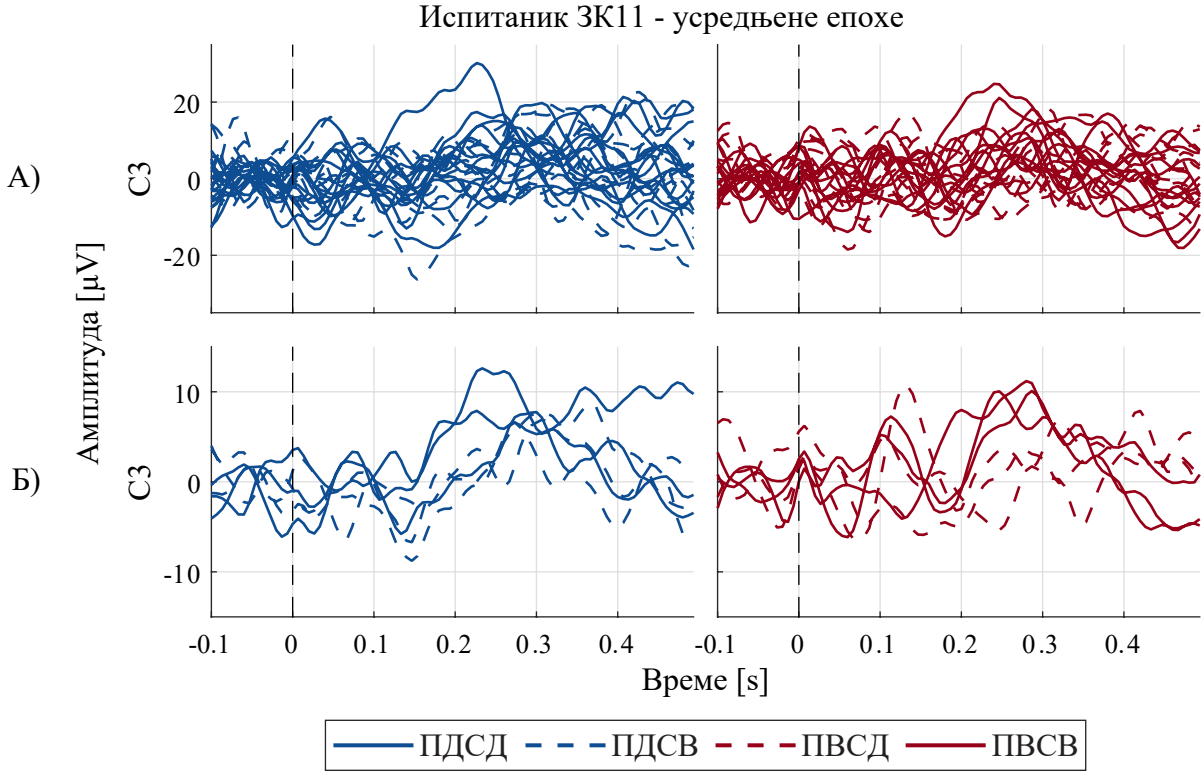
4.1.6 Усредњавање епоха

Усредњавање епоха представља неопходан корак у обради когнитивних одговора на спољашње стимулусе ради побољшања робусности система. Наиме, *sERP* одговори су малих амплитуда у односу на позадинску *EEG* активност што за последицу има низак ниво односа сигнал/шум. Усредњавањем више епоха, утицај позадинске активности се смањује, док се видљивост *sERP* одговора повећава.

Пре усредњавања, епохе су подељене у четири кластера, од који сваки одговара једном експерименталном услову:

1. ПДСД - пажња је усмерена ка СД локацији, док је СД локација стимулисана,
2. ПДСВ - пажња је усмерена ка СД локацији, док је СВ локација стимулисана,
3. ПВСД - пажња је усмерена ка СВ локацији, док је СД локација стимулисана,
4. ПВСВ - пажња је усмерена ка СВ локацији, док је СВ локација стимулисана.

Усредњавање епоха се врши унутар сваког кластера, сукцесивно, редом како су и забележене. Резултат усредњавања је *sERP*. Будући да одбацивање епоха са артефактима може довести до неуравнотеженог броја епоха по експерименталном услову, одбачене су последње епохе већих кластера како би број просечних *sERP*-ова био једнак између кластера. Приказани су *sERP* одговори добијени након процеса усредњавања за два примера фактора усредњавања, броја усредњених епоха, $N_{avg} = 2$ (слика 4.7А) и $N_{avg} = 8$ (слика 4.7Б). Како фактор усредњавања расте тако број епоха које остају за даљу анализе постаје мање, што ефективно значи да постоји мање података за класификацију пажње. Међутим, како фактор усредњавања расте, тако *sERP* постаје јаснији, односно карактеристичне компоненте потенцијала изазваних догађајем долазе до изражаја, и разлика између експерименталних услова постаје видљивија.



Слика 4.7: *sERP* након примене поступка усредњавања на трајлове прикупљене током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказан је канал*C3* за испитаника ЗК11. Фактор усредњавања је постављен на А) $N_{avg} = 2$ и Б) $N_{avg} = 8$.

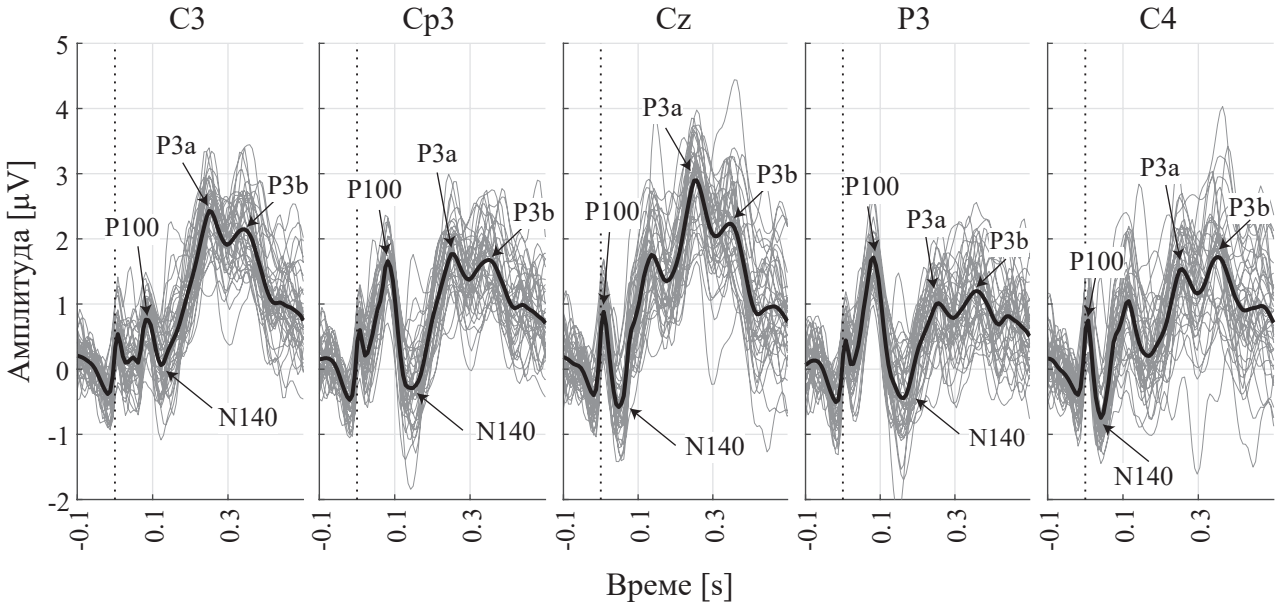
Осим повећавања односа сигнал/шум, број усредњених епоха директно утиче и на брзину доношења одлуке (количина информација које се пренесу у јединици времена) у *BCI* системима. Максимална количина информација која се може пренети у јединици времена (енг. *Information Transfer Rate*, *ITR*) је дефинисана изразом:

$$ITR = \frac{60}{T} \log_2(N_c), \tag{4.1}$$

где је N_c број циљева ($N_c = 1$). Параметар $T = N_c \cdot N_{avg} \cdot isi$ означава време неопходно за доношење одлуке, $isi = 750$ ms представља време између два стимулуса, а N_{avg} означава број епоха које се усредњавају.

4.2 Статистичка анализа

Наредни корак у анализи обухвата статистичко поређење карактеристика *sERP* таласних облика. Статистичка анализа је спроведена на подацима добијеним на здравим контролама који су учествовали у *Експерименту-1*. На основу визуелне инспекције просечених *sERP* одговора за све експерименталне услове и испитанике, идентификовани су електрофизиолошки релевантни временски прозори у којима се појављују компоненте *sERP*-а. Ови временски прозори одређени су на основу претходних сазнања о *sERP* компонентама које се јављају током стимулације сензорних путева горњег екстремитета [99, 109, 110]. На слици 4.8 приказане су просечне *sERP* криве за све експерименталне услове и испитанике. Сиве линије представљају просечне *sERP* криве за сваки експериментални услов за једног испитаника, док црна линија представља просечну вредност свих *sERP*-ова.



Слика 4.8: Просечни *sERP* таласни облици за све испитанике и експерименталне усвлове за 5 *EEG* канала. Сиве линије означавају појединачне sERP одговоре једног испитаника (4 линије по испитанику), док црна линија приказује упросечени *sERP* за све испитанике и услове. Ознаке четири различите *sERP* компоненте, P100, N140, P3a и P3b, укључене су у сваки подграфик поред идентификованог врха. Вертикална црна тачкаста линија означава почетак стимулације. Слика је преузета и адаптирана из [8].

На основу просечне *sERP* криве за све експерименталне услове и испитанике, идентификовани су следећи *sERP* пикови:

1. позитиван пик означен са P100, у интервалу од 75 до 135 ms након стимулације,
2. негативан пик означен са N140, у интервалу од 115 до 165 ms након стимулације,

3. први локални максимум, означен са P3a, у временском опсегу од 200 до 280 ms након стимулације,
4. други локални максимум, означен са P3b, у временском опсегу од 280 до 400 ms након стимулације.

За карактеристичне пикове *sERP* сигнала, дефинисана су три параметра који ће се поредити у статистичкој анализи. Параметри су одређени за сваког испитаника и експериментални услов:

- амплитуда пика (у микроволтима – μV), тј. максимум или минимум компоненте,
- латенца (у милисекундама – ms) сваке компоненте (максимума или минимума),
- површина испод исправљене *sERP* криве (у јединицама ms×μV) унутар сваког изабраног временског прозора.

Постојање статистички значајне разлике ($p < 0.05$) између издвојених карактеристика утврђено је Вилкоксоновим статистичким тестом. Поређење је извршено између услова са истом локацијом стимулације, за сваки канал посебно. Додатно, спроведена је и анализа амплитуде *sERP*-а у различитим временским тренуцима пост-стимулус интервала. За процену значајних разлика ($p < 0.05$) између амплитуда *sERP* таласних облика у сваком временском тренутку, за сваки канал и све испитанике, коришћен је Вилкоксонов тест. Како би се смањила грешка услед вишеструких поређења, уз истовремено задржавање релевантних статистичких резултата, задржани су само временски интервали статистичке значајности дужи од 10 ms.

4.3 Издвајање обележја

У циљу препознавања когнитивних компоненти за детекцију пажње испитаника, након обраде *EEG* сигнала потребно је издвојити најзначајније карактеристике из добијених *sERP* таласних облика. Имплементиране су две методе за добијање релевантних обележја. Први приступ се заснива на једноканалном приступу код кога се обележја издвајају за сваки канал посебно. За овај приступ је примењена и фина селекција обележја кроз итеративни поступак. Друга метода се заснива на вишеканалном приступу код ког се обележја селектују за све канале заједно.

4.3.1 Једноканални приступ

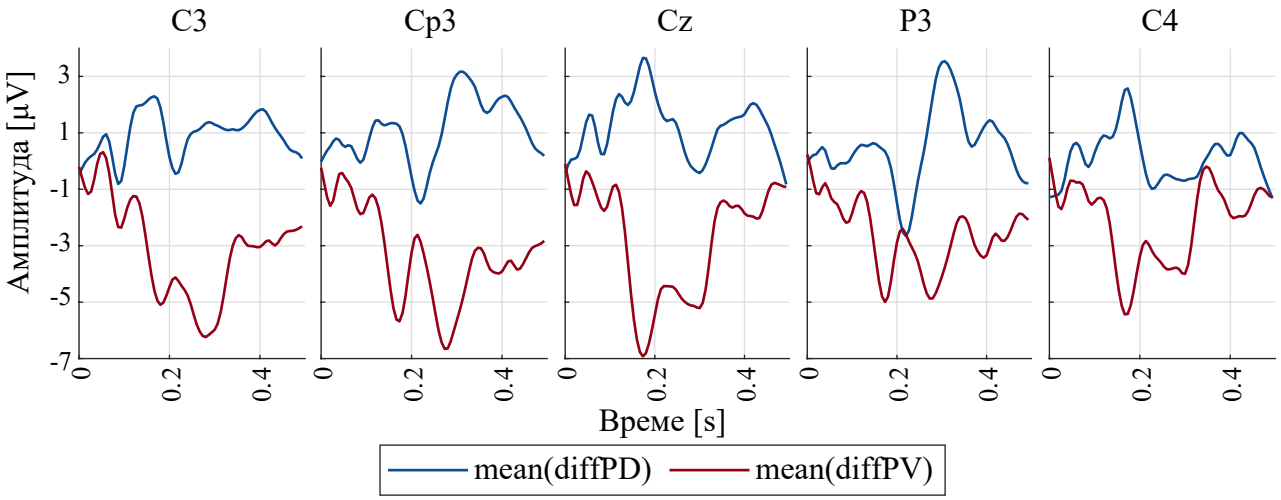
Први приступ екстракције обележја (Ф1) јесте једноканални приступ који подразумева селекцију обележја за сваки *EEG* канал посебно. Циљ овог приступа је испитивање изводљивости електротактилне *BCI* контроле на основу једног *EEG* канала. Једноканални приступ омогућава да се одлука доноси за сваки канал појединачно, односно, класификатор за детекцију пажње се пројектује за сваки канал посебно. Овај приступ подразумева формирање два низа који се добијају спајањем усредњених парова *sERP*-а након децимације, за сваку класу посебно. Прва класа, К1, обухвата случајеве када је пажња испитаника усмерена на локацију ПД, и добија се спајањем одбирака из експерименталних услова ПДСД и ПДСВ. Друга класа, К2, се добија спајањем одбирака из експерименталних услова ПВСД и ПВСВ, и односи се на случај када је пажња испитаника усмерена на локацију ПВ. Приликом спајања, узимају се само они одбирци који припадају пост-стимулус интервалу. Након спајања, сваки од низова је имао 120 одбирака, при чему је првих 60 представљало *sERP* одговоре изазване стимулацијом на локацији СД, док је других 60 представљало $sERP$ одговоре изазване стимулацијом на локацији СВ.

Тестирана је и фина селекција обележја за сваки од *EEG* канала користећи итеративни приступ (Ф1о). Први корак представља формирање *sERP* разлика за експерименталне услове који се везују за исту локацију на коју је усмерена пажња - ПД или ПВ. Формиране су две разлике добијене одузимањем *sERP*-а насталог стимулацијом локације СВ од *sERP*-а добијеног стимулацијом локације СД.

$$\text{diff}_{\text{PD}} = \text{PDSD} - \text{PDSV} \tag{4.2}$$

$$\text{diff}_{\text{PV}} = \text{PVSD} - \text{PVSV} \tag{4.3}$$

На слици 4.9 су приказани усредњени сигнали разлике diff_{PD} и diff_{PV} по свим трајловима за испитаника ЗК11 за сваки *EEG* канал. Плавом бојом је означена разлика која се везује за класу К1, док је црвеном линијом означена разлика за класу К2.



Слика 4.9: *sERP* разлика за исту локацију на коју је усмерена пажња, за сваки од *EEG* канала, добијена на испитанику ЗК11. Плавом бојом је означена просечна разлика када је пажња испитаника усмерена на локацију ПД. Црвеном бојом је означена просечна разлика када је пажња усмерена на локацију ПВ.

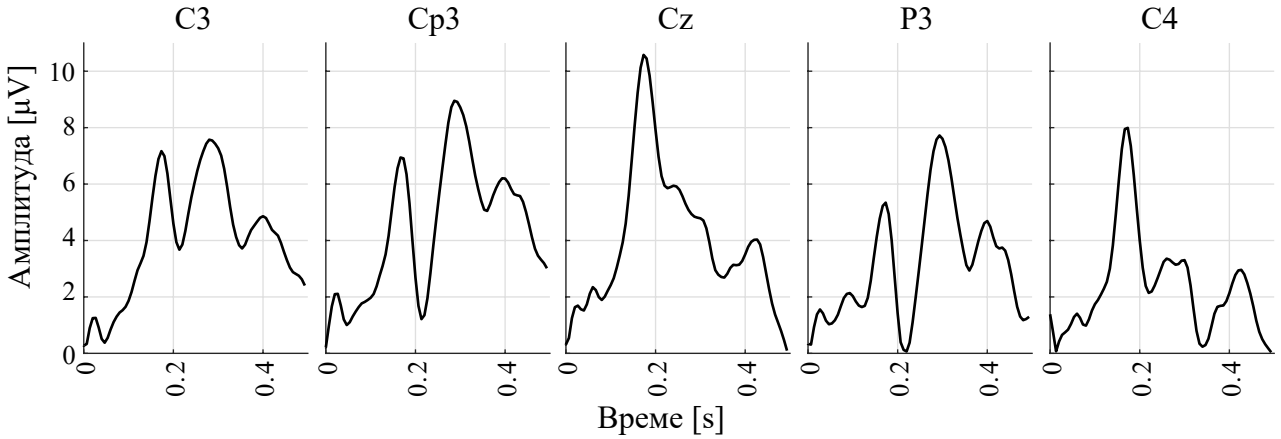
На основу разлика између експерименталних услова који се везују за исту локацију на коју је усмерена пажња формира се нова разлика између две класе:

$$\text{diff}_{\text{PDPV}} = \text{diff}_{\text{PD}} - \text{diff}_{\text{PV}}. \tag{4.4}$$

За селекцију релевантних обележја за даљу класификацију коришћена је исправљена средња вредност разлике између две класе:

$$\text{mean}_{\text{PDPV}} = \frac{1}{N_t} \sum_{1}^{N_t} |\text{diff}_{\text{PDPV}}|, \tag{4.5}$$

где је N_t број трајлова по експерименталном услову. На слици 4.10 приказана је исправљена средња вредност разлике између две класе за сваки канал посебно, за испитаника ЗК11.



Слика 4.10: Исправљена средња вредност разлике између две класе, за сваки од *EEG* канала, добијени на испитанику ЗК11.

Финално, дефинисан је амплитудски праг (у μV) за одбацивање обележја, који у итеративном поступку узима вредности од 0 до максимума $\text{mean}_{\text{PDPV}}$ са инкрементом од 0.1 μV. У свакој итерацији су одбачени они одбирци из матрица ПДСД, ПДСВ, ПВСД и ПВСВ за које је амплитуда $\text{mean}_{\text{PDPV}}$ мања од тренутног прага. Одбирци који су остали формирају два низа који се добијају спајањем усредњених парова *sERP*-а након децимације, за сваку класу посебно, као и у случају Ф1. На основу тренутно дефинисаних класа се обучава класификатор, и проверава се његова успешност. Резултат овог приступа селекције обележја је редуковани број финалних обележја који је дао најбољу успешност класификације током итеративног поступка.

4.3.2 Вишеканални приступ

Други приступ издвајања обележја (Ф2) подразумева вишеканални приступ, код кога се обележја издвајају здружено за све *EEG* канале. За разлику од претходног приступа, пројектован је један класификатор за детекцију пажње, који одлуку доноси на основу свих канала истовремено. Циљ ове анализе је било испитивање могућности повећавања успешности детекције пажње. Први корак у имплементацији овог приступа јесте формирање вектора обележја *sERP* сигнала. За сваки од експерименталних услова, усредњене *sERP* након децимације за сваки канал се спајају, а као резултат се добија низ од 300 одбирака (по 60 одбирака из пост-стимулус интервала за сваки од 5 *EEG* канала). Након тога, формирају се два улазна вектора који одговарају дефинисаним класама. Први вектор се добија агрегацијом низова који одговарају класи кад је пажња испитаника усмерена на локацију ПД, односно експерименталним условима ПДСД и ПДСВ. Други улазни вектор се добија спајањем експерименталних услова ПВСД и ПВСВ, који одговарају класи када је испитаник усмерио своју пажњу на локацију ПВ. Сходно томе, сваки улазни вектор је садржао укупно 600 одбирака, од којих је прва половина представљала спојене амплитуде *sERP* одговора изазваних стимулацијом на локацији СД, а друга половина спојене *sERP* одговоре изазване стимулацијом на локацији СВ.

За селекцију релевантних *sERP* амплитуда из улазних вектора је коришћена метода секвенцијалне селекције обележја унапред (енг. *Sequential Forward Selection*, *SFS*) [111]. *SFS* је једна од метода за селекцију обележја заснована на методи омотача. У итеративном поступку, ова метода проналази оптимални подскуп обележја помоћу једног од алгоритма машинског учења. Процес започиње са празним скупом обележја, а у свакој итерацији се додаје ново обележје, које до тог тренутка није изабрано. Обележје које највише доприноси успешности класификатора, најчешће кроз посматрање тачности класификације, се додаје постојећем подскупу. Овај поступак се понавља све док се не достигне неки унапред задат критеријум за заустављање - број обележја у подскупу или стагнирање раста успешности класификације. *SFS* ефикасно узима у обзир везе између обележја, јер у свакој итерацији испитује ефикасност додавања сваког од преосталих обележја на тренутни подскуп. Мана ове методе јесте што може довести до неоптималног избора подскупа обележја, јер једном додато обележје у подскуп не може бити касније избачено. Кораци *SFS* методе су дате у Алгоритму 4.1.

Алгоритам 4.1 Алгоритам методе секвенцијалне селекције обележја унапред

Улаз: улазни вектори обележја X, максималан број обележја $N_f = 40$

Излаз: оптималан подскуп обележја Y

Иницијализација: $Y = \{\}$

Све док је $|Y| < N_f$:

- Евалуација модела за свако обележје $x_f \notin Y$: $= acc(Y \cup x_f)$[1]
- Одређивање обележја $x_f^* = \text{argmax}[J]$
- Ажурирање подскупа обележја: $Y = [Y, x_f^*]$

[1] *acc - тачност модела класификације*

Како би се обезбедила генерализација модела, уз *SFS* је коришћена и угњеждена петострука унакрсна валидација. Селекција обележја је спроведена унутар сваког тренинг скупа, а провера перформанси модела је проверена на независном тест скупу. На овај начин је осигурана непристрасна процена перформанси. У овој студији критеријум за заустављање *SFS* алгоритма је био достизање максималног број обележја у подскупу, који је био постављен на 40. За сваки подскуп током 40 итерација је сачувана информација о највећој тачности класификационог модела. Финални подскуп обележја, који се користио у даљем раду, је изабран тако да максимизује тачност класификације.

5 Примена метода машинског учења

Вештачка интелигенција (енг. *Artificial Intelligence*, *AI*) је једна од области из домена науке и технике, чији је развој почео педесетих година прошлог века. *AI* се бави развојем система који су способни да обављају задатке који су до тада захтевали људску интелигенцију. Своју примену је пронашла у проблемима као што су препознавање образаца, доношење одлука, интеракција са окружењем, и други. Појам "вештачка интелигенција" је уведен 1950. године од стране британског математичара Алана Тјуринга. Тада је Тјуринг предложио тест, тзв. Тјурингов тест, дизајниран као начин да се утврди да ли машина може показати интелигентно понашање које се не разликује од људског. Област вештачке интелигенције се може поделити на: машинско учење, дубоко учење и обраду природног говора.

Машинско учење (енг. *Machine Learning*, *ML*) обухвата методе *AI* које омогућавају машини (нпр. рачунар) да сама доноси закључке кроз искуство, без експлицитног уноса команди. *ML* се може поделити на: надгледано учење, учење подстицањем и ненадгледано учење. Модели надгледаног учења уче из означене репрезентације проблема који се решава, док ненадгледани модели имају циљ да препознају обрасце у неозначеним подацима. Учење подстицањем представља вид учења код кога модел учи стратегију доласка до оптималног решења кроз награде и казне у претходним одговорима. У последњим деценијама, машинско учење је доживело значајан напредак захваљујући побољшањима у рачунарској снази, доступности великих скупова података, као и развоју софистицираних алгоритама. Неки од проблема у којима је *ML* нашло примену су препознавање слика, анализа података, системи за препоруку, и други.

У овом поглављу ће бити дат кратак опис метода *ML* који ће се користити у овој докторској дисертацији за класификацију пажње испитаника. Теоријски преглед метода машинског учења се ослања на литературу [112–115]. Како би се постигле најбоље перформансе класификације, неопходно је фино подесити хиперпараметре имплементираних класификатора. Процес оптимизације ће такође бити представљен у овом поглављу.

5.1 Методе машинског учења

Класификација пажње испитаника у овој студији је извршена применом надгледаних метода машинског учења. У случају надгледаног учења, користи се скуп података који садржи парове улаз-излаз:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), ..., (x_N, y_N),$$

где N представља укупан број парова. За сваки пар (x_i, y_i) важи да је $y_i = f(x_i)$. Циљ обучавања модела је проналазак функције (хипотезе) h, која ће што боље апроксимирати функцију f, односно предвиђати излаз y_i на основу улаза x_i.

Избор конкретне методе машинског учења утиче на сложеност модела. Једноставнији модели, попут линеарне регресије, обично нуде лакшу интерпретацију, али могу имати ограничену моћ у моделовању сложених образаца у подацима. С друге стране, сложенији модели, као што су вештачке неуралне мреже, могу боље моделовати комплексне нелинеарне односе, али су подложнији преобучавању и захтевају већи скуп података. Квалитет класификације зависи од способности модела да генерализује, односно да тачно класификује нове, невиђене податке. Како би се постигли најбољи резултати, тестирана је успешност шест различитих метода: логистичка регресија, линеарна дискриминантна анализа, метода носећих вектора, метод К најближих суседа, случајне шуме, и вештачке неуралне мреже.

5.1.1 Линеарна класификација и логистичка регресија

Линеарна класификација представља *ML* технику код које се излаз формира применом прага на резултат линеарне регресије. У случајну бинарне класификације, излаз класификатора y_p (слика 5.1А) дефинисан је као:

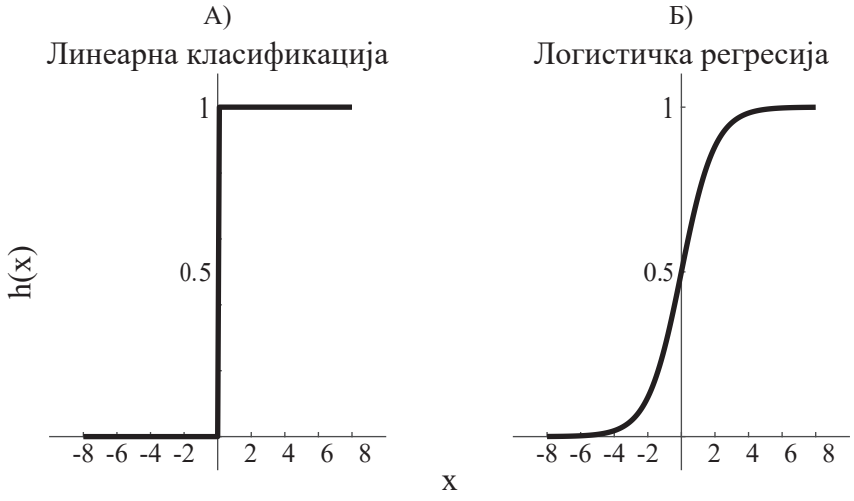
$$y_p = h(Wx) = \begin{cases} Wx \leq 0, & 0 \\ Wx > 0, & 1 \end{cases} \tag{5.1}$$

У овом случају, функција хипотезе није диференцијабилна и непрекидна функција што може довести до непредвиђеног понашања током обучавања. Такође, резултат класификатора је или 0 или 1, па пројектовани класификатор може имати лошије перформансе за примерке који су близу граничне линије.

Коришћење континуалне и диференцијабилне функције $h(x)$ може побољшати перформансе класификације. Један пример такве функције је логистичка функција (слика 5.1Б):

$$f = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \tag{5.2}$$

Како резултат ове функције може бити било који број између 0 и 1, добијени резултат заправо представља вероватноћу да тренутни примерак припада класи са ознаком 1. Што је примерак ближи граничној линији, то ће се вредност хипотезе приближавати 0.5, а како се одаљава од ње вредност тежи да буде или 0 или 1.



Слика 5.1: А) Функција излаза заснована на поређењу улазне функције са прагом. Б) Логистичка функција чији резултат представља вероватноћу да тренутни примерак припада класи са ознаком 1.

Уколико функција хипотезе има облик логистичке функције, добија се статистичка *ML* метода која се назива логистичка регресија (енг. *Logistic Regression*, *LR*):

$$h(Wx) = \frac{1}{1 + e^{-Wx}}, \tag{5.3}$$

где W означава тежинске коефицијенте које треба одредити током обучавања модела.

Задатак обучавања јесте прилагођавање хипотезе како би се минимизовали губици приликом класификације. У случају *LR*, користи се лог-веродостојност функција губитака која мери разлику између предвиђене вероватноће класе и стварне класе примерка. Дефинисана је са:

$$\mathcal{L}(W) = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \cdot ln(h(Wx)) + (1 - y_i) \cdot ln(1 - h(Wx)), \tag{5.4}$$

при чему N представља укупан број примерака у скупу података. Функцији губитака се може додати још један члан који представља регуларизациону функцију $R(W)$. Регуларизација служи да побољша могућност генерализације података приликом тренирања класификатора, како би перформанасе остале исте и на подацима који нису познати:

$$\mathcal{L}^*(W) = \mathcal{L}(W) + R(W). \tag{5.5}$$

Утицај регуларизације се контролише помоћу коефицијента регуларизације $\lambda \in [0, 1]$. Најчешће се користе L_1 или L_2 тип регуларизације:

$$L_1 : R(W) = \lambda \sum_i |w_i|, \tag{5.6}$$

$$L_2 : R(W) = \lambda \sum_i w_i^2, \tag{5.7}$$

или њихова комбинација:

$$R(W) = \lambda_1 \sum_i |w_i| + \lambda_2 \sum_i w_i^2. \tag{5.8}$$

Тежински коефицијенти се добијају максимизацијом веродостојности на скупу за обучавање помоћу неке од метода оптимизације, као што је метода градијентног спуста.

$$\frac{\partial \mathcal{L}^*(W)}{\partial W} = \sum_{i=1}^{N}(y_i - h(Wx)) \cdot x_i. \tag{5.9}$$

Решавањем једначине итеративним поступком добијају се оптималне вредности тежинских коефицијената. Припадност класи у случају *LR* се добија поређењем функције хипотезе са прагом $T = 0.5$.

$$y_p = \begin{cases} h(x) \leq 0.5, & 0 \\ h(x) > 0.5, & 1 \end{cases} \tag{5.10}$$

У анализи у оквиру ове докторске дисертације, за имплементиран *LR* класификатор је тестиран утицај избора методе регуларизације и коефицијента регуларизације на успешност класификације.

5.1.2 Линеарна дискриминантна анализа

Линеарна дискриминантна анализа (енг. *Linear Discriminant Analysis*, *LDA*) је једна од метода линеарне трансформације улазних података која има циљ да максимизује сепарабилност између класа. Осим трансинформације, *LDA* уједно и смањује број обележја оригиналних података. Ова

метода се може користити за класификацију уз примену неког система за доношење одлуке, нпр. Бајесово правило одлучивања. *LDA* метода претпоставља нормалну расподелу података унутар класа.

Нека је улазни скуп података X подељен на $K \geq 2$ класа које имају нормалну расподелу:

$$K_i : X_i = \mathcal{N}(\mu_i, \Sigma_i),\ i = 1, ..., K, \tag{5.11}$$

где μ_i означава математичко очекивање сваке класе, а Σ_i представља коваријациону матрицу.

Једна од метода за проналазак матрице трансформације се заснива на рачунању сопствених вектора и вредности изведене матрице S. Прво се дефинише матрица унутаркласног расејања:

$$S_w = \sum_{i=1}^{K} p_i \Sigma_i, \tag{5.12}$$

и матрица међукласног растојања:

$$S_b = \sum_{i=1}^{K} p_i (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T, \tag{5.13}$$

где p_i представља вероватноћу појаве сваке класе, а μ_0 вектор математичког очекивања за све класе:

$$\mu_0 = \sum_{i=1}^{K} p_i \mu_i. \tag{5.14}$$

Матрицу трансформације A која ће максимизовати међукласно растојање и минимизовати унутаркласно растојање трансформисаних одбирака, односно максимизовати однос варијансе између и унутар класа, се добија максимизацијом:

$$S_w^{-1} S_b A = \lambda A, \tag{5.15}$$

где W означава сопствене вектора, а λ сопствене вредности матрице $S = S_w^{-1} S_b$. Потребно је изабрати k сопствених вектора који одговарају највећим сопственим вредностима како би дошло до најбољег раздвајања између класа.

Осим ове методе тражења матрице трансформације, може се применити и метода разлагања на сингуларне вредности, која је погодна за вишедимензионалне податке јер не захтева инверзију коваријационе матрице. Овај поступак се заснива на рачунању центриране матрица улазних података:

$$X_c = X - \mu_0, \tag{5.16}$$

и примене методе разлагања на сингуларне вредности на ту матрицу:

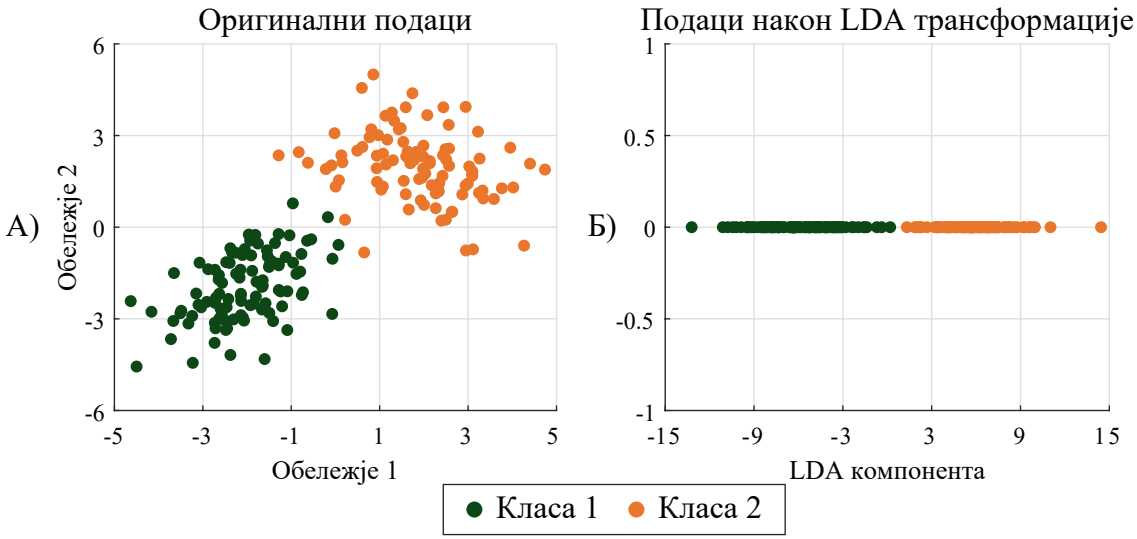
$$\text{svd}(X_c) = U \Sigma V^T, \tag{5.17}$$

где је Σ дијагонална матрица сингуларних вредности, а U и V представљају леву и десну ортогоналну матрицу. Матрица трансформације A тада се добија из матрице V, узимањем првих k компоненти.

Након примењене трансформације на улазни скуп података X:

$$X^* = A^T X, \tag{5.18}$$

добија се пројекција X^* са смањеном димензионалношћу података. Максималан број обележја након трансформације је $K - 1$. Пример расподеле података по класама пре и после *LDA* трансформације је дат на слици 5.2.



Слика 5.2: А) Оригинални улазни скуп података. Б) Подаци након примењене *LDA* трансформације. Како је број класа $K = 2$, максималан број обележја након трансформације је 1, друга димензија је додата вештачки због приказа.

Након добијања пројекције, класификација се врши применом Бајесовог теста. За сваки нови примерак $x^* \in X^*$ потребно је израчунати апостериорну вероватноћу припадности некој од класа:

$$P_i(k = K_i|x^*) = \frac{P(x^*|k = K_i)P(k = K_i)}{P(x^*)}, \tag{5.19}$$

где $P(k = K_i)$ представља априорну вероватноћу сваке класе, $i = 1, ..., K$. Класа која има највећу апостериорну вероватноћу је резултат класификације одбирка x:

$$y_p = \underset{i}{\text{argmax}}[P_i(k = K_i|x^*)]. \tag{5.20}$$

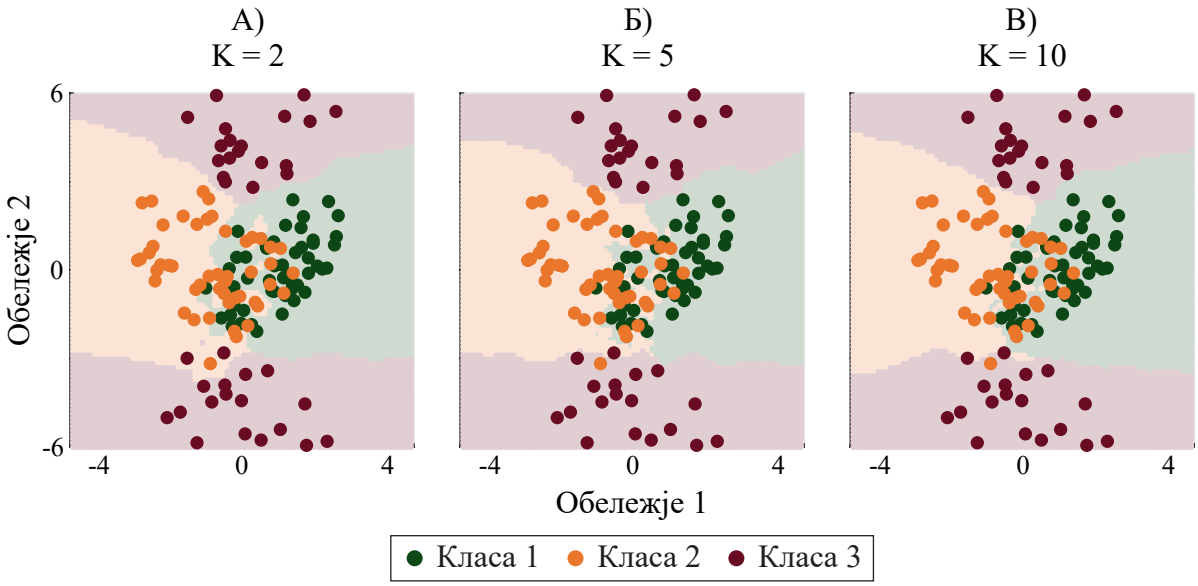
LDA метода са Бајесовим тестом, коришћена у овој докторској дисертацији, за рачунање матрице трансформације користи методу разлагања на сингуларне вредности.

5.1.3 К најближих суседа

У претходно описаној методи, класификатор захтева да одбирци прате одређену расподелу, попут нормалне расподеле, што ограничава њену примену. Ако узорци не прате нормалну расподелу, перформансе класификације могу бити значајно лошије. Ове методе припадају групи параметарских метода, јер претпостављају одређену форму расподеле података. Да би се избегло увођење претпоставке о расподели одбирака, користе се непараметарске методе. Један од познатих алгоритама из ове групе је метода К најближих суседа (енг. *K Nearest Neighbour*, која доноси одлуку на основу сличности узорка.

За примену *KNN* класификације неопходно да улазни скуп података X са придруженим скупом познатих класа Y буде познат. У случају појављивања непознатог узорка x^*, рачуна се његова удаљеност од свих узорака за које знамо којој класи припадају $x_i \in X$. У процесу доношења одлуке узима се у обзир K најближих узорака непознатом узорку. Припадност класи се добија на основу већинске класе којој припада K најближих суседа.

Избор параметра K значајно утиче на успешност класификације. Уколико је K мало осетљивост на шум постаје већа, док за веће вредности овог параметра може доћи до мешања класа. На слици 5.3 је приказан резултат класификације за три вредности параметра $K = [2, 5, 10]$.



Слика 5.3: Резултат класификације *KNN* методом за: А) $K = 2$, Б) $K = 5$ и В) $K = 10$ најближих суседа.

Удаљеност од познатих узорака се може израчунати применом различитих метрика. Неке од њих су:

- Еуклидско растојање:

$$d(x^*, x_i) = \sqrt{x^* - x_i}, \tag{5.21}$$

- Менхетн удаљеност:

$$d(x^*, x_i) = |x^* - x_i|, \tag{5.22}$$

- Косинусна сличност:

$$d(x^*, x_i) = 1 - \frac{x^* x_i}{||x^*|| \cdot ||x_i||}. \tag{5.23}$$

У оквиру ове докторске дисертације, имплементиран је *KNN* класификатор који користи еуклидско растојање, док се оптимизацијом хиперпараметара добија оптималан број суседа.

5.1.4 Метод носећих вектора

Метод носећих вектора (енг. *Support Vector Machine*, *SVM*) је један од најефикаснијих алгоритама за класификацију, захваљујући томе што се параметри модела одређују решавањем конвексног оптимизационог проблема, чиме се гарантује да свако локално решење уједно представља и глобални оптимум. Идеја *SVM* класификатора јесте минимизација очекиваног генерализованог губитка, за разлику од претходних метода које минимизују емпиријски губитак. Емпиријски губитак представља укупну грешку на познатим, тренинг, подацима. Генерализовани губитак је просечан губитак на новим подацима, које класификатор још није видео. Генерализовани губитак зависи од расподеле података по класама. *SVM* метода минимизује овај тип губитка постављајући сепаратор између класа, границу одлуке, тако да буде на максималној удаљености од свих познатих података.

У случају линеарне класификације, граница одлуке је дефинисана следећом једначином:

$$x : W^T x + b = 0, \tag{5.24}$$

где x представља улазни вектор, W означава вектор тежинских коефицијената нормалан на границу одлуке, а параметар $b/||W||$ је померај границе одлуке од координатног почетка.

У случају линеарно сепарабилних класа, могу се изабрати две паралелне хиперравни које раздвајају податке у две класе, тако да максимизују простор између њих. Ако се постара нормализован скуп података, хипераван за прву класу се дефинише са:

$$h_1 : W^T x + b = 1, \tag{5.25}$$

при чему важи да све што је на или изнад ове равни припада класи 1, $y_i = 1$. Хипераван за друге класе има облик:

$$h_2 : W^T x + b = -1, \tag{5.26}$$

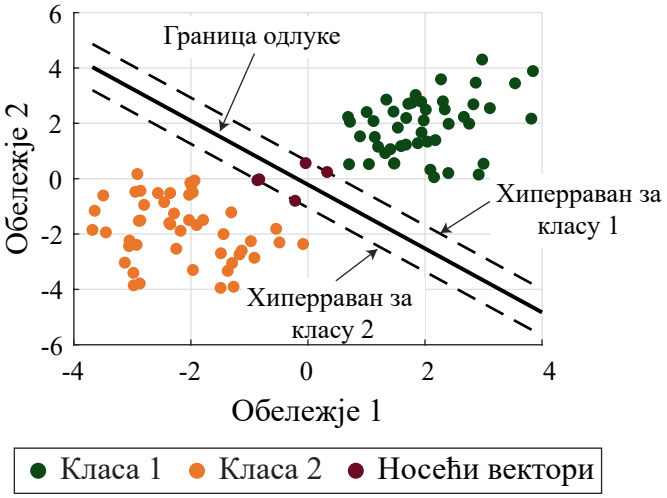
и важи да сви одбирци који се налазе на или испод ове равни припадају класи 2, $y_i = -1$. Растојање између ове две хиперравни износи:

$$d = \frac{2}{||w||}, \tag{5.27}$$

те се минимизацијом $||w||$ максимизује простор између две хиперравни (маргина) под условом:

$$y_i(W^T x + b) \geq 1, \text{ за } \forall i. \tag{5.28}$$

Оптимизацијом маргине одређују се маргиналне хиперравни које пролазе кроз носеће векторе, односно одбирке који су најближи другој класи. Граница одлуке се налази тачно на половини растојања између те две хиперравни, слика 5.4.



Слика 5.4: Пример класификације података у две класе применом *SVM* класификатора. Испрекидане линије представљају маргиналне хиперравни за обе класе, а пуном линијом је означена граница одлуке.

У случају да подаци нису линеарно сепарабилни или ако је изражен утицај шума, претходни поступак оптимизације *SVM* класификатора неће моћи да конвергира ка оптималном решењу. Наиме, у случају да барем један одбирак није добро класификован, маргиналне хиперравни неће моћи да се поставе. Како би се решио овај проблем, уводи се параметар регуларизације C који дозвољава мале грешке приликом класификације података у тренинг скупу.

Проблем оптимизације се тада своди на:

$$\min_{W,b,\xi}(\frac{1}{2}||W|| + C\sum_i \xi_i), \tag{5.29}$$

под условом:

$$y_i(W^T x + b) \geq 1 - \xi_i, \text{ за } \forall i, \tag{5.30}$$

где је ξ_i променљива која дозвољава појединим одбирцима да буду погрешно класификовани.

Избор параметра C утиче на успешност класификације - мање вредности дају већу маргину, односно више дозвољених грешака, док веће вредности имају мању толеранцију на грешку, што може довести до лошије генерализације података.

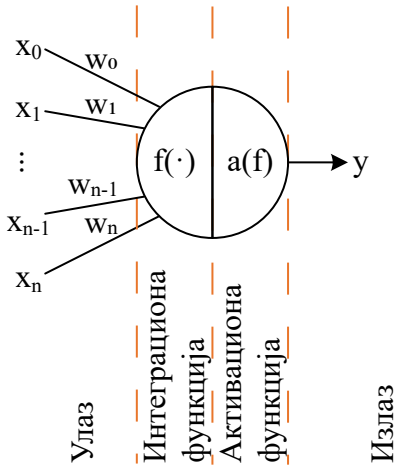
У случају нелинеарно сепарабилних података се користе кернели како би трансформисали оригиналне податке у простор више димензије, где су линеарно сепарабилни. Неки примери кернела су:

- Полиномијални кернел:
$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^d, \tag{5.31}$$
- Кернел са функцијом радијалне основе:
$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma||x_i - x_j||}, \tag{5.32}$$
- Сигмоидни кернел:
$$K(x_i, x_j) = \tanh(\alpha \cdot x_i^T \cdot x_j). \tag{5.33}$$

У анализи у оквиру ове докторске дисертације, за имплементиран *SVM* класификатор је тестиран утицај избора кернела, параметра γ у случају кернела са функцијом радијалне основе, као и коефицијента регуларизације на успешност класификације.

5.1.5 Вештачке неуралне мреже

Вештачке неуралне мреже (енг. *Artificial Neural Network*, *ANN*) су методе машинског учења настале под инспирацијом природним неуроном, тј. мождaном ћелијом. Пре појаве садашњих неуралних мрежа, постојали су перцептрони који су математичка репрезентација природног неурона. Изглед једног перцептрона је приказан на слици 5.5.



Слика 5.5: Математичка репрезентација природног неурона - перцептрон.

Перцептрон се састоји од: улазног дела, интеграционе функције $f(\cdot)$, активационе функције $a(\cdot)$, и излаза. Улазни део чине гране које повезују улазне податке са перцептроном, множећи их са тежинским коефицијентима W. Интеграциона функција за циљ има спајање улаза који даље пролазе кроз активациону функцију, и формирају излаз перцептрона.

$$f(W, x) = Wx = \sum_{i=0}^{n} w_i x_i, \; x_0 = 1 \tag{5.34}$$

$$y_p = a(f(x, W)) = a\left(W \cdot x + b\right)) \tag{5.35}$$

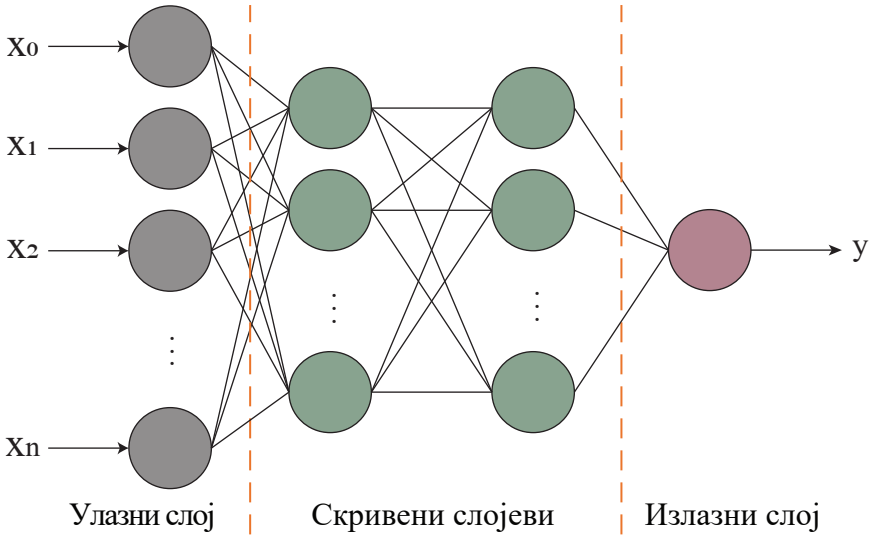
Перцептрони као активациону функцију користе функције на бази прага (step$(\cdot)$) или sign$(\cdot)$. Из тог разлога, примену су нашли у линеарно сепарабилним подацима.

Вештачке неуралне мреже су настале услед потребе за класификацијом комплекснијих расподела података по класама. Основни елемент неуралне мреже је неурална јединица која подсећа на перцептрон, али као активациону функцију користи диференцијабилну функцију.

Најчешће коришћене активационе функције су:

- Линеарна функција:
$$a(f) = f, \tag{5.36}$$
- Функција исправљача (познатија као ReLU функција):
$$a(f) = \max(0, f), \tag{5.37}$$
- Униполарни сигмоид:
$$a(f) = \frac{1}{1 + e^{-f}}, \tag{5.38}$$
- Биполарни сигмоид:
$$a(f) = \tanh(f), \tag{5.39}$$
- *Softmax* функција (користи се искључиво у излазном слоју):
$$a(f)_i = \frac{e^{f_i}}{\sum_{j=1}^{n} e^{f_i}}. \tag{5.40}$$

Неуралне јединице, неурони, су груписани у слојеве. Међусобно повезани слојеви чине неуралну мрежу. Свака веза између неурона у различитим слојевима носи одређену тежину $w_{i,j}$ која дефинише јачину конекције неурона. У зависности од начина повезивања слојева у неуралној мрежи разликују се неуралне мреже са прослеђивањем унапред (енг. *Feedforward Neural Network*) и рекурентне неуралне мреже (енг. *Recurrent Neural Network*). Код неуралних мрежа са прослеђивањем унапред, слојеви се повезују само у једном правцу, тј. излаз наредног слоја зависи искључиво од комбинације излаза претходног слоја. Рекурентне неуралне мреже, осим директних конекција имају и конекције између излаза неког слоја и улаза истог слоја. У овој студији, коришћене су неуралне мреже се прослеђивањем унапред, те ће се у наставку назив неуралне мреже везивати за овај тип.



Слика 5.6: Пример вештачке неуралне мреже са прослеђивањем унапред са два скривена слоја.

Слојеви неуралне мреже могу се поделити у три групе: улазни слој, скривени слојеви, и излазни слој. Улазни слој служи за пропагацију улаза до неуралне мреже, и најчешће има линеарну

функцију активације. Излазни слој је последњи слој, и служи за доношење одлуке. Најчешће коришћене функције у излазном слоју су линеарна функција, у случају регресије, и униполарни сигмоид или *softmax*, у случају класификације. Излазни слој може имати један неурон, у случају класификације на две класе, или више неурона, у случају вишекласне класификације. Скривени слојеви служе за обраду комплексних расподела података, а број скривених слојева и неурона зависи од комплексности. Сваки скривени слој има исту функцију активације, која треба да буде нелинеарна. Пример неуралне мреже са два скривена слоја је дат на слици 5.6.

Обучавање неуралне мреже је засновано на алгоритму пропагације уназад. Приликом обучавања мреже се мењају тежински коефицијенти W како би се формирала граница одлуке која најбоље раздваја класе. Алгоритам пропагације уназад се састоји од два корака:

1. Пропагација улазних података унапред - формирање излаза неуралне мреже на основу тренутних тежинских коефицијената и тренутног вектора улазних података,
2. Пропагација грешке уназад - формирање сигнала грешке δ на основу жељеног (d) и тренутног (y) излаза, и његова пропагација до улаза уз промену тежинских коефицијената.

Формира се функција губитка $\mathcal{L}(W)$ чијом се минимизацијом добијају оптималне тежине W. Избор функције губитка такође може утицати на перформансе класификације. Неке од најчешће коришћених функција су:

- Средње квадратни губици (за регресију):

$$\mathcal{L}(W) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(d_i - y_i)^2, \tag{5.41}$$

- Средњи апсолутни губици (за регресију):

$$\mathcal{L}(W) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|d_i - y_i|, \tag{5.42}$$

- Крос-ентропија (за класификацију у више класа):

$$\mathcal{L}(W) = -\sum_{i=1}^{N} d_i \log y_i, \tag{5.43}$$

- Бинарна крос-ентропија (за класификацију у две класе):

$$\mathcal{L}(W) = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[d_i \log y_i + (1 - d_i)\log(1 - y_i)]. \tag{5.44}$$

.

Минимум функције губитка се добија помоћу методе градијентног спуста, тј. важи да промена тежинских коефицијената зависи од негативног градијента функције губитка:

$$\Delta W_{i,j} = -\eta \frac{\partial \mathcal{L}(W)}{\partial W_{i,j}}, \tag{5.45}$$

$$W_{i,j} \mathrel{+}= \Delta W_{i,j}. \tag{5.46}$$

Коефицијент η се назива константа обучавања, и значајно утиче на успешност класификације. Мале вредности константе обучавања могу постићи боље перформанасе, али је зато време обучавања дуже. Са друге стране, веће вредности убрзавају процес обучавања, али постоји могућност да се алгоритам заглави у неком од локалних минимума.

Разликују се три типа обучавања неуралних мрежа који зависе од учестаности промене тежинских коефицијената. Инкрементални приступ подразумева промену тежина након сваког

примерка из скупа за тренирање - стохастички градијентни спуст. Уколико се промена тежинских коефицијената врши након проласка кроз све примерке из тренинг скупа користи се *Batch* метода, тј. *Batch* градијентни спуст. Компромис између ове две методе је *Mini-Batch* приступ код кога се цео тренинг скуп подели на мале подскупове, и промена тежинских коефицијената се врши након проласка кроз један подскуп - *Mini-Batch* градијентни скуп.

Архитектура неуралне мреже коришћене за решавање проблема класификације пажње, имала је три скривена слоја са по 15, 10 и 5 неурона. Функција активације у скривеним слојевима је била *ReLU*, а у излазном униполарни сигмоид. Како је у питњу проблем класификације на две класе, изабрана је бинарна крос-ентропија као критеријумска функција. Вредност константе обучавања је оптимизована у процесу финог подешавања хиперпараметара. Изабран је *Mini-Batch* приступ обучавања, при чему је тестиран утицај величине *Mini-batch*-а на перформансе. Примењена је и метода раног заустављања, како би се побољшала генерализације модела. Ова метода подразумева проверу успешности класификације на независном скупу података, током обучавања. У случају да та успешност креће да пада, зауставља се обучавање.

5.1.6 Случајне шуме

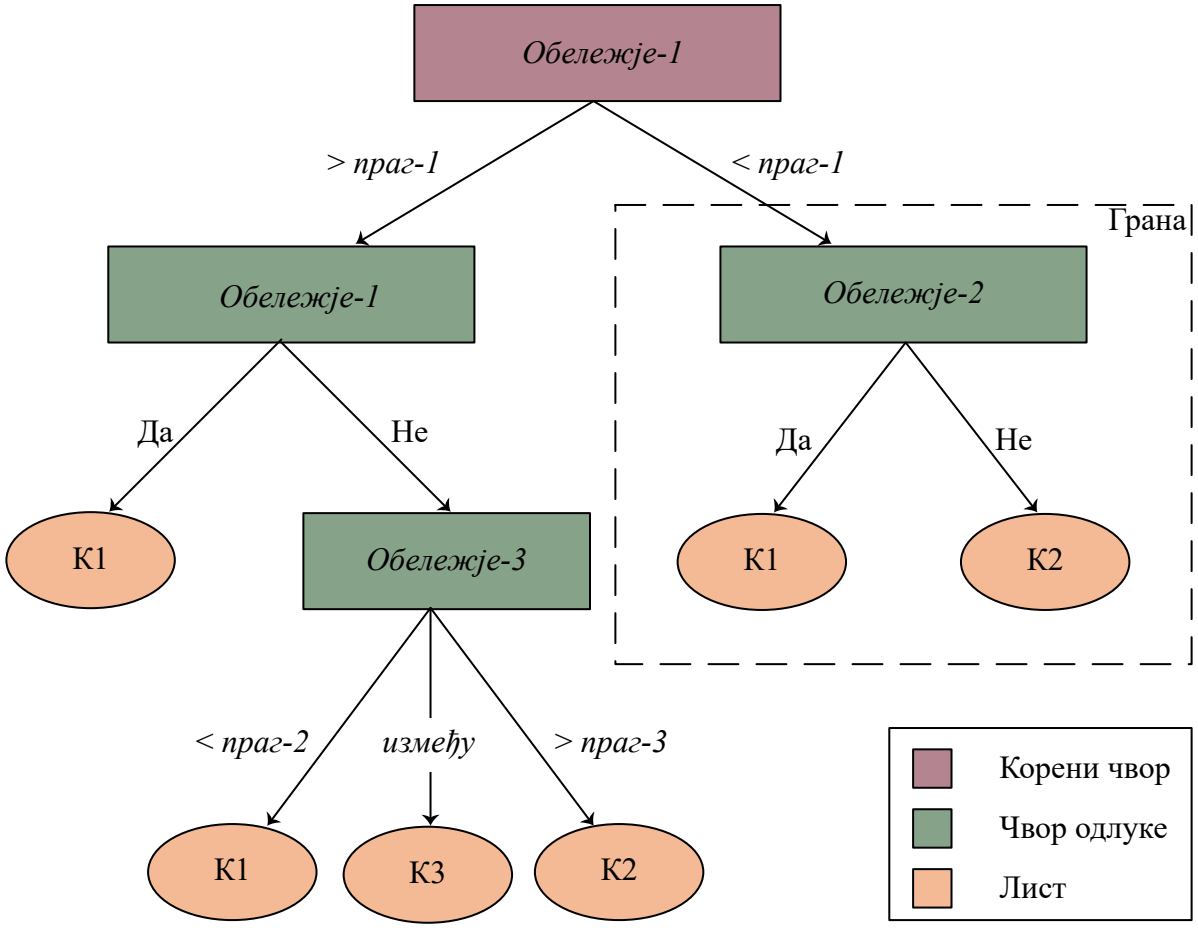
Претходно описане технике, одлуку о припадности некој класи доносе на основу једне хипотезе, односно на основу предикције једног класификатора. Ансамбл метод су методе машинског учења чија је идеја да се финална одлука доноси на основу скупа хипотеза које се добијају на основу предикције више истих класификатора. Примера ради, ансамбл метода би подразумевала обучавање 10 линеарних класификатора на истом скупу података и генерисање одлуке на основу одлуке већине обучених класификатора. Ансамбл методе се уводе како би побољшале успешност класификације. Случајне шуме (енг. *Random Forest*, *RF*) представљају један од *ML* алгоритама заснованих на ансамбл методи. Случајне шуме су засноване на креирању мноштва стабла одлучивања (енг. *Decision Tree*, *DT*).

Стабла одлучивања су једна од најинтуитивнијих метода машинског учења. На основу скупа података, тј. парова улаза и жељених излаза, стабло одлучивања креира низ тестова који као резултат имају одлуку којој класи припада тренутни примерак. Архитектура стабла одлучивања подсећа на природно стабло и састоји се од чворова, грана и листова. Сваки чвор представља тренутак доношења неке интерне одлуке, а свака грана представља могући исход те одлуке. Листови представљају финалне одлуке, тј. предвиђене класе. Циљ обучавања стабла одлучивања јесте да направи такав распоред чворова да најефикасније стигне до финалне одлуке. Принцип рада стабла одлучивања је подељен у неколико корака.

1. Раздвајање података: Сва тренутно доступна обележја се рангирају по одређеном критеријуму, и најбоље рангирано обележје се задржава ради формирања чвора.
2. Гранање на основу услова: За претходно изабрано обележје се дефинишу услови који ће најбоље раздвојити податке у категорије. У случају континуалних обележја услов се дефинише тако да тренутна вредност тог обележја упада у одређени опсег, док се за категоричка обележја услов дефинише на основу категорија.
3. Рекурзивно понављање: Остатак обележја пролази кроз исти процес за све могуће исходе претходног услова, тј. за све гране, све док се не испуни неки од критеријума за заустављање или док се не искористе сва обележја.
4. Доношење одлуке: Коначни листови дају одлуку којој класи припада тренутни примерак. Листови се формирају на крају сваке гране.

Изглед формираног стабла за пример доношења одлуке да ли ће кредит бити одобрен је приказан на слици 5.7. У овом случају почетни, корени, чвор је формиран на основу обележја *Обележје1*, за које је услов постављен тако да податке дели на две категорије у зависности од прага. Две категорије заправо формирају две гране, а за сваку грану се поново проналази најзначајније

обележје ради добијања новог чвора, чвора одлуке. Одлука о одобравању кредита се доноси у једном од листова.



Слика 5.7: Пример резултата обучавања стабла одлучивања. За сваку грану је приказан услов гранања.

Обележја се рангирају применом неког од следећих критеријума (p_i представља вероватноћу припадања класи i):

- Џинијев индекс - користи се за мерење хомогености података у чвору:

$$G = 1 - \sum_{i=1}^{n} p_i^2 \tag{5.47}$$

- Ентропија - користи се за мерење неодређености у чвору:

$$E = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2 p_i \tag{5.48}$$

Метод случајних шума је заснован на коришћењу великог број стабла одлучивања од којих се сваки обучава на посебном скупу за тренирање. У првом кораку, од улазног скупа података X се формира скуп Z, коришћењем технике одабирања са понављањем. Ова техника случајно бира примерке из X, са понављањем, све док димензије скупа Z не буду исте као скупа X. Затим се креира стабло одлучивања које се обучава на скупу Z, при чему се за креирање чвора не користе сва обележја, већ подскуп од $p \ll n$, где је n укупан број обележја. Када се заврши обучавање једног стабла одлучивања, процес се понавља за следеће. Финална одлука методе случајних шума се добија на основу гласа већине појединачних стабала која су се обучавала.

Како би се задржала могућност генерализације података, уводе се одређена ограничења по питању обучавања случајне шуме или стабла одлучивања. Нека од тих ограничења су број ста-

бала који чине шуму, број нивоа у стаблу у коме се доноси одлука (дубина стабла), минималан број примерака за формирање гране, и други.

У анализи у оквиру ове докторске дисертације, за имплементирану методу случајних шума тестиран је утицај избора критеријума за избор обележја, броја стабала у шуми, и максималне дубине једног стабла.

5.2 Имплементација класификатора

Алгоритми машинског учења, чији је теоријски увод дат у претходној секцији, су у овој докторској дисертацији коришћени за класификацију пажње у две класе. Улазни скуп података је добијен након процеса издвајања обележја, спајањем оних обележја који одговарају експерименталним условима који припадају истој класи. Формиране су два класе:

1. Прва класа, $y = 0$, се добија спајањем обележја који одговарају пажњи усмереној ка локацији ПД, тј. експериментални услови ПДСД и ПДСВ.
2. Друга класа, $y = 1$, се добија спајањем обележја који одговарају пажњи усмереној ка локацији ПВ, тј. експериментални услови ПВСД и ПВСВ.

Алгоритми машинског учења, обучавање класификатора и оптимизација хиперпараметара имплементирана је у MATLAB 2023b (MathWorks Inc, САД) програмском окружењу.

За обучавање класификатора је коришћена метода унакрсне валидације са поделом на подскупове. Улазни скуп података је подељен на пет подскупова (енг. *fold*), а класификатор је обучен пет пута. У свакој итерацији, модел се прво обучава на четири подскупа који чине тренинг скуп. Када се модел обучи, његове перформансе се проверавају на једном подскупу који је преостао, тј. тест скупу. Скуп за тестирање се ни у једном тренутку не користи за промену параметара модела. На овај начин се постиже да сваки примерак улазног скупа података буде и у скупу за тренирање и у скупу за тестирање модела, али не у исто време. Унакрсна валидација је примењена два пута. Први пут се подаци деле на тренинг и тест скуп - спољна унакрсна валидација. Затим се четири подскупа спољне унакрсне валидације (тренинг скуп) поново деле на подскупове у другој ”унутрашњој” унакрсној валидацији. Унутрашња унакрсна валидација се користи за проверу перформанси класификатора за тренутни скуп издвојених обележја.

Хиперпараметри су параметри модела који се не мењају током процеса обучавања, али значајно утичу на само тренирање, као и на перформансе обученог модела. Фино подешавање хиперпараметара може значајно убрзати тренирање, повећати тачност класификације и повећати генерализацију модела. Оптимизација хиперпараметара је извршена након издвајања обележја. Током процеса издвајања обележја, хиперпараметри су имали подразумеване вредности. Оптимизација је имплементирана на принципу претраге мреже, где се за сваки хиперпараметар дефинишу могуће вредности које он може да има. За један класификатор се проверава успешност класификације на независном скупу за сваку комбинацију могућих вредности хиперпараметара. Током оптимизације је коришћена унакрсна валидација са поделом на пет подскупова.

У случају логистичке регресије је оптимизован тип и коефицијент регуларизације. За методу најближих суседа је одређен оптималан број суседа K. За *SVM* класификатор је одређен оптимални облик кернела, параметар регуларизације C, и у случају коришћења кернела са функцијом радијалне основе је оптимизован параметар γ. За неуралне мреже пронађена је оптимална вредност константе обучавања η и величине *Mini-batch*-а. Финално, за метод случајних шума је тражен оптималан број стабала, као и дубина стабла. Такође, тестирана је успешност критеријума за избор обележја. За *LDA* методу класификације не постоје хиперпараметри, те они нису ни оптимизовани. У табели 5.1 је дат приказ свих хиперпараметара који су се фино подешавали за сваки класификатор. Приказане су подразумеване вредности хиперпараметара и скупови из којих су се бирале оптималне вредности.

Табела 5.1: Подразумеване вредности хиперпараметара и скуп претраге током финог подешавања за сваки класификатор.

Метода класификације	**Назив хиперпараметра**	**Подразумевана вредност**	**Скуп претраге**
LR	Тип регуларизације	*L2*	{*L1*, *L2*}
	λ	0.1	$\{0.001, 0.01, 0.1, 1\}$
KNN	K	10	$[1, 20]$
SVM	Тип кернела	ФРО	{линеарни, ФРО}
	γ	0.01	$\{0.001, 0.01, 0.1, 1\}$
	C	1	$\{0.1, 1, 10, 100\}$
ANN	*Mini-batch*	8	$\{4, 8, 16\}$
	η	10^{-3}	$\{10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}\}$
RF	Критеријум	Џини	{Џини, Ентропија}
	Број стабала	30	$\{20, 30, 40\}$
	Дубина стабла	5	$\{5, 8, 10\}$

ФРО = Функција радијалне основе

6 *sERP* као контролни сигнал *BCI* система

Циљ статистичке анализе био је процена утицаја задатка просторне пажње на морфологију *sERP*-а за исту локацију електричне стимулације - СД или СВ. Показивањем да постоји статистички значајна разлика у морфологији *sERP*-а између случаја када се локација стимулације и усмеравања пажње поклапају у односу на случај када се те две локације не поклапају, показаће се да *sERP* може да се користи као контролни сигнал у *BCI* систему.

У овом делу истраживања је учествовало 11 испитаника из групе са здравим контролама, 8 мушког и 3 женског пола, просечне старости 25.54 ± 3.01 година. Испитаници су учествовали у *Експерименту-1*.

Резултати овог поглавља су засновани на публикацији [8]: *M. Novičić & A. M. Savić, Somatosensory event-related potential as an electrophysiological correlate of endogenous spatial tactile attention: Prospects for electrotactile brain-computer interface for sensory training, Brain Sciences, vol. 13, no. 5, p. 766, 2023. DOI: 10.3390/brainsci13050766.*

6.1 Резултати

На основу уочених пикова, описаних у секцији 4.2, дефинисани су прозори за њихово аутоматско детектовање. У табели 6.1 дати су временски интервали који ће се користити за издвајање параметара *sERP* сигнала: амплитуда пика, латенца пика, и површина испод криве.

Табела 6.1: Компоненте на основу морфологије просечног *sERP*-а и временски прозори (пост-стимулус интервали у милисекундама) коришћени за издвајање параметара. Табела је преузета и адаптирана из [8].

***sERP* компонента**	**Прозор [ms]**
P100	$60 - 140$
N140	$110 - 200$
P3a	$200 - 280$
P3b	$280 - 400$

У табелама 6.2 - 6.5 приказани су резултати статистичког поређења параметра компоненти *sERP* сигнала, за сваку компоненту посебно. Дате су просечне вредности параметра за сваки канал, и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). Приказана је p вредност за сваки пар експерименталних услова (ПДСД и ПВСД, односно ПВСВ и ПДСВ). За случајеве где постоји статистички значајна разлика ($p < 0.05$), p вредност је подебљана.

Табела 6.2: Просечне вредности параметара *P100* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). Статистичке значајности, p вредност, између услова са истом локацијом стимулације - СД и СВ. Подебљане p вредности означавају постојање значајне разлике ($p < 0.05$). Табела је преузета и адаптирана из [8].

		Амплитуда [μV**]**	**Латенца [**ms**]**	**Површина [**ms $\cdot$ μV**]**
C3	ПДСД	1.47 ± 1.33	101.21 ± 28.95	0.10 ± 0.05
	ПВСД	1.14 ± 1.21	100.23 ± 29.74	0.08 ± 0.04
	p вредност	0.244	0.520	0.216
	ПВСВ	1.68 ± 0.79	102.35 ± 32.18	0.08 ± 0.03
	ПДСВ	1.56 ± 0.88	95.61 ± 29.63	0.09 ± 0.04
	p вредност	0.685	0.148	0.635
Cp3	ПДСД	2.15 ± 1.08	91.21 ± 27.35	0.11 ± 0.03
	ПВСД	1.88 ± 1.34	84.39 ± 23.56	0.11 ± 0.04
	p вредност	0.273	0.157	0.893
	ПВСВ	1.99 ± 1.12	90.61 ± 26.53	0.10 ± 0.04
	ПДСВ	2.15 ± 0.72	83.71 ± 24.30	0.10 ± 0.04
	p вредност	0.414	0.201	0.787
P3	ПДСД	2.29 ± 1.65	121.52 ± 21.35	0.13 ± 0.09
	ПВСД	1.88 ± 1.44	117.73 ± 27.58	0.12 ± 0.06
	p вредност	0.340	0.910	0.839
	ПВСВ	2.79 ± 1.22	121.52 ± 26.23	0.13 ± 0.07
	ПДСВ	2.32 ± 1.06	121.82 ± 22.70	0.11 ± 0.06
	p вредност	0.273	0.678	0.216
Cz	ПДСД	2.26 ± 1.33	84.92 ± 22.66	0.11 ± 0.05
	ПВСД	1.91 ± 1.63	77.73 ± 16.85	0.12 ± 0.05
	p вредност	0.191	0.096	0.414
	ПВСВ	1.99 ± 1.33	86.74 ± 21.66	0.11 ± 0.05
	ПДСВ	2.14 ± 1.02	82.27 ± 17.15	0.10 ± 0.05
	p вредност	0.497	0.850	0.414
C4	ПДСД	1.22 ± 1.37	108.33 ± 20.90	0.09 ± 0.06
	ПВСД	1.26 ± 1.19	105.83 ± 19.17	0.09 ± 0.05
	p вредност	0.839	0.985	1.000
	ПВСВ	1.54 ± 0.87	106.29 ± 25.65	0.10 ± 0.04
	ПДСВ	1.57 ± 0.73	99.24 ± 23.63	0.08 ± 0.04
	p вредност	1.000	0.413	0.168

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

Табела 6.3: Просечне вредности параметара *N140* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). Статистичке значајности, p вредност, између услова са истом локацијом стимулације - СД и СВ. Подебљане p вредности означавају постојање значајне разлике ($p < 0.05$). Табела је преузета и адаптирана из [8].

		Амплитуда [μV**]**	**Латенца [**ms**]**	**Површина [**ms $\cdot$ μV**]**
C3	ПДСД	-0.14 ± 1.37	140.08 ± 21.73	0.11 ± 0.07
	ПВСД	-0.80 ± 1.31	139.92 ± 27.66	0.10 ± 0.05
	p вредност	**0.048**	0.904	0.146
	ПВСВ	-0.04 ± 1.29	138.94 ± 27.00	0.11 ± 0.08
	ПДСВ	-0.69 ± 1.59	146.06 ± 28.44	0.11 ± 0.07
	p вредност	**0.048**	0.168	**0.040**
Cp3	ПДСД	-0.73 ± 1.23	139.70 ± 22.61	0.09 ± 0.04
	ПВСД	-1.38 ± 1.40	139.32 ± 25.39	0.09 ± 0.06
	p вредност	0.080	0.814	0.305
	ПВСВ	-0.46 ± 1.17	142.80 ± 25.59	0.08 ± 0.06
	ПДСВ	-0.95 ± 1.30	149.92 ± 24.07	0.10 ± 0.06
	p вредност	0.057	0.339	0.080
P3	ПДСД	0.62 ± 1.45	143.64 ± 25.20	0.15 ± 0.10
	ПВСД	-0.29 ± 1.41	154.47 ± 33.85	0.12 ± 0.08
	p вредност	**0.006**	**0.037**	**0.040**
	ПВСВ	1.23 ± 1.38	150.00 ± 30.97	0.18 ± 0.11
	ПДСВ	-0.09 ± 1.55	161.06 ± 29.81	0.14 ± 0.07
	p вредност	**0.002**	0.492	0.005
Cz	ПДСД	-0.79 ± 1.12	149.09 ± 24.10	0.08 ± 0.05
	ПВСД	-1.35 ± 1.54	154.55 ± 30.57	0.09 ± 0.06
	p вредност	0.080	0.227	0.168
	ПВСВ	-0.65 ± 1.24	157.42 ± 26.25	0.08 ± 0.04
	ПДСВ	-1.11 ± 1.20	153.56 ± 22.50	0.08 ± 0.05
	p вредност	**0.040**	0.765	**0.048**
C4	ПДСД	-0.34 ± 1.04	148.48 ± 24.53	0.08 ± 0.05
	ПВСД	-0.88 ± 1.04	160.38 ± 29.22	0.07 ± 0.03
	p вредност	0.094	**0.020**	0.414
	ПВСВ	0.19 ± 0.92	162.50 ± 24.74	0.08 ± 0.05
	ПДСВ	-0.70 ± 1.19	167.50 ± 26.43	0.08 ± 0.04
	p вредност	**0.008**	0.276	**0.010**

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

Табела 6.4: Просечне вредности параметара *P3a* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). Статистичке значајности, p вредност, између услова са истом локацијом стимулације - СД и СВ. Подебљане p вредности означавају постојање значајне разлике ($p < 0.05$). Табела је преузета и адаптирана из [8].

		Амплитуда [μV**]**	**Латенца [**ms**]**	**Површина [**ms $\cdot$ μV**]**
C3	ПДСД	3.44 ± 1.94	243.86 ± 24.51	0.21 ± 0.14
	ПВСД	2.21 ± 1.82	239.70 ± 24.92	0.16 ± 0.10
	p вредност	0.002	0.128	0.080
	ПВСВ	3.57 ± 1.24	257.65 ± 17.22	0.22 ± 0.08
	ПДСВ	2.57 ± 1.09	252.12 ± 28.89	0.14 ± 0.07
	p вредност	**0.002**	0.918	**0.002**
Cp3	ПДСД	2.82 ± 1.75	249.47 ± 21.67	0.17 ± 0.13
	ПВСД	1.59 ± 1.45	240.00 ± 26.78	0.12 ± 0.08
	p вредност	**0.003**	0.182	0.080
	ПВСВ	2.96 ± 0.90	261.82 ± 19.65	0.17 ± 0.05
	ПДСВ	2.16 ± 0.88	252.50 ± 29.58	0.11 ± 0.05
	p вредност	**0.033**	0.359	**0.008**
P3	ПДСД	4.14 ± 2.48	246.29 ± 23.81	0.25 ± 0.17
	ПВСД	2.53 ± 2.24	245.91 ± 23.90	0.16 ± 0.13
	p вредност	**0.001**	1.000	**0.000**
	ПВСВ	4.30 ± 1.73	260.30 ± 19.35	0.26 ± 0.10
	ПДСВ	2.88 ± 1.61	252.27 ± 30.08	0.16 ± 0.09
	p вредност	**0.000**	0.496	**0.000**
Cz	ПДСД	2.18 ± 1.61	251.52 ± 22.90	0.13 ± 0.10
	ПВСД	0.78 ± 1.25	239.85 ± 29.51	0.09 ± 0.06
	p вредност	**0.003**	0.278	0.094
	ПВСВ	2.16 ± 0.70	261.59 ± 20.60	0.11 ± 0.05
	ПДСВ	1.55 ± 0.73	252.12 ± 30.79	0.08 ± 0.04
	p вредност	0.168	0.383	0.080
C4	ПДСД	2.48 ± 1.56	244.17 ± 22.47	0.14 ± 0.10
	ПВСД	1.37 ± 1.35	232.58 ± 27.57	0.09 ± 0.07
	p вредност	**0.017**	0.185	0.080
	ПВСВ	2.79 ± 1.06	262.05 ± 20.10	0.15 ± 0.06
	ПДСВ	1.83 ± 1.05	250.98 ± 31.26	0.12 ± 0.04
	p вредност	**0.003**	0.164	**0.021**

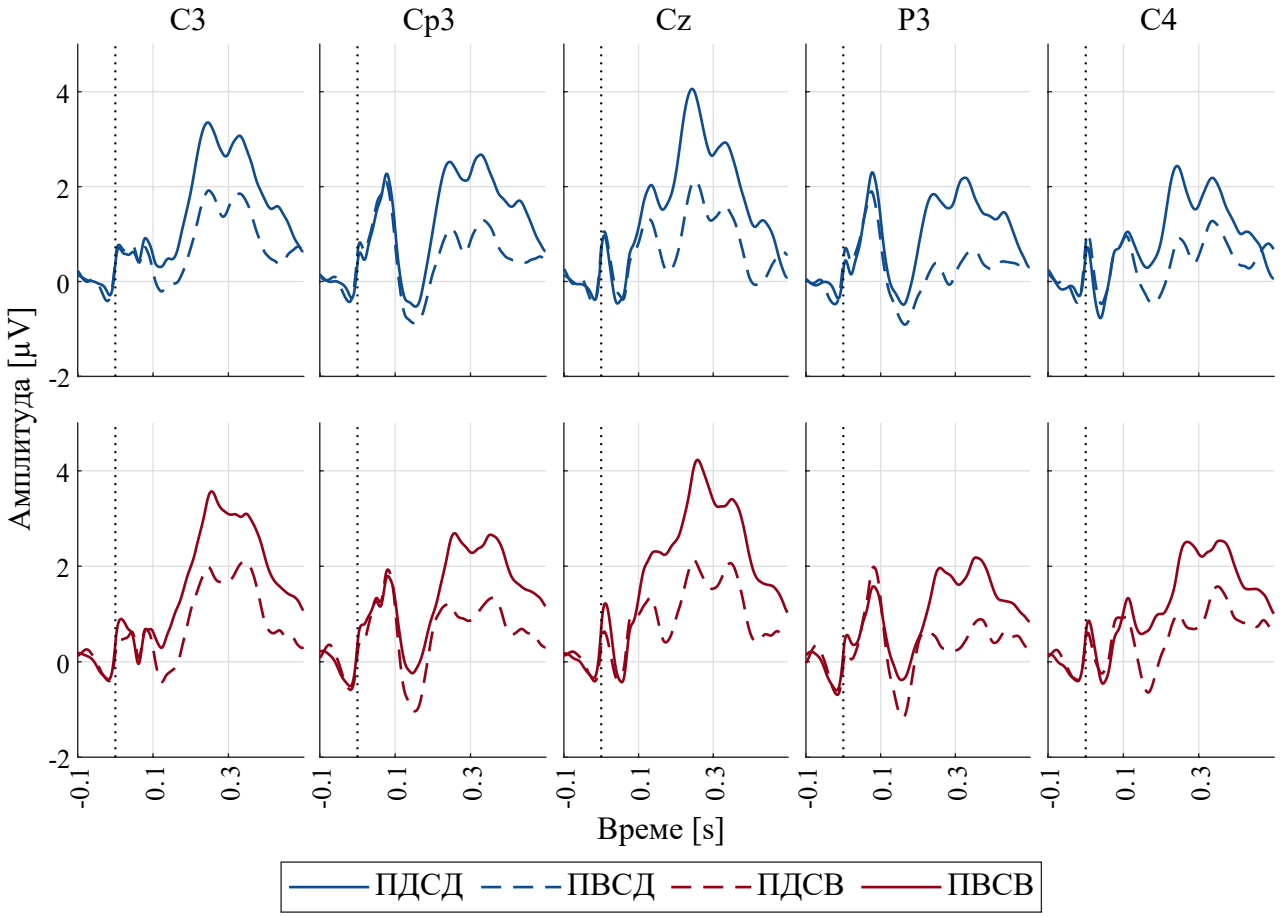
ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

Табела 6.5: Просечне вредности параметара *P3b* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). Статистичке значајности, p вредност, између услова са истом локацијом стимулације - СД и СВ. Подебљане p вредности означавају постојање значајне разлике ($p < 0.05$). Табела је преузета и адаптирана из [8].

		Амплитуда [μV]	**Латенца [ms]**	**Површина [ms · μV]**
C3	ПДСД	3.18 ± 2.00	318.79 ± 26.30	0.26 ± 0.23
	ПВСД	1.98 ± 1.53	333.71 ± 36.45	0.17 ± 0.13
	p вредност	**0.002**	**0.014**	**0.006**
	ПВСВ	3.52 ± 1.52	319.24 ± 39.40	0.32 ± 0.19
	ПДСВ	2.34 ± 1.63	318.11 ± 33.16	0.22 ± 0.17
	p вредност	**0.001**	0.922	**0.001**
Cp3	ПДСД	2.75 ± 1.61	315.76 ± 22.81	0.22 ± 0.18
	ПВСД	1.42 ± 1.36	332.65 ± 35.17	0.15 ± 0.09
	p вредност	**0.001**	**0.007**	**0.017**
	ПВСВ	3.05 ± 1.26	318.79 ± 41.63	0.27 ± 0.15
	ПДСВ	1.73 ± 1.28	326.59 ± 33.71	0.18 ± 0.10
	p вредност	**0.001**	0.677	**0.002**
P3	ПДСД	3.34 ± 1.98	310.68 ± 25.22	0.27 ± 0.23
	ПВСД	2.02 ± 1.53	324.62 ± 37.09	0.16 ± 0.11
	p вредност	**0.001**	**0.006**	**0.021**
	ПВСВ	3.98 ± 1.53	325.45 ± 46.39	0.36 ± 0.19
	ПДСВ	2.57 ± 1.73	327.20 ± 33.06	0.24 ± 0.16
	p вредност	**0.002**	0.850	**0.002**
Cz	ПДСД	2.27 ± 1.27	328.86 ± 26.24	0.18 ± 0.13
	ПВСД	0.88 ± 1.27	337.73 ± 39.11	0.12 ± 0.08
	p вредност	**0.002**	0.349	**0.040**
	ПВСВ	2.49 ± 1.01	341.97 ± 34.71	0.22 ± 0.11
	ПДСВ	1.18 ± 1.14	327.80 ± 34.20	0.14 ± 0.08
	p вредност	**0.001**	0.077	**0.021**
C4	ПДСД	2.10 ± 1.50	335.00 ± 31.20	0.18 ± 0.17
	ПВСД	1.37 ± 1.30	339.47 ± 39.57	0.12 ± 0.09
	p вредност	**0.027**	**0.233**	**0.048**
	ПВСВ	3.09 ± 1.29	343.71 ± 37.24	0.28 ± 0.16
	ПДСВ	1.98 ± 1.73	345.23 ± 37.16	0.18 ± 0.15
	p вредност	**0.008**	0.866	**0.005**

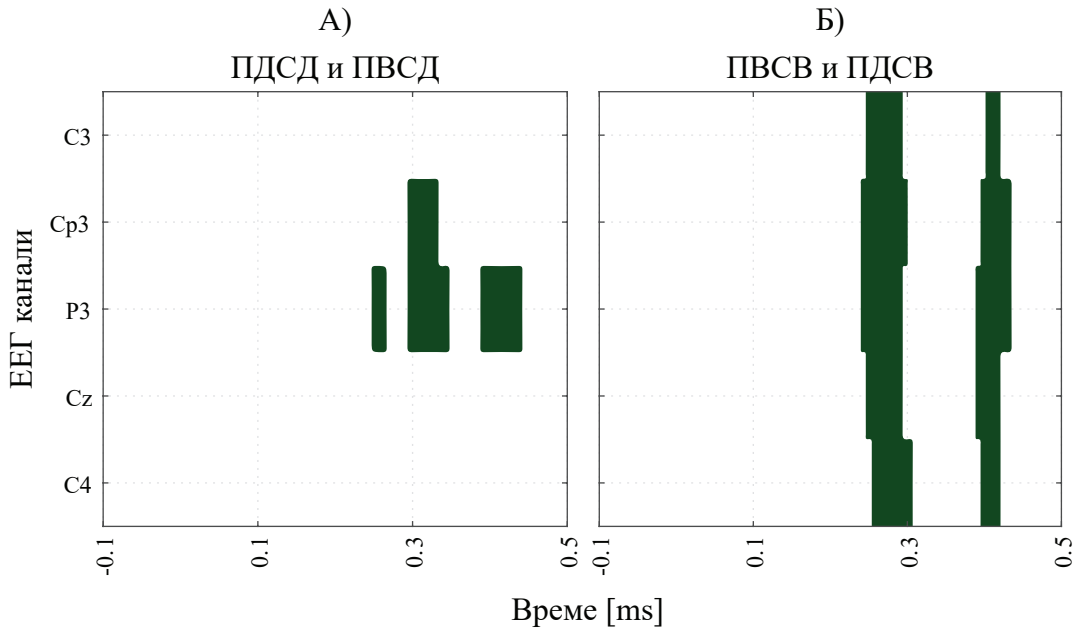
ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

Осим статистичке анализе параметара карактеристичних пикова *sERP* сигнала, спроведена је и анализа амплитуде *sERP*-а у различитим временским тренуцима пост-стимулус интервала. На слици 6.1 дат је приказ *sERP* кривих за четири експериментална услова, подељених према стимулационој локацији - СД (плавом бојом) или СВ (црвеном бојом). Пуне линије означавају да су локација стимулације и усмерености пажње исте (ПДСД или ПВСВ), док испрекидана линија указује да се ове две локације разликују (ПДСВ и ПВСД).



Слика 6.1: Просечни *sERP* таласни облици за све испитанике за 5 *EEG* канала. Пуне линије (пуне плаве или црвене) представљају услов пажње, док обојене тачкасте линије (тачкасте плаве или црвене) представљају услов без пажње. Горњи ред подграфика приказује *sERP* одговоре повезане са експерименталним условом ПДСД (пуне плаве линије) наспрам ПВСД (тачкасте плаве линије). Доњи ред подграфика представља *sERP* одговоре повезане са експерименталним условом ПВСВ (пуне црвене линије) наспрам ПДСВ (тачкасте црвене линије). Вертикална црна тачкаста линија означава почетак стимулације. Слика је преузета и адаптирана из [8].

У циљу прецизнијег поређења експерименталних услова који се односе на исту тачку стимулације, анализиране су *sERP* амплитуде у свим *EEG* каналима током узастопних временских тачака. Слика 6.2 приказује мапу статистички значајних разлика између група (ПДСД и ПВСД, односно ПВСВ и ПДСВ) за одређене временске интервале. Интервал разлике се сматра значајним само ако су статистички значајне разлике присутне дуже од 10 ms, како би се филтрирали статистички артефакти услед вишеструких поређења, у складу са очекиваним својствима електрофизиолошких сигнала. Зелени делови на слици означавају интервале где статистичка разлика постоји.



Слика 6.2: Интервали статистичке значајности између експерименталних услова. Зеленом бојом су означени интервали где постоји значајна разлика, док су белом бојом приказани интервали где разлике нема. А) Поређење експерименталних услова везаних за локацију стимулације СД - ПДСД и ПВСД. Б) Поређење експерименталних услова везаних за локацију стимулације СВ - ПВСВ и ПДСВ. Слика је преузета и адаптирана из [8].

6.2 Дискусија

У овом делу студије спроведена је статистичка анализа *sERP* кривих добијених електричном стимулацијом сензорних грана током задатка тактилне пажње. Предложена је нова парадигма *BCI* система која се заснива на електричној стимулацији просторно блиских локација са избалансираним вероватноћама стимулуса између два услова. Разлика између експерименталних услова настаје искључиво због менталне фокусираности, а не због разлике у вероватноћи појаве стимулуса, као што је случај у *P300* студијама које користе *oddball* парадигму са нижом вероватноћом циљаног стимулуса [104]. Постојеће студије можданих одговора на стимулусе разликују два типа одговора. Егзогени одговори одражавају физиолошку реакцију на сензорне стимулусе аферентних путева. Ендогени одговори рефлектују активацију можданих ћелија ради обраде информација које пружају сензорни улази - когнитивне компоненте [116]. Показано је да соматосензорни потенцијали изазвани догађајем добијени електричном стимулацијом сензорних грана током задатка тактилне пажње показују ране, егзогене, компоненте (*N20*, *P40*, *P50*, *N70*) које су остале непромењене под утицајем когнитивног задатка [99, 117, 118]. Насупрот њима, касније компоненте (*P100*, *N140*, *P300*), које се јављају након 100 ms од тренутка стимулације, мењају своје понашање под утицајем промене пажње [116, 119, 120].

Посматрајући просечне вредности свих експерименталних услова за сваког испитаника, слика 4.8, уочене су компоненте *sERP* сигнала које се поклапају са познатом морфологијом овог таласа. Детектоване су *P100*, *N140* и *P300* компоненте. *P300* компонента је подељена на две подкомпоненте: рана *P3a* компонента и касна *P3b* компонента. Испитивање егзогених компоненти (*N20*, *P40*, *P50*, *N70*) није било разматрано због потенцијалног утицаја артефакта стимулације на сигнале. Први део статистичке анализе обухвата поређење параметара (амплитуда пика, латенца пика и површина испод *sERP* криве) за сваку од компоненти.

P100 компонента се везује за рану сензорну обраду тактилних стимулуса, конкретно рефлектује активацију примарног соматосензорног кортекса на тактилни улаз [121]. Претходне студије су показале да долази до пораста амплитуде *P100* компоненте у случају да су локације стимула-

ције и умерене пажње исте [110, 122]. Резултати приказани и табели 6.2 показују да не постоје статистички значајне разлике за амплитуду и латенцу пика, као ни за површину испод *sERP* криве ни за један канал или локацију стимулације. Примећен је пораст средње вредности амплитуде пика за случај када је локација стимулације и усмерене пажње иста на свим каналима осим на каналима *Cp3* и *Cz* за случај стимулације локације СВ. Просечна вредност амплитуде за све канале током стимулације локације СД је износила 2.00 ± 1.07 μV за пажњу усмерену ка ПД и 1.95 ± 0.88 μV за усмерену пажњу ка ПВ. У случају стимулације локације СВ просечна вредност амплитуде пика је била 1.88 ± 1.35 μV, за пажњу усмерену на локацију СВ, односно 1.62 ± 1.36 μV за пажњу усмерену на локацију СД. Овај пораст амплитуде је у складу са претходним студијама, међутим у овој студији није статистички значајан. Показано је и генерално опадање латенце пика у случају када локације стимулације и усмерене пажње нису исте, на свим каналима и за обе стимулационе локације. У случају површине испод *sERP* криве није дошло готово до никакве промене вредности.

Негативна компонента *N140* је префронтална компонента која се мења под утицајем промене пажње [123]. Уколико је испитаник фокусиран на исту локацију где долази до стимулације, амплитуда пика ће постати негативнија [124, 125], док ће се латенца пика смањивати [126]. У табели 6.3 су приказани резултати статистичке анализе за све *EEG* канале за ову компоненту. Просечна амплитуда пика на свим каналима износи -0.28 ± 1.24 μV, за стимулус у фокусу, и -0.94 ± 1.34 μV, за стимулус ван фокуса, током стимулације локације СД. У случају стимулације локације СВ, просечна амплитуда пика је била 0.06 ± 1.20 μV за стимулус у фокусу пажње, док је за стимулус ван фокуса пажње износила -0.71 ± 1.37 μV. Уколико се посматрају појединачно сви канали, може се уочити исти тренд смањивања амплитуде пика када стимулус није у фокусу. Овакав резултат одступа од очекиваног, међутим постојећа литература се базира на *oddball* парадигми изазивања можданих одговора код које је вероватноћа појаве циљаног стимулуса ниска. У овој студији, вероватноћа појаве циљаног стимулуса је била 50 %, што може објаснити обрнути утицај на амплитуду $N140$ врха, односно смањење негативности $N140$ амплитуде у случају фокуса на исту локацију где долази до стимулације. Статистички значајна разлика амплитуде пика је показана за све канале осим за канал *Cz* код стимулације локације СВ и за канал *Cp3* у случају обе стимулационе локације. Такође, показана је и статистичка разлика на каналима *Cz* и *C4* за стимулацију локације СД. Смањење латенце за исту локацију стимулације (СД) и умерене пажње је видљив на каналима *P3*, *Cz* и *C4* (просечне вредности за све канале су 144.2 ± 23.6 ms за циљани стимулус и 149.73 ± 29.34 ms за дистрактор). За локацију СВ је примећено повећање латенце на свим каналима, осим *Cz* (просечне вредности за све канале су 150.3 ± 26.9 ms за циљани стимулус и 155.6 ± 26.2 ms за дистрактор). Анализа површине испод криве показала је статистички значајне разлике за канал *P3* (СД) и канале *C3*, *Cz* и *C4* (СВ), при чему је површина испод криве била мања у условима када је стимулус био у фокусу пажње.

P3a и *P3b* су подкомпоненте *P300* одговора који се јавља као реакција на спољашњи стимулус. *P3a* је ранија компонента *P300 sERP*-а, која се обично јавља између $200 - 300$ ms након стимулуса. Повезује се са аутоматском обрадом нових или неочекиваних стимулуса. Са друге стране, *P3b* се јавља касније, у интервалу од $300 - 500$ ms након стимулуса, и односи се на процес повратка информација из меморије и доношењем одлука. *P3b* се типично изазива сложенијим и значајнијим стимулусом, као што је циљани стимулус у задатку где испитаник мора да реагује на њега [127–129]. У табели 6.4 су приказани резултати статистичке анализе за компоненту *P3a*. Резултати показују повећање амплитуде пика у условима пажње за обе локације стимулације (просечна вредност на свим каналима: 3.02 ± 1.87 μV (ПДСД) у поређењу 1.69 ± 1.62 μV (ПВСД), односно 3.16 ± 1.12 μV (ПВСВ) у поређењу са 2.20 ± 1.07 μV (ПДСВ)). Статистичка анализа је показала значајне разлике у амплитуди пика на свим каналима за обе локације стимулације, осим за канал *P3* током стимулације локације СД. Анализа латенце *P3a* пика није показала статистички значајне разлике ни на једном каналу, али је на свим каналима уочен пораст латенце у случају циљаног стимулуса. Анализа површине испод криве *P3a* ком-

поненте показала је статистички значајно повећање у случају стимулације СД (канал *P3*), као и у случају стимулације СВ (сви канали осим *Cz*). Резултати статистичке анализе компоненте *P3b* су приказани у табели 6.4. Статистичка анализа *P3b* компоненте у погледу амплитуде, латенце и површине испод криве показала је најдоследније разлике између експерименталних услова стимулације локације СД или СВ. Разлика није показана једино за латенцу пика на каналу *Cz* (током стимулације локације СД), односно на свим каналима (током стимулације локације СВ). Просечна амплитуда врха на свим каналима је показала повећање код циљаног стимулуса, и то 2.73 ± 1.67 μV (ПДСД) у односу на 1.53 ± 1.40 μV (ПВСД), тј. 3.23 ± 1.32 μV (ПВСВ) у односу на 1.96 ± 1.50 μV (ПДСВ). Резултати указују на повећање амплитуде обе компоненте (*P3a* и *P3b*) у условима када је стимулус био у фокусу пажње, за обе локације стимулације, што је у складу са претходним студијама о *P300* у задацима тактилне пажње. Присуство две различите *sERP* компоненте може се приписати карактеристикама задатка. Наиме, секвенцијална презентација насумично распоређених стимулуса са интервалом од 750 ms између стимулуса производи ефекат новине који се одражава у *P3a* компоненти, а који је израженији у условима пажње (што се види као повећање *P3a*). Истовремено, задатак бројања циљаних стимулуса може објаснити присуство *P3b* компоненте, јер се она повезује са обрадом стимулуса (што се такође поклапа са повећањем *P3b* у условима циљане пажње).

Други део статистичке анализе је поредио амплитуде *sERP* одговора у сваком тренутку времена. Визуелном инспекцијом сигнала приказаних на слици 6.1, примећено је опште повећање амплитуде *sERP*-а код више компоненти од интереса, при чему је повећање повезано са случајем када су стимулациона локација и локација на коју је усмерена пажња исте. Статистичком анализом је потврђено да постоје временски интервали статистички значајних разлика између услова када су локације стимулације и усмерене пажње исте. Поређење услова СВ стимулационе локације показује два јасно одвојена временска интервала присутна на свим каналима. Први интервал почиње између 230 ms (*P3*) и 245 ms (*C4*), а завршава се између 288 ms (канали *C3* и *Cp3*) и 304 ms (*P3*). Други интервал започиње између 381 ms (*P3*) и 388 ms (*C4*) и завршава се између 418 ms (*C3*) и 423 ms (*C4*). У случају поређења услова СД стимулационе локације, статистички значајни интервали су уочене само на *Cp3* и *P3* каналима. На *Cp3* каналу је присутан један интервал (285307 ms), док су на *P3* каналу идентификована три интервала (245256 ms, 290334 ms и 387435 ms). Интервали добијени у оба случаја поређења се поклапају са временском појавом *P3a* и *P3b* компоненти, и показују специфичне временске регионе разлике *sERP* одговора на циљани стимулус и дистрактор.

Добијени резултати потврђују да морфологија *sERP* одговора садржи компоненте са истим латенцама за обе тачке стимулације (СД и СВ), при чему су те компоненте у истом временском опсегу као главне ендогене *ERP* компоненте забележене у претходним студијама са стимулацијом искључиво сензорних нерава [110, 116]. Конкретно, забележено је опште повећање амплитуде одговора на циљани стимулус. *sERP* одговори изазвани овим задатком обухватали су две тачке стимулације, при чему је вероватноћа појављивања стимулуса на свакој тачки била једнака (50 %). Стога, добијени *sERP* одговори били су потпуно независни од вероватноће појаве циљаног стимулуса, што их разликује од већине *ERP*-базираних *BCI* система који користе *oddball* парадигму са ретким и честим стимулусима [78].

7 Детекција пажње помоћу *sERP* сигнала

Ово поглавље представља анализу класификације *sERP* сигнала у циљу детекције пажње корисника у оквиру развијеног *BCI* система. Тестиран је утицај различитих класификатора, као и броја усредњених епоха, на укупне перформансе система. Перформансе се огледају у успешности класификације (тачност класификације) и брзини доношења одлуке (количина информација које се пренесе у јединици времена). Класификација је извршена применом две методе за издвајање обележја: једноканални (поглавље 4.3.1) и вишеканални (поглавље 4.3.2) приступ.

7.1 Резултати

У овој секцији приказани су резултати класификације пажње применом једноканалног и вишеканалног приступа у издвајању обележја. Резултати су засновани на публикацијама [7, 9]:

- *A. M. Savić, M. Novičić, O. Đorđević, L. Konstantinović & V. Miler-Jerković, Novel electrotactile brain-computer interface with somatosensory event-related potential based control, Frontiers in Human Neuroscience, vol. 17, pp. 1-11, 2023. DOI: 10.3389/fnhum.2023.1096814.*
- *M. Novičić, O. Đorđević, V. Miler-Jerković, L. Konstantinović & A. M. Savić, Improving the performance of electrotactile brain–computer interface using machine learning methods on multi--channel features of somatosensory event-related potentials, Sensors, vol. 24, no. 24, pp. 1–14, 2024. DOI: 10.3390/s24248048.*

7.1.1 Једноканални приступ издвајања обележја

У овом делу докторске дисертације ће бити представљени резултати класификације пажње испитаника на основу обележја која су добијена једноканалном приступом (поглавље 4.3.1). Детекција Тестиран је утицај следећих фактора на перформансе *BCI* система:

- Метод издвајања обележја: Ф1 и Ф1о
- Тип класификатора: *LDA* метода са Бајесовим тестом и *SVM*
- Број усредњених епоха: $N_{avg} = 3, 5, 10$

У *Експерименту-1* је учествовало 10 испитаника из групе здравих контрола, од којих је 9 испитаника мушког пола, а 1 испитаника женског пола, просечне старости 25.4 ± 2.91 година.

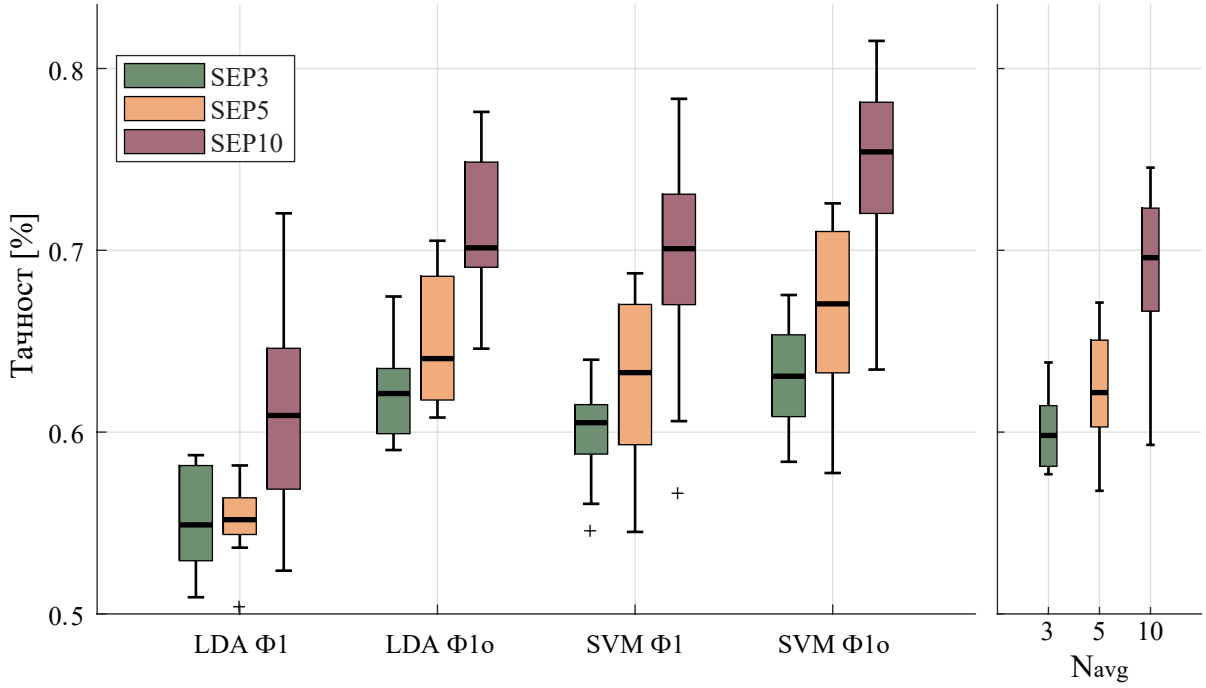
Спроведена је статистичка анализа за процену оптималних фактора применом *ANOVA* теста са прагом значајности $p < 0.05$. Прво је анализирана статистичка разлика између типа класификатора, као и броја усредњених епоха. За тип класификатора и број усредњених епоха који

су дали најбољу тачност класификације, урађена је статистичка анализа како би се утврдила боља метода једноканалног приступа помоћу Вилкоксоновог статистичког теста.

На слици 7.1 (лево) је приказана тачност класификације за све комбинације улазних фактора (метод издвајања обележја, тип класификације и број усредњених епоха), усредњена за све испитанике и за свих пет *EEG* канала. Резултати су приказани у форми *box plot*-а, где сваки *box* представља интерквартилни распон (простор између првог (Q1) и трећег (Q3) квартила), а средишња линија означава медијану. Усправне линије показују минимум и максимум, док су аутлајери приказани црним крстићима.

Статистички тест је показао да *SVM* класификатор има значајно боље перформансе у односу на *LDA* методу са Бајесовим тестом ($p = 3 \cdot 10^{-4}$) за све *EEG* канале, број усредњених епоха и методе за издвајање обележја. Такође, показана је статистички значајна разлика између број усредњених епоха ($p = 8 \cdot 10^{-7}$ приликом поређења све три вредности). Веће тачности се односе на већи број усредњених епоха (слика 7.1, десно), што је последица минимизације шума након усредњавања већег броја епоха.

За комбинацију *SVM* класификатора и $N_{avg} = 10$ усредњених епоха, испитана је статистичка значајност између метода за издвајање обележја (Ф1 и Ф1о). Показано је да постоји статистички значајна разлика у поређењу ове две методе ($p = 0.0013$).



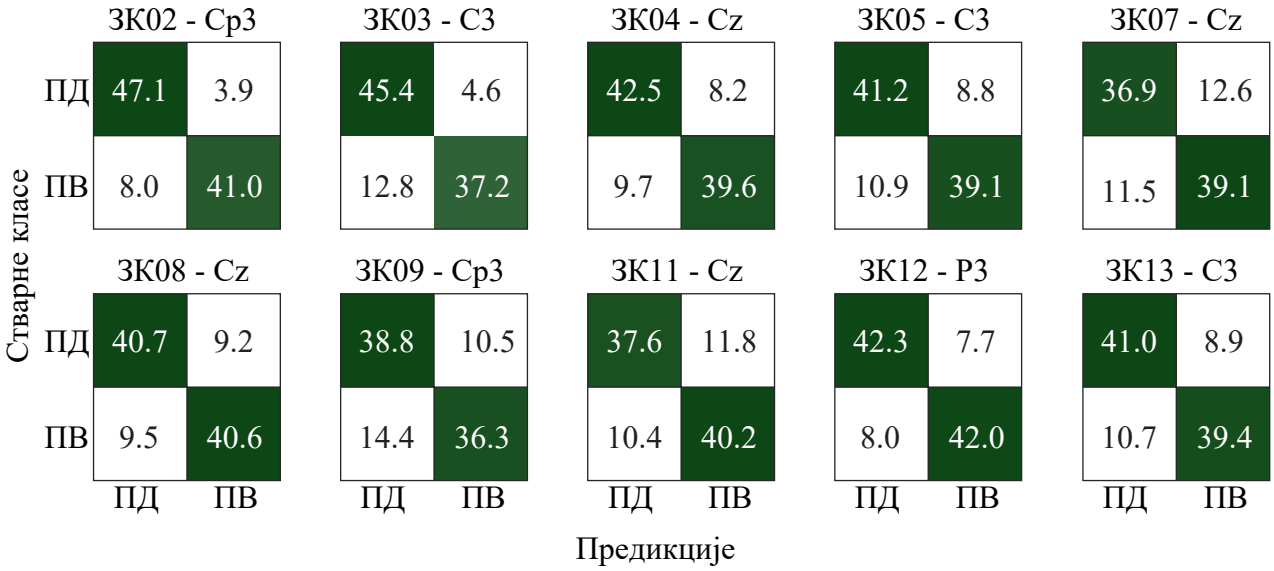
Слика 7.1: Тачност класификације за једноканални приступ издвајања обележја у форми *box plot*-а. График лево је подељен у четири дела који одговарају комбинацији типа класификатора (*LDA*, *SVM*) и методе за издвајање обележја (Ф1, Ф1о). У једном делу су приказани резултати за сваку вредност броја усредњених епоха ($N_{avg} = 3, 5, 10$) за све испитанике и *EEG* канале. График десно приказује здружену тачност за различити број усредњених епоха ($N_{avg} = 3, 5, 10$). Слика је преузета и адаптирана из [7].

У табели 7.1 је приказана тачност класификације за сваког испитаника и за сваки *EEG* канал у случају најбоље групе параметара (Ф1о издвајање обележја, *SVM* класификатор и $N_{avg} = 10$). За сваког испитаника приказана је матрица конфузије за претходно идентификован најбољи канал испитаника, слика 7.2.

Максимална брзина протока информација (*ITR*) је износила 14.29 bpm за 3 усредњене епохе (4.5 s). У случају 5 усредњених епоха (7.5 s) *ITR* је смањен на 8.57 bpm. Најмањи *ITR* је износио 4.29 bpm и добијен је за 10 усредњених епоха (10 s).

Табела 7.1: Успешност класификације детекције пажње за скуп параметара који је дао најбоље перформансе (Ф1о издвајање обележја, *SVM* класификатор и $N_{avg} = 10$) за сваког испитаника и за сваки *EEG* канал. Подебљани бројеви одговарају каналу који је дао највећу тачност. Табела је преузета и адаптирана из [8].

	Тачност [%]				
ИД	**C3**	**Cp3**	**Cz**	**P3**	**C4**
ЗК02	80.9	**88.1**	84.6	65.3	63.8
ЗК03	**82.6**	81.4	73.4	72.0	72.2
ЗК04	80.9	75.0	**82.1**	75.5	78.6
ЗК05	**80.3**	73.3	75.9	73.3	70.0
ЗК07	71.6	71.6	**75.9**	71.6	60.1
ЗК08	77.9	73.3	**81.3**	77.9	80.2
ЗК09	64.8	**75.1**	52.2	75.0	50.1
ЗК11	70.9	73.3	**77.8**	70.8	67.8
ЗК12	80.4	82.3	80.3	**84.3**	74.0
ЗК13	**80.4**	74.2	71.7	71.8	74.0
Медијана	80.35	74.6	77.85	72.65	70
Q1-Q3	{71.6-80.9}	{73.3-81.4}	{73.4-81.3}	{71.6-77.9}	{63.8-78.6}



Слика 7.2: Матрице конфузије добијене за сваког испитаника за канал који је показао највећу тачност класификације. У заглављу сваке матрице је наведен ИД испитаника и *EEG* канал који је показао највећу тачност.

7.1.2 Вишеканални приступ издвајања обележја

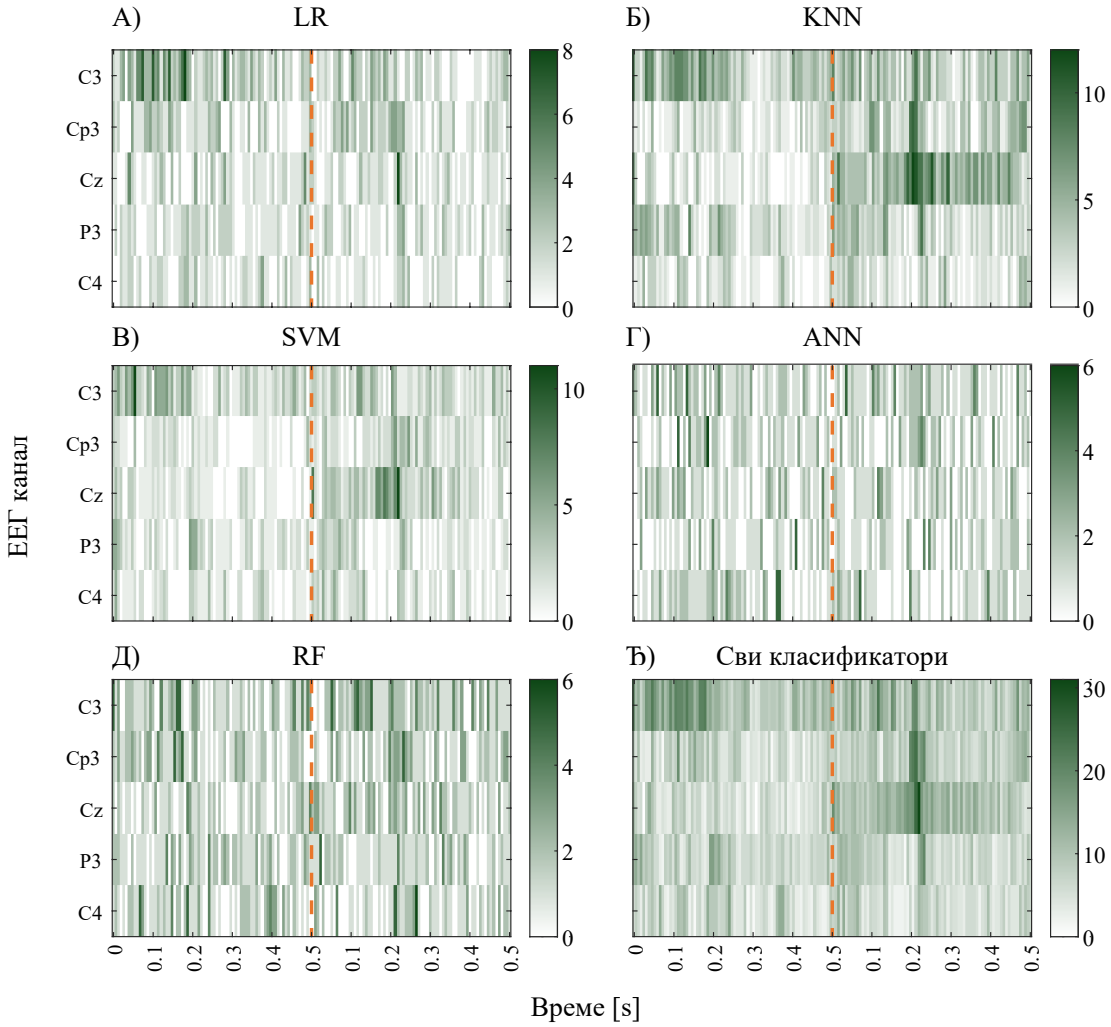
Класификација пажње испитаника спроведена је и на основу обележја која су добијена вишеканалним приступом (поглавље 4.3.2). Тестиран је утицај следећих фактора на перформансе:

- Тип класификатора: *LR*, *KNN*, *SVM*, *ANN* и *RF*
- Број усредњених епоха: $N_{avg} = [2, 10]$

У *Експерименту-1* учествовало је 10 испитаника из групе здравих контрола, 9 мушког и 1 женског пола, просечне старости 25.4 ± 2.91 година.

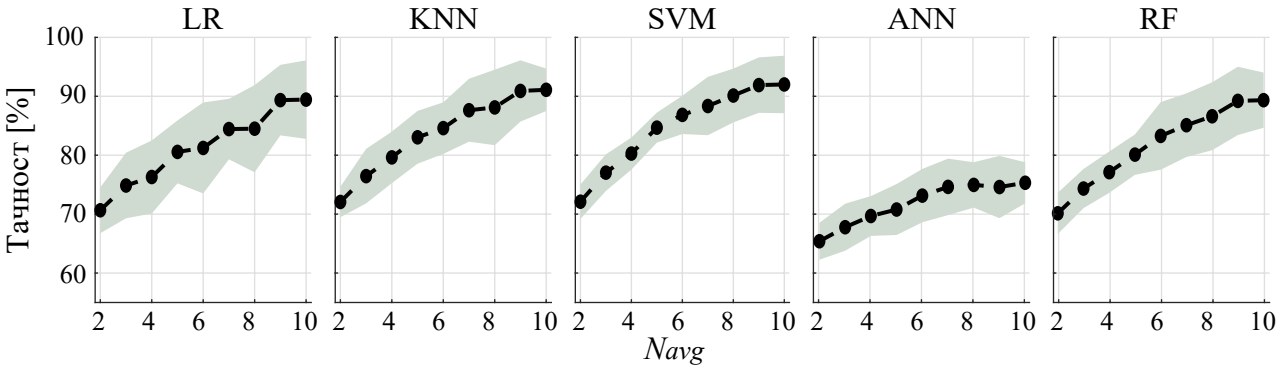
Како број епоха које се усредњавају (N_{avg}) директно утиче на брзину преноса информација (*ITR*), спроведена је статистичка анализа у циљу одређивања минималне вредности параметра N_{avg} која неће довести до значајног пада тачности класификације. Коришћен је Вилкоксонов статистички тест са прагом значајности $p < 0.05$.

Слика 7.3 илуструје мапе карактеристика добијене као резултат процеса селекције обележја коришћењем различитих класификатора. Слике 7.3А-7.3Д показују учестаност бирања сваке карактеристике за све испитанике и све вредности параметра N_{avg}. Максималан број пута када неко обележје може бити изабрано износи 90 (10 испитаника и 9 вредности за N_{avg}). Слика 7.3Ђ показује здружену мапу за све класификаторе.



Слика 7.3: Мапе карактеристика након процеса селекције обележја, за све испитанике и број усредњених епоха. Фигуре А-Д приказују учестаност избора карактеристике за сваки класификатор посебно. Слика Ђ показује здружену мапу карактеристика за све класификаторе. Тамније боје указују на већу учестаност избора. Наранџаста испрекидана линија показује границу између експерименталних услова исте класе (ПДСД и ПДСВ, односно ПВСД и ПВСВ). Слика је преузета и адаптирана из [9].

На слици 7.4 приказана је просечна тачност сваког класификатора за све испитанике у зависности од броја усредњених епоха. Испрекидана линија означава просечну тачност, а осенчени део представља интервал поузданости: $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$, где μ означава средњу вредност, а σ стандардну девијацију за свако N_{avg}. У табели 7.2 приказана је тачност класификације за различите класификаторе, за све испитанике и вредности параметра N_{avg}. Просечне вредности по испитаницима за сваки тип класификатора у односу на број усредњених епоха су дате у табели 7.3.



Слика 7.4: Тачност класификације за сваки класификатор у зависности од броја усредњених епоха. Испрекидана линија означава просечну тачност за све испитанике, док осенчени простор представља интервал поузданости. Слика је преузета и адаптирана из [9].

Табела 7.2: Тачност класификације за све испитанике након одабира оптималног скупа обележја, за различите класификаторе (КЛФ) и различит број усредњених епоха. Табела је преузета и адаптирана из [9].

		Тачност [%]									
КЛФ	N_{avg}	**ЗК02**	**ЗК03**	**ЗК04**	**ЗК05**	**ЗК07**	**ЗК08**	**ЗК09**	**ЗК11**	**ЗК12**	**ЗК13**
LR	2	77.2	68.39	64.96	71.22	65.71	69.87	70.86	76.12	71.2	70.99
	3	83.33	74.65	66.69	76.95	67.38	71.66	71.13	80.35	79.41	76.99
	4	78	74.81	64.95	74.11	70.52	72.73	79.05	86.15	83.03	79.63
	5	89.21	75.06	71.97	81.96	77.8	78.25	77.65	83.38	83.85	86.48
	6	89.23	82.86	69.1	81.27	70.48	75.82	77.91	90.51	87.75	87.38
	7	92.73	82.29	78.18	87.17	80.47	80.74	81.01	84.29	93.15	84.31
	8	96.84	80.88	73.37	83	79.16	81.99	79	95	89	86.79
	9	97.57	91.32	82.48	90.98	82.35	88.97	80.92	98.18	90.92	89.8
	10	95.9	90.19	81.58	93.75	79.08	88.86	83.17	98.25	93.58	88.25
KNN	2	71.85	72.81	66.35	74.65	74.52	71.09	70.82	75.39	71.68	71.46
	3	84.81	75.05	67.46	76.21	78.24	72.03	76.38	80.37	77.65	76.27
	4	84	83.33	72.61	75.03	76.52	76.32	81.43	86.15	79.8	81.08
	5	86.11	81.51	75.02	81.96	82.75	85.32	80.75	92.19	84.4	80.36
	6	89.23	81.29	80.16	84.95	82.76	86.06	80.9	92.94	87.7	79.97
	7	94.55	87.01	80.71	88.88	82.17	79.78	87.03	94.29	91.52	90.4
	8	95.79	85.09	81.53	91	78.16	90.47	89	93.33	96	80.74
	9	96.32	91.54	82.55	92.22	84.63	90.29	91.05	96.35	93.27	87.19
	10	94.57	90.29	87	88.67	85.58	91.62	91.08	97.78	93.58	90.83

Наставак на следећој страни

Табела 7.2: Тачност класификације за све испитанике након одабира оптималног скупа обележја, за различите класификаторе (КЛФ) и различит број усредњених епоха. Табела је преузета и адаптирана из [9]. *(Наставак)*

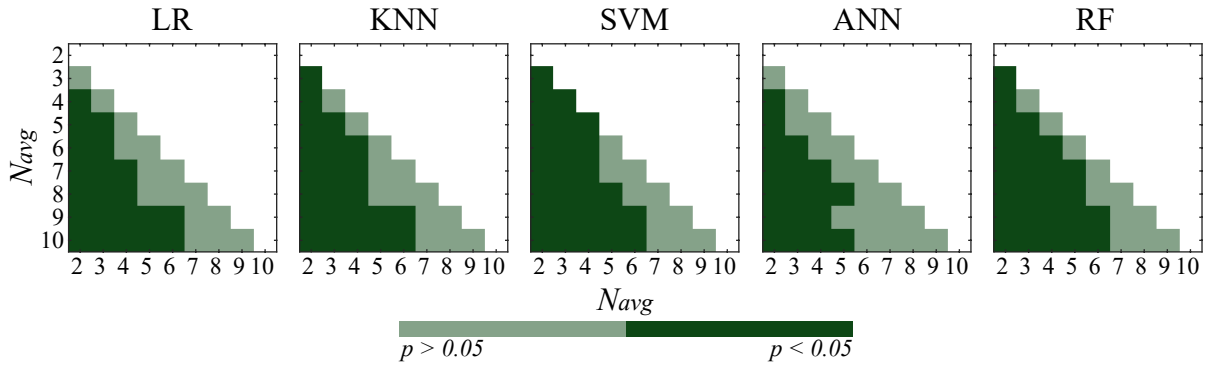
		Тачност [%]									
КЛФ	N_{avg}	**ЗК02**	**ЗК03**	**ЗК04**	**ЗК05**	**ЗК07**	**ЗК08**	**ЗК09**	**ЗК11**	**ЗК12**	**ЗК13**
SVM	2	70.86	71.81	66.82	73.97	72.14	70.11	70.13	76.09	76.51	72.64
	3	75.56	79.49	71.28	78.36	73.89	76.11	75.36	80.37	79.04	80.94
	4	82.5	79.22	79.84	82.03	75.52	78.27	80.48	84.62	82.58	77.74
	5	82.92	85.28	83.56	85.58	88.88	82.08	81.35	86.33	88	82.78
	6	90.77	82.86	83.89	84.18	83.28	88.25	86.8	90.51	91.27	86.64
	7	93.64	89.74	84.31	89.75	81.19	84.2	87.9	97.14	91.38	84.23
	8	92.57	90.41	85.74	92	84.26	90.47	88	98.32	92	85.84
	9	97.57	87.87	86.08	93.33	89.26	89.19	88.5	98.95	96.54	90.65
	10	95.9	91.52	88.08	93.75	80.58	91.71	94.83	97.78	91.08	94.83
ANN	2	67.73	63.94	59.34	65.9	66.9	63.97	63.41	71.28	66.37	65.11
	3	72.96	66.03	60.29	69.24	65.6	66.82	66.2	73.03	71.74	65.84
	4	73.5	68.69	63.94	68.87	67.1	68.63	66.67	73.85	72.69	72.86
	5	75.91	73.08	62.22	74.12	67.37	70.5	65.7	72.57	73.46	72.86
	6	79.23	74.09	64.81	71.16	69.03	73.48	71.35	76.18	79.71	72.36
	7	82.73	73.25	67.39	76.81	72.25	73.25	70.65	78.57	80.18	71.15
	8	81.87	74.5	68.21	77	72.74	71.29	75	78.33	77	73.63
	9	83.01	74.49	67.58	78.63	70.37	72.06	68.04	81.27	76.34	74.18
	10	81.24	73.81	69.83	79.58	73.5	75.14	71.42	76.44	77.17	75.08
RF	2	71.12	70.59	62.64	72.37	70.24	70.11	65.99	74.28	73.74	70.29
	3	77.41	72.4	69.14	75.53	73.51	72.04	71.14	80.37	75.57	76.27
	4	78.5	78.21	74.56	76.41	77.93	75.73	70	83.85	77.87	78.14
	5	82.82	81.51	74.36	79.5	78.45	77.68	76.56	85.33	83.81	80.97
	6	89.23	83.6	79.39	80.61	76.52	81.2	77.12	95.15	86.3	83.62
	7	90.91	85.19	78.97	87.97	79.57	83.51	80.25	94.29	89.67	80.59
	8	92.63	85.15	77.74	90	80.21	82.98	86	96.67	90	84.74
	9	98.75	86.76	82.61	92.16	84.71	88.09	83.99	98	92.16	84.97
	10	94.67	94.48	85.75	85.83	84.08	87.81	83.25	95.78	92.33	89.42

Ради детаљне анализе, одређена је она вредност параметра N_{avg} која доводи до статистички значајне промене тачности класификације. Поређење је извршено између свих комбинација броја усредњених (N_{avg}), у односу на све испитанике. Праг значајности је постављен на $p < 0.05$. На слици 7.5 приказани су мапе са означеним регионима у којима постоји (тамно зелено) и не постоји (светло зелено) статистички значајна разлика за дату комбинацију N_{avg}.

Табела 7.3: Просечне тачности класификације по свим испитаницима за различите класификаторе и усредњен број епоха. Табела је преузета и адаптирана из [9].

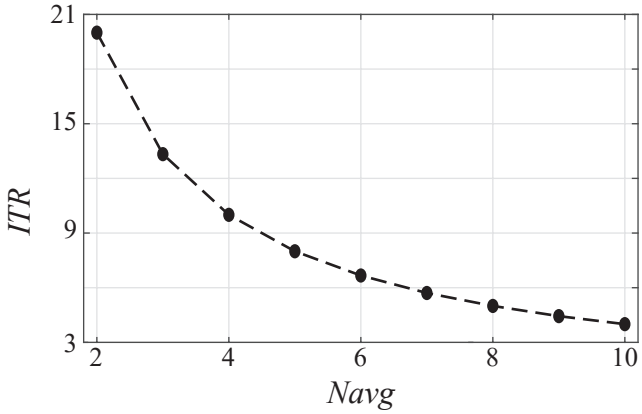
	Тачност [%] (ср. вр. ± стд)				
N_{avg}	**LR**	**KNN**	**SVM**	**ANN**	**RF**
2	70.65 ± 3.89	72.06 ± 2.58	72.11 ± 2.92	65.40 ± 3.13	70.14 ± 3.49
3	74.85 ± 5.56	76.45 ± 4.62	77.04 ± 3.11	67.78 ± 3.99	74.34 ± 3.32
4	76.30 ± 6.20	79.63 ± 4.37	80.28 ± 2.72	69.68 ± 3.38	77.12 ± 3.50
5	80.56 ± 5.33	83.04 ± 4.48	84.68 ± 2.55	70.78 ± 4.32	80.10 ± 3.43
6	81.23 ± 7.72	84.60 ± 4.37	86.84 ± 3.25	73.14 ± 4.53	83.27 ± 5.73
7	84.43 ± 5.13	87.63 ± 5.34	88.35 ± 4.95	74.62 ± 4.79	85.09 ± 5.39
8	84.50 ± 7.40	88.11 ± 6.40	90.02 ± 4.31	74.96 ± 3.85	86.61 ± 5.77
9	89.35 ± 5.98	90.54 ± 4.58	91.68 ± 4.31	74.60 ± 5.29	89.22 ± 5.79
10	89.26 ± 6.37	91.10 ± 3.61	92.01 ± 4.88	75.32 ± 3.48	89.34 ± 4.68
ср.вр. ± стд	81.24 ± 8.38	83.68 ± 7.59	84.78 ± 7.50	71.81 ± 5.21	81.69 ± 7.81

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација



Слика 7.5: Интервали статистички значајне разлике сваког класификатора за све испитанике и параметара N_{avg}. Тамно зелени делови представљају интервале у којима постоји статистички значајна разлика, док светло зелени квадрати означавају интервале без значајне разлике. Слика је преузета и адаптирана из [9].

На слици 7.6 приказана је промена *ITR* са порастом броја усредњених епоха. Опсег промене *ITR* је између 4 bpm (за $N_{avg} = 10$) и 20 bpm (за $N_{avg} = 4$).



Слика 7.6: Промена брзине преноса информација у односу на број усредњених епоха (N_{avg}). Слика је преузета и адаптирана из [9].

7.2 Дискусија

Ово поглавље докторске дисертације се бави детекцијом пажње на основу два приступа за издвајање обележја. Испитан је и утицај типа класификатора и броја усредњених епоха на перформансе *BCI* система, које се огледају у тачности класификације и брзини доношења одлуке. Тестиране су перформансе нове парадигме *BCI* која се заснива на електричној стимулацији просторно блиских локација са избалансираним вероватноћама стимулуса између два услова. Прегледом литературе пронађен је лимитиран број студија које се баве *BCI* системима заснованим на соматосензорним потенцијалима добијаним током задатка тактилне пажње.

Анализа перформанси класификатора са једноканалним приступом у издвајању обележја је спроведена у два корака. У првом кораку је циљ био избор оптималног класификатора и броја епоха који се усредњава. *SVM* класификатор је показао боље резултате од *LDA* методе са Бајесовим тестом, при чему тачност класификације прелази 70% само за 10 усредњених епоха. Статистичка анализа је показала да је тачност класификације значајно већа у случају *SVM* класификатора (слика 7.1 лево). Показано је и да се повећавањем број усредњених епоха значајно повећава тачност класификације (слика 7.1 десно). Овај резултат је и очекиван, обзиром да се повећањем броја усредњених епоха повећава и однос сигнал-шум. Осим тога, овај резултат додатно потврђује неурофизиолошко порекло класификованих сигнала, пошто се повећање тачности са повећањем броја просечених епоха очекује код физиолошки релевантних података. Како за $N_{avg} = 3$ и $N_{avg} = 5$ усредњених епоха тачност класификације није прелазила 70%, у другом кораку статистичке анализе разматран је само случај када је $N_{avg} = 10$. Такође, даља анализа је спроведена само за *SVM* класификатор, због просечно већих тачности. У другом кораку, испитан је утицај методе за издвајање обележја - једноканални приступ са (Ф1о) и без (Ф1) примене фине селекције. Показано је да фина селекција обележја (Ф1о приступ) статистички значајно побољшава резултат класификације. Финални сценарио је укључивао једноканални приступ издвајања обележја са фином селекцијом, *SVM* класификатор, и десет узастопних усредњених епоха. Анализа заснована на овом сценарију сумирана је у 7.1. Код свих испитаника су добијене тачности изнад 75% за барем један од *EEG* канала, док је код шест испитаника добијена тачност прелазила 80%. Највеће тачности су добијене на *Cz* каналу (највећа медијан тачност је добијена код 4 испитаника), затим на *C3* каналу (3 испитаника), *Cp3* и *P3* (2 испитаника). Канал *C4* ниједном није имао највећу тачност. Највећу медијан вредност је достигао *C3* канал (80.35%), док је уопштено најбоља тачност добијена код испитаника ЗК02 на каналу *Cp3* (88.1%). Слика 7.2 приказује тачности класификације раздвојене по различитим циљаним условима. Резултати су представљени у облику матрица конфузије и укључују: проценат исправно класификованих примерака из класе ПД, проценат исправно класификованих примерака из класе ПВ (на главној дијагонали матрице), проценат погрешно класификованих примерака из класе ПД, и проценат погрешно класификованих примерака из класе ПВ (на споредној дијагонали матрице). Резултати показују да су тачности класификације избалансиране између услова, при чему је медијана исправно класификованих података из класе ПД 41%, а медијана исправно класификованих из класе ПВ 40%, од укупно 50% стимулуса представљених у сваком слову. Важно је напоменути да су постигнути резултати добијени на испитаницима који нису имали претходног сусрета са задатком тактилне пажње и нису имали повратну информацију о успеху у извршавању задатка. Постоји могућност да би увођење тренинга испитаника у одређеном периоду пре коначног прикупљања података побољшало перформансе класификације. На основу добијених резултата, може се закључити да са порастом број епоха које се усредњавају, брзина доношења одлуке, односно *ITR*, се смањује. У случају 10 усредњених епоха, иако је тачност значајно већа, потребно је дупло више времена за доношење одлуке него за мањи фактор усредњавања.

У случају вишеканалног приступа издвајању обележја, имплементиран је алгоритам секвенцијалне селекције обележја унапред како би се изабрале најзначајније карактеристике сигнала. Током издвајања обележја, неколико временских интервала *sERP*-а се показало значајним, односно обележја из ових интервала су чешће изабрана него остала. Једноставнији класифика-

тори, попут *LR*, *KNN* и *SVM*, показују јасније дефинисане интервале у којима се бира већина карактеристика. У случају *LR* класификатора (слика 7.3А) већина одабраних обележја припада интервалу од 100–250 ms и везује се за канал *C3*. Пораст фреквенције избора обележја примећује се и између $200 - 300$ ms код канала *Cp3* и *Cz*, у делу који одговара *sERP* одговору на дистрактор. Слични резултати су уочени и код *KNN* класификатора (слика 7.3Б), са интервалима од 150 до 270 ms за *C3* канал (за циљани стимулус) и од 170 до 300 ms за *Cz* канал (за дистрактор). Ови интервали су се показали доминантним и код *SVM* класификатора. Са друге стране, сложенији алгоритми, као што су *RF* и *ANN*, бирају карактеристике широм целог простора, и не постоје јасни временски интервали који показују вишу учестаност избора. На основу здружене мапе учестаности избора обележја (слика 7.3Ђ) се уочава да скоро сви класификатори показују већу концентрацију одабраних карактеристика у опсегу од 170 до 300 ms за канале *C3*, *Cp3* и *Cz*. Резултати овог дела анализе су у складу са резултатима статистичке анализе *sERP* компоненти (поглавље 6), где је показано да постоје статистички значајне разлике у интервалу 110–400 ms (*N140*, *P3a*, и *P3b* компоненте) по питању амплитуде и латенце пика. Посматрањем зависности тачности класификације од броја усредњених епоха, може се приметити раст тачности са повећањем N_{avg} код свих класификатора. Табела 7.3 показује просечну тачност класификације усредњену по свим испитаницима, за сваки тип класификатор, сваку тестирану вредност параметра N_{avg}. Свеукупни просек тачности класификације (по испитаницима и броју усредњених епоха) показао је да је најбоље перформансе остварио *SVM* класификатор са $84.78 \pm 7.50\%$, затим *KNN* класификатор ($83.68 \pm 7.59\%$). *LR* и *RF* су достигли сличне тачности од $81.24 \pm 8.38\%$ и $81.24 \pm 8.38\%$, респективно. Највећа тачност класификације износи 98.95%, и уочена је код испитаника ЗК11 за девет усредњених епоха. Најлошије перформансе су показале вештачке неуралне мреже, чија просечна тачност износи $71.81 \pm 5.21\%$. Разлог овоме може бити комплексност самих неуралних мрежа, односно потреба за великим скупом за обучавање како би се постигле жељене перформансе. Последњи део анализе у оквиру овог дела докторске дисертације била је анализа утицаја броја усредњених епоха на перформансе *BCI* система. Перформансе *BCI* система су евалуиране на основу тачности донесене одлуке и времену потребном да се та одлука донесе. Веће вредности N_{avg} повећавају однос сигнал-шум, те самим тим и тачност, али истовремено продужавају време потребно за доношење одлуке. Стога је извршена статистичка анализа како би се одредила оптимална вредност броја усредњених епоха. Слика 7.5 сумира резултате статистичке анализе за сваки класификатор. За *SVM* класификатор, значајна разлика ($p < 0.05$) се јавља када се N_{avg} смањи са 10 на 6. У том распону, тачност опада са $92.01 \pm 4.88\%$ на $86.84 \pm 3.25\%$, док се *ITR* побољшава са 4 bpm на 6.67 bpm. Односно, смањење тачности за 6% доводи до повећања *ITR*-а за 60%. *KNN* класификатор показује сличне резултате: смањење тачности за мање од 7% (са $91.10 \pm 3.61\%$ на $84.60 \pm 4.37\%$) и повећање *ITR*-а за 60% постиже се ако се N_{avg} промени са 10 на 6. *ANN* класификатор омогућава још веће смањење N_{avg} без значајног пада у тачности, статистички значајан пад се види за $N_{avg} = 5$ и износи мање од 5% (са $75.32 \pm 3.48\%$ на $70.78 \pm 4.32\%$). Међутим, због уопштено слабих перформанси неуралних мрежа, такав пад доводи до значајно мање тачности, што није корисно за *BCI* систем. Табела 7.4 приказује перформансе *BCI* система за сваки класификатор, за оптималну вредност N_{avg} која балансира између тачности и *ITR*-а. Као оптимална вредност N_{avg} изабрана је прва вредност која је произвела статистички значајну разлику у односу на $N_{avg} = 10$.

У случају једноканалног приступа са фином селекцијом обележја, најбоље перформансе су постигнуте за *SVM* класификатор и $N_{avg} = 10$. Тада је минимална тачност износила 70% за канал *C4*, а достизала је 77.85% на каналу *Cz* и 80.35% на каналу *C3*. Како је $N_{avg} = 10$ максимална брзина протока информација је износила 4.29 bpm. Анализом издвојених обележја у случају вишеканалног приступа, примећено је повећавање учестаности селекције обележја на каналима *C3*, *Cp3* и *Cz*. У односу на једноканални приступ, дошло је до побољшања перформанси *BCI* система. За исти тип класификатора (*SVM*) и број усредњених епоха ($N_{avg} = 10$) тачност износи 92%, тј. побољшана је за више од 10%. Високе тачности су омогућиле флексибилност у избору броја усредњених епоха и прилагођавање параметра N_{avg} специфичном случају. Чак и за ниже вредности N_{avg} није дошло до пада тачности класификације испод 70%.

Табела 7.4: Перформансе класификације за сваки тип класификатора (КЛФ) у зависности од оптималне вредности параметра N_{avg}, изабрану као прву вредност која је произвела статистички значајну разлику у односу на $N_{avg} = 10$.

КЛФ	**Оптимално** N_{avg}	**Тачност [%] (ср. вр. $\pm$ стд)**	***ITR*** **[bpm]**
LR	6	81.23 ± 7.72	6.67
KNN	6	84.60 ± 4.37	6.67
SVM	6	86.84 ± 3.25	6.67
ANN	6	70.78 ± 4.32	6.67
RF	5	83.27 ± 5.73	8

ср. вр. = средња вредност, стд = стандардна девијација

На основу топографије *sERP* одговора, главни извор *EEG* активности се очекују у контралатералном соматосензорном кортексу [99, 130]. У раду [131] коришћено је 29 *EEG* канала, од којих су се *Fc3* и *Cp3* показали као најбољи за детекцију одговора током стимулације десног кажипрста. У овој анализи, и једноканални и вишеканални приступи су показали да су карактеристике са контралатералних и централних канала довеле до бољих перформанси, што се поклапа са литературом. Добијене перформансе *BCI* система су упоредиве са перформансама које су пријављене у врло малом броју тактилних *ERP-BCI* система. У раду [102] је забележена тачност од 80% и *ITR* од 2.9 bpm у *P300 BCI* систему заснованом на *sERP*-овима. Истраживање [103] постигло је бољи *ITR* (4.61–6.95 bpm), али уз пад тачности (64.5–75.5%). У раду [104], пријављена је тачност већа од 90% са *ITR*-ом од 6.88 bpm за *BCI* систем заснован на електричној стимулацији. Међутим, овај рад је користио већи број *EEG* канала (14 канала), што је омогућило вишу тачност, али и већу комплексност система.

8 Клиничка студија изводљивости *online BCI* контроле

У овом поглављу су приказани резултати анализе образаца *sERP* одговора, који су регистровани код пацијената у субакутној фази можданог удара током задатака усмерене тактилне пажње. У оквиру овог дела докторске дисертације спроведена је и процена перформанси класификације пажње у реалном времену, како би се испитала изводљивост овог концепта у популацији пацијената у субакутној фази можданог удара.

У овом делу студије су учествовали испитаници из базе података пацијената који су учествовали у *Експерименту-2*. Учествовало је 10 испитаника, 5 женског и 5 мушког пола, просечне старости 55.5 ± 12.31.

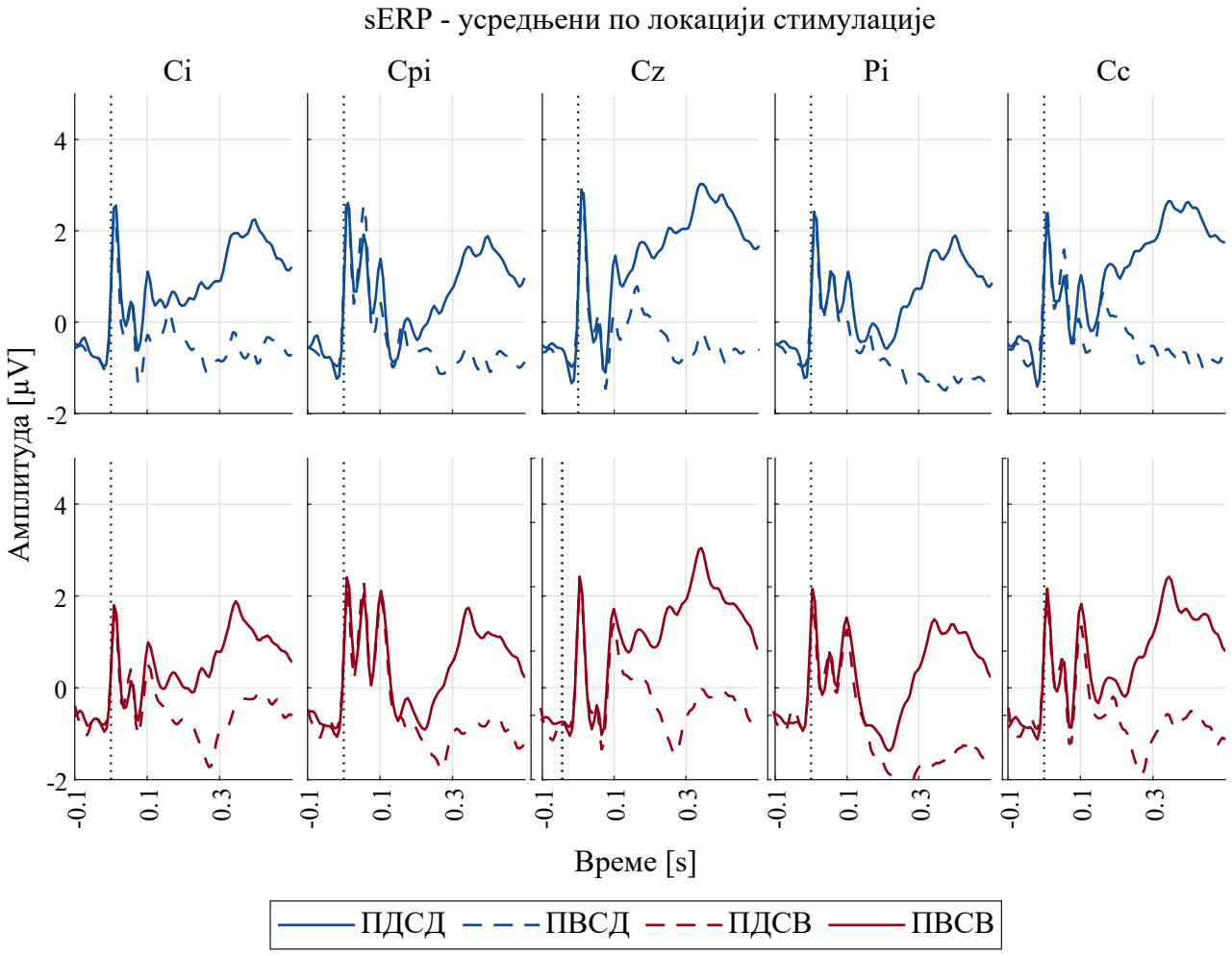
Експеримент је подељен у две фазе: прикупљање података за тренинг *BCI* система и тест *BCI* система, поглавље 2.2. Између две фазе спроведен је тренинг класификатора. Подаци прикупљени током прве фазе пролазе кроз процес обраде сигнала ради добијања *sERP* кривих и издвајања обележја. Вектор обележја се састоји од амплитуда *sERP* сигнала издвојених за ове стимулационе локације, СД и СВ, током једног задатка пажње, ПД или ПВ. Обележја су издвојена једноканалним приступом са фином селекцијом обележја, поглавље 4.3.1. Подаци су класификовани *SVM* методом, при чему је за сваки *EEG* канал обучен по један класификатор. Током друге фазе, систем у реалном времену издваја епохе и одбацује оне код којих постоји присуство шума. Након прикупљања 10 "чистих" епоха по локацији стимулације (укупно 20 епоха), формирају се вектори карактеристика за сваки *EEG* канал на основу којих се врши класификација. Перформансе *online BCI* система процењују се на основу тачности класификације за сваки *EEG* канал.

Спроведена је статистичка анализа ради поређења перформанси у зависности од груписања пацијената према старости, локацији лезије или клиничке процене. Тестирана је нормалност података применом Колмогоров-Смирновљев теста. У зависности од расподеле, за поређење континуалних променљивих коришћен је *t*-тест за независне узорке, *t*-тест за парне податке или Вилкоксонов тест рангираних знакова. Праг значајности за све тестове је постављен на $p < 0.05$. Испитана је и корелација између података о пацијенту применом Пирсоновог и Спирмановог коефицијента. Корелација између података и класе је одређена на основу бисеријске корелације.

Резултати овог поглавља су засновани на публикацији [10]: *A. M. Savić, M. Novičić, V. Miler-Jerković, O. Djordjević & L. Konstantinović, Electrotactile BCI for top-down somatosensory training: Clinical feasibility trial of online bci control in subacute stroke patients, Biosensors, vol. 14, no. 8, pp. 1–17, 2024. DOI: 10.3390/bios14080368.*

8.1 Резултати

На слици 8.1 приказани су усредњени *sERP* одговори за све пацијенте, посебно за сваки *EEG* канал и експериментални услов. Усвојена је следећа нотација: *Ci*, *Cpi* и *Pi* представљају ипсилезионалне *EEG* канале (налазе се са исте стране на којој се налази лезија - *C3*, *Cp3*, *P3* за стимулацију десне стране тела и *C4*, *Cp4*, *P4* за стимулацију леве стране тела), *Cc* односи на контралезионални *EEG* канал (налази се са супротне стране у односу на лезију - *C4* за стимулацију десне стране тела и *C3* за стимулацију леве стране тела), док је *Cz* централни *EEG* канал.



Слика 8.1: Просечни *sERP* таласни облици за све пацијенте за 5 *EEG* канала. Пуне линије (пуне плаве или црвене) представљају услов пажње, док обојене тачкасте линије (тачкасте плаве или црвене) представљају услов без пажње. Горњи ред подграфика приказује *sERP* одговоре повезане са експерименталним условом ПДСД (пуне плаве линије) наспрам ПВСД (тачкасте плаве линије). Доњи ред подграфика представља *sERP* одговоре повезане са експерименталним условом ПВСВ (пуне црвене линије) наспрам ПДСВ (тачкасте црвене линије). Црна тачкаста линија означава тренутак стимулације. Слика је преузета и адаптирана из [10].

Резултати теста *BCI* система, који приказују тачност *online* класификације за све пацијенте и *EEG* канале, сумирани су у табели 8.1. Приказана је максимална тачност за све канале, за ипсилезионалне канале (*Ci*, *Cpi* и *Pi*), и за централне и контралезионалне канале (*Cc*). Ради даље анализе, *EEG* канали су груписани у два скупа за сваког пацијента: скуп-1 (*Ci*, *Cpi* и *Pi*) и скуп-2 (*Cc*). За сваки скуп издвојена је највећа остварена тачност. За поређење ова два скупа коришћен је Вилкоксонов тест рангираних знакова. Анализа је показала статистички значајну разлику између максималних тачности ових скупова ($p < 0.05$). Медијана тачности за скуп-1 износила је 82.5%, док је за скуп-2 била 72.5%. Додатна *offline* анализа потврдила је да су ипсилезионални канали значајно надмашили централне и контралезионалне канале у прецизности *BCI* контроле.

Груписање пацијената према полу није показало статистички значајну разлику ($p > 0.05$) по питању старости, клиничке процене, оштећене стране или перформансама *BCI* система. Слично томе, када су пацијенти груписани према оштећеној страни, није пронађена статистички значајна разлика ($p > 0.05$) између група ни за један од анализираних параметара.

Табела 8.1: Успешност класификације детекције пажње у реалном времену за сваког пацијента и за сваки *EEG* канал. Колона 2 означава локацију лезије (ЛЛ) - Л означава леву страну, Д означава десну страну. Колоне $8-10$ представљају максималну тачност за све *EEG* канале ($\max_{ch}$), максималну тачност за ипсилезионалне канале (*C3*, *Cp5*, *P3* за десну страну тела и *C4*, *Cp6*, *P4* за леву страну тела - $\max_{ch_i}$), и максималну тачност за централне и контралезионалне канале (*C4* за десну страну тела и *C3* за леву страну тела - $\max_{ch_c}$). Подебљане вредности означавају максималну тачност. Табела је преузета и адаптирана из [10].

ИД	**ЛЛ**	**Тачност током *Online BCI* теста [%]**					$\max_{ch}$	$\max_{ch_i}$	$\max_{ch_c}$
		Ci	**Cpi**	**Cz**	**Pi**	**Cc**			
П01	Л	**70**	65	55	55	35	70	70	55
П02	Л	95	90	85	**100**	85	100	100	85
П03	Л	70	**75**	50	70	65	75	75	65
П04	Л	**90**	45	**90**	55	80	90	90	90
П05	Л	75	**85**	70	75	70	85	85	70
П06	Д	80	80	**85**	75	55	85	80	85
П07	Д	95	**100**	90	90	90	100	100	90
П08	Д	70	**85**	70	45	65	85	85	70
П09	Д	60	60	50	**75**	65	75	75	65
П10	Д	**80**	75	75	50	75	80	80	75
Медијана		77.5	77.5	72.5	72.5	67.5	85	82.5	72.5
Q1-Q3		$70-90$	$65-85$	$55-85$	$55-75$	$65-80$	$75-90$	$75-90$	$65-85$

Корелациона анализа је спроведена у циљу испитивања могућих односа између клиничких процена и максималних перформанси током детекције пажње у реалном времену. Добијени коефицијенти корелације указују на потенцијалну повезаност између различитих варијабли. Позитивна корелација утврђена је између максималне тачности класификације и Фугл-Мејерове процене моторних способности горњих екстремитета ($\gamma = 0.23$), Фугл-Мејерове процене сензорне способности горњих екстремитета ($\gamma = 0.2$), ARAT индекса ($\gamma = 0.2$) и Бартеловог индекса ($\gamma = 0.33$). Ове вредности коефицијента корелације γ сугеришу да пацијенти са бољим моторним способностима остварују већу тачност *online* класификације. Позитивна корелације је уочена и између максималне тачности и процене стереогнозије ($\gamma = 0.36$), те је показано да пацијенти са очуваном стереогнозијом постижу веће максималне тачности у поређењу са пацијентима са астереогнозијом. Супротно томе, идентификована је негативна корелација између максималне тачности и резултата двотачкастог дискриминационог теста ($\gamma = -0.31$), што указује да су пацијенти са бољом тактилном дискриминацијом (< 6 mm) постизали већу максималну тачност у поређењу са пацијентима са слабијом дискриминацијом (> 10 mm). Међутим, ниједан од корелационих тестова није показао статистички значајну корелацију ($p < 0.05$).

8.2 Дискусија

Ово поглавље докторске дисертације фокусира се на истраживање клиничке изводљивости *online BCI* система заснованог на соматосензорној електротактилној стимулацији. У студији су

учествовали пацијенти који су преживели мождани удар. Предложени *BCI* систем омогућава директну процену успешности задатка селективне пажње и пацијенту и терапеуту током саме терапије, односно систем директно процењује да ли пацијент током терапије извршава задатак онако како се то од њега очекује. Добијајући повратну информацију о успешности, могуће је да ће пацијент модификовати своју стратегију извршавања задатка како би повећао перформансе. Постоји ограничен број студија које се баве пројектовањем *BCI* система за рехабилитацију пацијената након можданог удара користећи електричну стимулацију у комбинацији са задатком селективне пажње [100, 107, 132]. У овим студијама, главни циљ је увођење соматосензорне стимулације ради побољшања перформанаси током задатка моторне имагинације. Односно, прегледом литературе је уочено да претходна истраживања нису разматрала могуће терапеутске ефекте соматосензорне стимулације и менталног задатка усмерене пажње на примљене стимулусе као средства за подстицање перцептивног учења, што представља основну хипотезу ове студије.

На слици 8.1 су приказани усредњени *sERP* одговори за све пацијенте, посебно за сваки *EEG* канал и експериментални услов. Морфологија одговора се поклапа са обрасцима који су примећени и код здравих испитаника (слика 6.1). Разлике између експерименталних услова везаних за исту локацију стимулације (СД или СВ) постају видљиве након 150 ms након појаве стимулуса, при чему веће амплитуде одговарају случајевима када се локација на коју је усмерена пажња поклапа са локацијом стимулације.

Резултати *online* тестирања *BCI* система (табела 8.1) показују да је код девет испитаника максимална тачност класификације добијена на ипсилезионалном *EEG* каналу (*Ci*, *Cpi* и *Pi*). Само је код испитаника П06 максимална тачност добијена на централном каналу (*Cz*). Максимална тачност није ни код једног испитаника постигнута на контралезионалном каналу, што је потврђено и најмањом медијаном тачности (67.5%). Показано је да испитаници који немају искуства са *BCI* системима постижу максималну медијану тачности *online* класификације од 85% коришћењем једног *EEG* канала за *BCI* контролу. Статистичка анализа максималне тачности за све *EEG* канале је показала да су канали постављени изнад ипсилезионе хемисфере значајно чешће постизали већу тачност у поређењу са централним и контралезионалним каналом. Добијени резултат је у складу са очекиваним електрофизиолошким обрасцима, јер је задатак усмерене пажње био повезан са стимулацијом погођеног екстремитета.

Корелациона анализа између клиничких процена и максималне тачности није показала статистички значајну корелацију. Међутим, сви уочени трендови (позитивни или негативни коефицијенти корелације) су у складу са хипотезом да степен оштећења утиче на перформансе класификације. Конкретно, позитивна корелација добијена је између максималне тачности и резултата Фугл-Мејерове процене моторних способности горњих екстремитета, Фугл-Мејерове процене сензорне способности горњих екстремитета, ARAT индекса, и Бартеловог индекса. У овом случају, иако коефицијент корелације има мале вредности, доследно је позитиван, што сугерише да су бољи резултати на клиничким тестовима (односно мањи степен оштећења) повезани са већом *BCI* тачношћу. Овај тренд је такође видљив у уоченој негативној корелацији између тачности класификације и резултата двотачкастог дискриминационог теста. Ови резултати показују да оштећења изазвана можданим ударом нису имала значајан утицај на перформансе *BCI* система, што потврђује његову применљивост у клиничким условима.

Главни недостатак овог система лежи у мањој количини информација која може да се пренесе у јединици времена (*ITR*). За конкретан систем са две могуће класе, једном командом и временом потребном да се донесе одлука (интерстимулус интервал $isi = 700$ ms и $N_{avg} = 10$ усредњених епоха: $T = 2 \cdot isi \cdot N_{avg} = 14$ s), *ITR* достиже вредност од само 4.29 bpm. Међутим, у овој студији због специфичне примене *BCI* система, брзина преноса информација и време потребно за доношење одлуке није од кључног значаја. Пружање повратне информације испитанику или терапеуту служи искључиво као подстицај за одржавање пажње током терапије. Како сам задатак одржавања пажње захтева одређено трајање, чешће давање повратних инфор-

мација није неопходно. Приоритет ове студије је обезбеђивање тачне повратне информације о тренутним променама у можданој активности које су изазване стимулацијом и извођењем тактилног задатака пажње. Упркос томе, добијени резултати су и даље упоредиви са онима који су пријављени у малом броју *BCI* система заснованих на тактилним *ERP*-овима, са *ITR* вредностима распону од 2.9 до 6.95 bpm и максималним тачностима у распону од 80 до 95 bpm, како је наведено у литератури [102–104]. Такође, претходне студије се заснивају на вишеканалној класификацији (од 4 до 14 *EEG* канала), док ова студија тестира могућност примене једноканалне класификације. Овај приступ омогућава једноставније и робусније решење у свакодневној клиничкој пракси.

Предложен *BCI* се може адаптирати у зависности од примена у којима је брзина рада важнији фактор. Могуће је смањити број епоха које се усредњавају (N_{avg}) што директно утиче на време потребно за доношење одлуке. Такође, у *offline* анализи показано је да издвајање обележја вишеканалним приступом даје веће тачности и омогућава смањивање параметра N_{avg}. Поред тога, време калибрације система може се додатно скратити коришћењем савремених метода које су посебно дизајниране за *BCI* системе засноване на *ERP*-у [133].

9 Закључак

Главна последица можданог удара јесте губитак моторне контроле, и појава сензорног дефицита. С обзиром на значај проприоцепције на моторну контролу, важно је током обнављања моторних функција примети и тренинг сензорног осећаја, како би се побољшала функционалност оштећеног дела тела. Мотивација за ово истраживање проистиче из недостатка смерница за соматосензорни тренинг, као и из чињенице да постојеће методе често немају снажну теоријску или емпиријску основу, што је можда допринело недовољној пажњи посвећеној сензорној рехабилитацији. *BCI* системи омогућавају примену тзв. *top-down* приступа у соматосензорној рехабилитацији путем успостављања неуралне повратне спреге.

У оквиру ове докторске дисертације представљен је иновативни *BCI* систем, заснован на соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем, који настају као одговор на електричну стимулацију мешовитих нерава подлактице. Предложена контролна парадигма ослања се на селективну тактилну пажњу усмерену ка изабраној циљаној локацији стимулације, при једнакој вероватноћи појаве стимулуса.

9.1 Научни доприноси докторске дисертације

Истраживање описано у овој докторској дисертацији заснива се на три хипотезе, чија је валидност потврђена кроз остварене научне резултате. У наставку су детаљно образложени научни доприноси који произилазе из предложених хипотеза.

Хипотеза 1: Задатак селективне тактилне пажње у форми бројања стимулуса достављених на кожи подлактице испитаника изазваће значајне промене у морфологији таласног облика соматосензорних потенцијала изазваних догађајем у односу на експерименталну ситуацију где пажња није усмерена ка стимулусима.

Развијена је **експериментална поставка за изазивање електрофизиолошких одговора на соматосензорну електричну стимулацију сензорних путева подлактице** која се састоји од комерцијалног појачавача електрофизиолошких сигнала, уређаја за електричну стимулацију и рачунара са развијеном **софтверском апликацијом за прикупљање, визуелизацију, анализу и класификацију *EEG* сигнала у реалном времену**. Хардверска поставка предложеног *BCI* система описана је у поглављу 2, док је софтверска апликација описана у поглављу 3. Дизајн предложеног *BCI* система подразумева примену појединачних електричних импулса ради стимулације мишића који су инервисани мешовитим гранама радијалног и медијалног нерва. Такав распоред омогућава позиционирање места стимулације у непосредној близини на истој подлактици, што представља предност у односу на системе засноване на стационарним соматосензорним потенцијалима, где такав распоред није могућ.

Овај приступ се методолошки разликује и од других тактилних *BCI* система који користе потенцијале изазване догађајем, пре свега *P300* компоненту, за управљање, обзиром да је у овом

случају примењена једнака вероватноћа појаве циљаног стимулуса и дистрактора. Показано је да оваква конфигурација система, осмишљена за процену ефеката ендогене просторне тактилне пажње коришћењем два тактилна стимулуса једнаке вероватноће, доводи до појаве разлика у морфологији таласних облика *sERP* сигнала. Посматрањем усредњених *sERP* одговора у различитим експерименталним условима уочено је опште повећање амплитуде у случају када се стимулациона локација поклапа са локацијом на коју је усмерена пажња.

Хипотеза 2: Статистички значајне разлике у одзивима на електричне стимулусе које су последица усмеравања пажње на стимулисану локацију (радијална стимулација *vs* медијална стимулација) постоје у временским интервалима који одговарају карактеристичним пиковима соматосензорних потенцијала изазваним догађајем, што валидира неурофизиолошко порекло ових сигнала.

Резултати који потврђују ову хипотезу детаљно су представљени у поглављу 6 ове докторске дисертације. Они показују постојање карактеристичних компоненти *sERP* одговора, које се јављају током електричне стимулације сензорних путева горњег екстремитета. Добијени налази доказују изводљивост примене **нове парадигме управљања *BCI* системом која се заснива на соматосензорним потенцијалима изазваним догађајем**. На основу просечне *sERP* криве за све експерименталне услове и испитанике идентификоване су следеће компоненте: позитиван пик *P100* око 100 ms након стимулације, негативан пик *N140* око 140 ms након стимулације, као и два касније позитивна максимума – *P3a* и *P3b* – око 300 ms након стимулације. У циљу квантитативне потврде прве хипотезе, спроведена је статистичка анализа у којој су поређени параметри наведених компоненти (амплитуда пика, латенца пика и површина испод *sERP* криве) између различитих експерименталних услова који се односе на исту локацију стимулације.

Статистички значајне разлике ($p < 0.05$) уочене су код каснијих компоненти *N140*, *P3a* и *P3b*. Компонента *P100* није показала значајне разлике између поређених услова, што је у складу са њеним пореклом које се повезује са раном сензорном обрадом тактилних стимулуса. У случају компоненте *N140*, уочене разлике резултат су промене фокуса пажње, при чему је амплитуда пика на контралатералним каналима била статистички значајно различита. Анализа компоненти *P3a* и *P3b* показала је статистички значајне разлике и готово свим поређеним условима. Забележено је повећање амплитуде обе компоненте, при чему је пораст *P3a* амплитуде приписан ефекту новине проузрокованом појединачним стимулусима, док је повећање *P3b* компоненте резултат когнитивног задатка бројања циљаних стимулуса. Статистичком анализом временских секвенци *sERP* одговора утврђено је постојање временских интервала у којима постоје статистички значајне разлике између експерименталних услова када је локација стимулације иста. При стимулацији локације СД разлике постоје на каналима *Cp3* и *P3*, док су при стимулацији локације СВ разлике присутне на свим каналима. У оба случаја, интервали статистички значајних разлика јављају се око 300 ms након стимулације.

Добијени резултати статистички потврђују постојање карактеристичних *sERP* компоненти са истим латенцама за обе тачке стимулације (СД и СВ), које се поклапају са латенцама главних ендогених *ERP* компоненти. Нова парадигма подразумева подједнаку вероватноћу појаве циљаног стимулуса и дистрактора, те су добијени *sERP* одговори искључиво повезани са когнитивним задатком тактилне пажње, што их разликује од већине *ERP*-базираних *BCI* система који користе *oddball* парадигму са ретким и честим стимулусима.

Хипотеза 3: Класификацију соматосензорних потенцијала изазваних догађајем за сврху управљања *BCI* системом могуће је вршити на основу једноканалних и вишеканалних *EEG* мерења, а вишеканални приступ може повећати перформансе система у погледу тачности класификације и/или брзине преноса информација. У случају експерименталне парадигме са две стимулационе локације на истој подлактици испитаника које стимулишу гране медијалног и радијалног нерва и са вероватноћом достављања стимулуса на једну од локација од 50%, могуће је из *EEG* одзива са вероватноћом већом од 70% детектовати пажњу испитаника на једну од стимулационих локација.

Потврда ове хипотезе је дата кроз резултате који су представљени у поглављу 7. У оквиру овог поглавља су **систематски тестиране и оптимизоване методе за издвајање обележја и класификацију *EEG* сигнала у циљу детекције когнитивног задатка**. Класификација *sERP* одговора ради детекције усмерене пажње испитаника спроведена је применом два приступа у издвајању обележја – једноканалног и вишеканалног. За оба приступа тестиране су перформансе различитих метода машинског учења, као и утицај различитог броја усредњених епоха (N_{avg}) на перформансе *BCI* система.

Једноканални приступ заснива се на доношењу одлуке за сваки *EEG* канал појединачно. У оквиру овог приступа поређене су перформансе *LDA* метода са Бајесовим тестом и *SVM* класификатора, са и без примене оптимизације избора обележја, за вредности параметра $N_{avg} = 3, 5, 10$. Статистичка анализа ($p < 0.05$) показала је да *SVM* класификатор постиже значајно боље перформансе у поређењу са *LDA* методом са Бајесовим тестом, за све *EEG* канале. Такође, класификација даје статистички значајно боље резултате ($p < 0.05$) у случају када се користи усредњавање 10 појединачних епоха. За ову комбинацију класификатора и броја усредњених епоха спроведено је додатно поређење перформанси једноканалног приступа издвајању обележја са и без примене оптимизације, при чему је уочен статистички значајан пораст тачности класификације ($p < 0.05$) услед примене оптимизације. За оптималне вредности поређених параметара, тачност класификације на нивоу свих испитаника кретала се у опсегу од 70% до 88.1%. Поред тачности, посматран је и параметар *ITR* који представља максималну брзину протока информација. Овај параметар је инверзно зависан од броја усредњених епоха, и то са порастом N_{avg}, вредност *ITR* опада – од 14.29 bpm за $N_{avg} = 3$ до 4.29 bpm за $N_{avg} = 10$. Узимајући у обзир оба критеријума за процену перформанси *BCI* система закључује се да повећање тачности за $N_{avg} = 10$ значајно успорава доношење одлука, што може утицати на применљивост система у реалном времену.

Како би се постигле боље перформанасе у погледу и тачности класификације и брзине доношења одлуке, имплементиран је вишеканални приступ издвајања обележја. Овај приступ заснива се на примени секвенцијалне селекције обележја на криву добијену конкатенацијом *sERP* сигнала са свих *EEG* канала. Спроведено је поређење пет метода машинског учења (*LR*, *KNN*, *SVM*, *ANN* и *RF*) за девет различитих вредности броја усредњених епоха ($N_{avg} = [2, 10]$). Током процеса издвајања обележја, уочени су временски интервали из којих су обележја најчешће бирана. Мапа учестаности избора обележја за све класификаторе показује да релевантан временски интервал обухвата период од 100 до 300 ms, што додатно потврђује налазе друге хипотезе. У погледу тачности класификације, најбоље перформансе су остварене применом *SVM* класификатора, где се е просечне вредности тачности крећу од 72.11% за $N_{avg} = 2$ до 92.01% за $N_{avg} = 10$. Показано је да вишеканални приступ доводи до повећања тачности класификације когнитивног задатка у односу на једноканални приступ, при истом броју усредњених епоха ($N_{avg} = 10$). Остварено повећање тачности омогућава смањење броја усредњених епоха за поуздану класификацију, чиме се директно побољшава *ITR* параметар. Статистичком анализом утврђен је регион статистичке значајности пораста тачности класификације у зависности од броја усредњених епоха. Статистички значајан пад тачности ($p < 0.05$) уочен је за вредност $N_{avg} = 6$ (ITR =6.67 bpm) код *SVM* класификатора. У том случају, тачност класификације се кретала у опсегу од 83.86% до 91.27%. Вишеканални приступ издвајања обележја представља перспективно решење у оквиру *BCI* система код којих је однос између тачности и брзине преноса информација критичан и зависи од конкретног сценарија коришћења.

У поглављу 8 приказани су резултати клиничке студије изводљивости класификације пажње у реалном времену, засноване на *top-down* приступу сензорног тренинга. Изводљивост *online* управљања *BCI* системом коришћењем једног *EEG* канала тестирана је на пацијентима у субакутној фази опоравка од можданог удара. Резултати показују да **експериментална поставка за изазивање електрофизиолошких одговора на соматосензорну електричну стимулацију сензорних путева подлактице** изазива значајне морфолошке разлике у морфологији *sERP* сигнала и код пацијената. Тачност класификације задатка усмерене пажње кретала су у распону

од 70% до 100%, у зависности од пацијента. Описани метод контроле *BCI* система указује на његову клиничку применљивост, са потенцијалом примене у асистивним *BCI* системима.

9.2 Правци за даља истраживања

У досадашњем истраживању показано је да предложена иновативна парадигма контроле *BCI* система, заснована на соматосензорним потенцијалима изазваним електричном стимулацијом просторних локација са подједнаком вероватноћом појаве стимулуса, отвара нове могућности за истраживање у домену примене *BCI* система за неурорехабилитацију и асистивне контролне системе.

У студији класификације когнитивног задатка учествовало је десет здравих контрола и десет пацијената у фази опоравка од можданог удара. Повећање базе података би пружило бољу увид у перформансе система и омогућило темељнију анализу. Ово проширење може бити остварено у више праваца. Прво, повећање броја сесија по испитанику ради прикупљања више података допринело би бољој генерализацији модела и омогућило примену сложенијих метода машинског учења, као што су неуралне мреже. Затим, повећање броја испитаника у постојећим групама допринело би већој статистичкој поузданости резултата. Финално, укључивање испитаника са различитим неуролошким обољењима пружило би увид у применљивост овог система изван оквира сензорног тренинга. Једна од претпоставки је да предложена парадигма може послужити као комуникациони канал за особе оболеле од амиотрофичне латералне склерозе.

За детаљнију анализу утицаја електричне стимулације на промене у можданој активности неопходно је проширити просторну анализу коришћењем већег броја *EEG* канала. Ово ће омогућити дубље разумевање ефеката ендогене просторне тактилне пажње и прецизнију карактеризацију компоненти *N140*, *P3a* и *P3b*. У овој студији избор канала био је ограничен на сензомоторни кортекс, имајући у виду да се утицај тактилне стимулације током сензорног тренинга очекује управо у овом делу мозга.

Будући правац примене овог система јесте његова употреба у терапеутске сврхе током рехабилитационих терапија. Додатно, праћење перформанси класификације пре и након терапије омогућава процену ефекта интервенције и детекцију могућих побољшања у управљању *BCI* системом.

Списак слика

1.1 Основна шема *BCI* система. 3
1.2 Блок дијаграм система за мерење *EEG* сигнала. 5
1.3 10-20 поставке мерних *EEG* електрода. 5

2.1 Експериментална поставка предложеног *BCI* система. 11
2.2 Шематски приказ поставке електрода за електричну стимулацију. 12
2.3 Поставка електрода према 10-10 стандарду са обележеним мерним локацијама. . 13
2.4 Ток извршавања *Експеримент-1*. 15
2.5 Ток извршавања *Експеримента-2*. 16

3.1 Изглед менија *Podešavanja* 20
3.2 Део апликације који има улогу у успостављању комуникације са електричним стимулатором и подешавање параметара стимулације. 21
3.3 Део апликације који има улогу у успостављању комуникације са појачавачем електрофизиолошких сигнала и подешавање параметара аквизиције. 22
3.4 Део апликације који има улогу у покретању експеримента и подешавању његових параметра. 22
3.5 Део апликације који садржи функције везане за покретање процеса прикупљања података. 23
3.6 Алгоритам извршавања једне сесије у фази прикупљања података у експерименту 24
3.7 Део апликације који садржи опције приказа сигнала у реалном времену. 25
3.8 Приказ канала за детекцију артефакта електричне стимулације у два различита формата. 25
3.9 Почетни прозор апликације током фазе прикупљања података. 26
3.10 Део апликације који садржи опције за учитавање датотека са сигналима који ће се користити у наставку анализе. 27
3.11 Део апликације који садржи опције за филтрирање учитаних сигнала. 28
3.12 Део апликације који садржи опције за издвајање епоха. 28
3.13 Део апликације који садржи подешавање корака по ком ће се мењати праг за селекцију тренутног скупа обележја. 29
3.14 Прозор апликације током фазе припреме података и тренинга класификатора. . . 30
3.15 Део апликације који садржи опције за учитавање датотеке са подацима о процесу издвајања обележја и тренинга класификатора. 31
3.16 Део апликације који садржи опције за покретање аквизиције сигнала, подешавање параметара покушаја и покретање класификације у реалном времену. 32
3.17 Алгоритам извршавања једног покушаја у фази тестирања *BCI* система. 33
3.18 Део апликације који приказује резултат класификације у реалном времену за један покушај. 34

3.19 Временски ток приказа порука испитанику током трајања једног блока/покушаја и паузе. 34

4.1 Пример сирових сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. 36
4.2 Пример сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента након филтрирања. 37
4.3 Издвојене епохе на примеру сигнала прикупљених током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. 38
4.4 Епохе са одстрањеним померајом базне линије прикупљене током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. Приказани су канали*C3* и*Fp1* за испитаника ЗК11. Црном испрекиданом линијом означен је тренутак стимулације испитаника. 39
4.5 Епохе након примене поступка за елиминације артефаката прикупљени током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. 40
4.6 Епохе након примене поступка децимације прикупљени током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. 40
4.7 *sERP* након примене поступка усредњавања на трајлове прикупљене током првог блока прве сесије (ПД) и првог блока друге сесије (ПВ) експеримента. 41
4.8 Просечни *sERP* таласни облици за све испитанике и експерименталне усвлове за 5 *EEG* канала. 42
4.9 *sERP* разлика за исту локацију на коју је усмерена пажња, за сваки од *EEG* канала, добијена на испитанику ЗК11. 44
4.10 Исправљена средња вредност разлике између две класе. 44

5.1 А) Функција излаза заснована на поређењу улазне функције са прагом. Б) Логистичка функција чији резултат представља вероватноћу да тренутни примерак припада класи са ознаком 1. 48
5.2 А) Оригинални улазни скуп података. Б) Подаци након примењене *LDA* трансформације. 51
5.3 Резултат класификације *KNN* методом за: А) $K = 2$, Б) $K = 5$ и В) $K = 10$ најближих суседа. 52
5.4 Пример класификације података у две класе применом *SVM* класификатора. . . . 53
5.5 Математичка репрезентација природног неурона - перцептрон. 54
5.6 Пример вештачке неуралне мреже са прослеђивањем унапред са два скривена слоја. 55
5.7 Пример резултата обучавања стабла одлучивања. За сваку грану је приказан услов гранања. 58

6.1 Просечни *sERP* таласни облици за све испитанике за 5 *EEG* канала. 66
6.2 Интервали статистичке значајности између експерименталних услова. 67

7.1 Тачност класификације за једноканални приступ издвајања обележја. 71
7.2 Матрице конфузије добијене за сваког испитаника за канал који је показао највећу тачност класификације. 72
7.3 Мапе карактеристика након процеса селекције обележја, за све испитанике и број усредњених епоха. 73
7.4 Тачност класификације за сваки класификатор у зависности од броја усредњених епоха. 74
7.5 Интервали статистички значајне разлике сваког класификатора за све испитанике и параметара N_{avg}. 76
7.6 Промена брзине преноса информација у односу на број усредњених епоха (N_{avg}). Слика је преузета и адаптирана из [9]. 76

8.1 Просечни *sERP* таласни облици за све пацијенте за 5 *EEG* канала. 81

Списак табела

1.1 Поређење особина метода за прикупљање мождане активности. 4

2.1 Демографски и подаци о стимулацији за све испитанике из групе са здравим контролама. 17
2.2 Демографски и подаци о стимулацији за све испитанике из групе са пацијентима током опоравка од можданог удара. 19

5.1 Подразумеване вредности хиперпараметара и скуп претраге током финог подешавања за сваки класификатор. 60

6.1 Компоненте на основу морфологије просечног *sERP*-а и временски прозори (постстимулус интервали у милисекундама) коришћени за издвајање параметара. . . . 61
6.2 Просечне вредности параметара *P100* компоненте (у формату ср.вр.$\pm$стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). . . . 62
6.3 Просечне вредности параметара *N140* компоненте (у формату ср.вр.$\pm$стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). . . . 63
6.4 Просечне вредности параметара *P3a* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). . . . 64
6.5 Просечне вредности параметара *P3b* компоненте (у формату ср.вр. $\pm$ стд) за сваки *EEG* канал и сваки експериментални услов (ПДСД, ПВСД, ПВСВ и ПДСВ). . . . 65

7.1 Успешност класификације детекције пажње за скуп параметара који је дао најбоље перформансе (Ф1о издвајање обележја, *SVM* класификатор и $N_{avg} = 10$) за сваког испитаника и за сваки *EEG* канал. 72
7.2 Тачност класификације за све испитанике након одабира оптималног скупа обележја, за различите класификаторе (КЛФ) и различит број усредњених епоха. . . 74
7.3 Просечне тачности класификације по свим испитаницима за различите класификаторе и усредњен број епоха. 76
7.4 Перформансе класификације за сваки тип класификатора (КЛФ) у зависности од оптималне вредности параметра N_{avg}, изабрану као прву вредност која је произвела статистички значајну разлику у односу на $N_{avg} = 10$. 79

8.1 Успешност класификације детекције пажње у реалном времену за сваког пацијента и за сваки *EEG* канал. 82

Списак скраћеница

ADC *Analog-to-Digital Converter* - Аналогно-дигитални конвертор

AI *Artificial Intelligence* - Вештачка интелигенција

ANN *Artificial Neural Network* - Вештачке неуралне мреже

BCI *Brain Computer Interface* - Мозак-рачунар интерфејс

DT *Decision Tree* - Стабло одлучивања

ECoG *Electrocorticography* - Електрокортикографија

EEG *Electroencephalography* - Електроенцефалографија

EOG *Electrooculography* - Електроокулографија

ERP *Event Related Potentials* - Потенцијали изазвани догађајем

fMRI *Functional Magnetic Resonance Imaging* - Функционална магнетна резонанца

fNIRS *Functional Near-Infrared Spectroscopy* - Функционална близинска инфрацрвена спектроскопија

ITR *Information Transfer Rate* - Количина информација у јединици времена

LDA *Linear Discriminant Analysis* - Линеарна дискриминанта анализа

LFP *Local Field Potentials* - Локални електрични потенцијали у мозгу

LR *Logistic regression* - Логистичка регресија

MEG *Magnetoencephalography* - Магнетоенцефалографија

ML *Machine learning* - Машинско учење

PET *Positron Emission Tomography* - Позитронска емисиона томографија

RF *Random Forest* - Случајне шуме

sERP *Somatosensory Event-Related Potentials* - Соматосензорни потенцијали изазвани догађајем

SFS *Sequential Forward Selection* - Секвенцијална селекција обележја унапред

SSEP *Steady-State Evoke Potentials* - Стационарни евоцирани потенцијали

SSSEP *Somatosensory Steady-State Evoked Potentials* - Соматосензорни стационарни евоцирани потенцијали

SVM *Support Vector Machine* - Метод носећих вектора

Литература

[1] V. Saini, L. Guada & D. R. Yavagal, "Global epidemiology of stroke and access to acute ischemic stroke interventions," *Neurology*, vol. 97, no. 20_Supplement_2, S6–S16, 2021. DOI: 10.1212/WNL.0000000000012781.

[2] L. M. Carey, "Review on somatosensory loss after stroke," *Critical Reviews™ in Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 29, no. 1-4, 2017. DOI: 10.1615/CritRevPhysRehabilMed.v29.i1-4.10.

[3] S. C. Taylor *et al.*, "The effect of sensory discrimination training on sensorimotor performance in individuals with central neurological conditions: A systematic review," *British Journal of Occupational Therapy*, vol. 84, no. 8, pp. 461–473, 2021. DOI: 10.1177/03080226211018150.

[4] J. E. Aman, N. Elangovan, I.-L. Yeh & J. Konczak, "The effectiveness of proprioceptive training for improving motor function: A systematic review," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 8, p. 1075, 2015. DOI: 10.3389/fnhum.2014.01075.

[5] L. Van Dokkum, T. Ward & I. Laffont, "Brain computer interfaces for neurorehabilitation–its current status as a rehabilitation strategy post-stroke," *Annals of physical and rehabilitation medicine*, vol. 58, no. 1, pp. 3–8, 2015. DOI: 10.1016/j.rehab.2014.09.016.

[6] K. K. Ang & C. Guan, "Brain-computer interface in stroke rehabilitation," *Journal of Computing Science and Engineering*, vol. 7, no. 2, pp. 139–146, 2013. DOI: 10.5626/JCSE.2013.7.2.139.

[7] A. M. Savić, M. Novičić, O. Đorđević, L. Konstantinović & V. Miler-Jerković, "Novel electrotactile brain-computer interface with somatosensory event-related potential based control," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 17, pp. 1–11, 2023. DOI: 10.3389/fnhum.2023.1096814.

[8] M. Novičić & A. M. Savić, "Somatosensory event-related potential as an electrophysiological correlate of endogenous spatial tactile attention: Prospects for electrotactile brain-computer interface for sensory training," *Brain Sciences*, vol. 13, no. 5, pp. 766–782, 2023. DOI: 10.3390/brainsci13050766.

[9] M. Novičić, O. Đorđević, V. Miler-Jerković, L. Konstantinović & A. M. Savić, "Improving the performance of electrotactile brain–computer interface using machine learning methods on multi-channel features of somatosensory event-related potentials," *Sensors*, vol. 24, no. 24, pp. 1–14, 2024. DOI: 10.3390/s24248048.

[10] A. M. Savić, M. Novičić, V. Miler-Jerković, O. Djordjević & L. Konstantinović, "Electrotactile bci for top-down somatosensory training: Clinical feasibility trial of online bci control in subacute stroke patients," *Biosensors*, vol. 14, no. 8, pp. 1–17, 2024. DOI: 10.3390/bios14080368.

[11] M. Novičić, V. Miler-Jerković, O. Đorđević, L. Konstantinović & A. M. Savić, "Proof of concept platform of an electrotactile brain computer interface," in *Proceedings of the 8th International Conference on Electrical, Electronic and Computing Engineering (IcETRAN 2021)*, Ethno village Stanišići, Bosnia and Herzegovina: Društvo za ETRAN, 2021, pp. 1–4, ISBN: 978-86-7466-894-8.

[12] A. Savić, M. Novičić & V. M. Jerković, "Prototip elektrotaktilnog interfejsa mozak-računar za rehabilitaciju senzornih funkcija nakon moždanog udara," Elektrotehniči fakultet – Univerzitet u beogradu, Tehničko rešenje, 2024.
[13] J. J. Vidal, "Toward direct brain-computer communication," *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, vol. 2, no. 1, pp. 157–180, 1973. DOI: 10.1146/annurev.bb.02.060173.001105.
[14] E. E. Fetz, "Operant conditioning of cortical unit activity," *Science*, vol. 163, no. 3870, pp. 955–958, 1969. DOI: 10.1126/science.163.3870.955.
[15] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, G. W. Neat & C. A. Forneris, "An eeg-based brain-computer interface for cursor control," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 78, no. 3, pp. 252–259, 1991. DOI: 10.1016/0013-4694(91)90040-B.
[16] L. R. Hochberg *et al.*, "Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia," *Nature*, vol. 442, no. 7099, pp. 164–171, 2006. DOI: 10.1038/nature04970.
[17] K. C. Davis *et al.*, "Design-development of an at-home modular brain–computer interface (bci) platform in a case study of cervical spinal cord injury," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 19, no. 1, p. 53, 2022.
[18] E. Musk & Neuralink, "An integrated brain-machine interface platform with thousands of channels," *Journal of medical Internet research*, vol. 21, no. 10, e16194, 2019. DOI: 10.2196/16194.
[19] M. Bamdad, H. Zarshenas & M. A. Auais, "Application of bci systems in neurorehabilitation: A scoping review," *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, vol. 10, no. 5, pp. 355–364, 2015. DOI: 10.3109/17483107.2014.961569.
[20] M. A. Bockbrader, G. Francisco, R. Lee, J. Olson, R. Solinsky & M. L. Boninger, "Brain computer interfaces in rehabilitation medicine," *PM&R*, vol. 10, no. 9, S233–S243, 2018. DOI: 10.1016/j.pmrj.2018.05.028.
[21] V. Khorev *et al.*, "Review on the use of brain computer interface rehabilitation methods for treating mental and neurological conditions," *Journal of Integrative Neuroscience*, vol. 23, no. 7, p. 125, 2024. DOI: 10.31083/j.jin2307125.
[22] D. Pawuś & S. Paszkiel, "Bci wheelchair control using expert system classifying eeg signals based on power spectrum estimation and nervous tics detection," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 20, p. 10 385, 2022.
[23] Y. Li, J. Pan, F. Wang & Z. Yu, "A hybrid bci system combining p300 and ssvep and its application to wheelchair control," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 11, pp. 3156–3166, 2013. DOI: 10.1109/TBME.2013.2270283.
[24] K.-T. Kim, H.-I. Suk & S.-W. Lee, "Commanding a brain-controlled wheelchair using steady-state somatosensory evoked potentials," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 26, no. 3, pp. 654–665, 2016. DOI: 10.1109/TNSRE.2016.2597854.
[25] T. Kaufmann, A. Herweg & A. Kübler, "Toward brain-computer interface based wheelchair control utilizing tactually-evoked event-related potentials," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 11, pp. 1–17, 2014. DOI: 10.1186/1743-0003-11-7.
[26] L. Yao, J. Meng, D. Zhang, X. Sheng & X. Zhu, "Combining motor imagery with selective sensation toward a hybrid-modality bci," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 8, pp. 2304–2312, 2013. DOI: 10.1109/TBME.2013.2287245.
[27] A. Jackson, C. T. Moritz, J. Mavoori, T. H. Lucas & E. E. Fetz, "The neurochip bci: Towards a neural prosthesis for upper limb function," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 187–190, 2006. DOI: 10.1109/TNSRE.2006.875547.
[28] G. R. Muller-Putz & G. Pfurtscheller, "Control of an electrical prosthesis with an ssvep-based bci," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 55, no. 1, pp. 361–364, 2007. DOI: 10.1109/TBME.2007.897815.
[29] D. P. Murphy *et al.*, "Electroencephalogram-based brain–computer interface and lower-limb prosthesis control: A case study," *Frontiers in neurology*, vol. 8, p. 696, 2017.

[30] J. Choi, K. T. Kim, J. H. Jeong, L. Kim, S. J. Lee & H. Kim, "Developing a motor imagery-based real-time asynchronous hybrid bci controller for a lower-limb exoskeleton," *Sensors*, vol. 20, no. 24, p. 7309, 2020. DOI: 10.3390/s20247309.

[31] A. Frisoli *et al.*, "A new gaze-bci-driven control of an upper limb exoskeleton for rehabilitation in real-world tasks," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 42, no. 6, pp. 1169–1179, 2012. DOI: 10.1109/TSMCC.2012.2226444.

[32] F. Wang, Y. Wen, J. Bi, H. Li & J. Sun, "A portable ssvep-bci system for rehabilitation exoskeleton in augmented reality environment," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 83, p. 104 664, 2023. DOI: 10.1016/j.bspc.2023.104664.

[33] A. Hekmatmanesh, H. Wu, A. Motie-Nasrabadi, M. Li & H. Handroos, "Combination of discrete wavelet packet transform with detrended fluctuation analysis using customized mother wavelet with the aim of an imagery-motor control interface for an exoskeleton," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, pp. 30 503–30 522, 2019. DOI: 10.1007/s11042-019-7695-0.

[34] E. Yin, Z. Zhou, J. Jiang, Y. Yu & D. Hu, "A dynamically optimized ssvep brain–computer interface (bci) speller," *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 62, no. 6, pp. 1447–1456, 2014. DOI: 10.1109/TBME.2014.2320948.

[35] E. Yin, Z. Zhou, J. Jiang, F. Chen, Y. Liu & D. Hu, "A novel hybrid bci speller based on the incorporation of ssvep into the p300 paradigm," *Journal of neural engineering*, vol. 10, no. 2, p. 026 012, 2013. DOI: 10.1088/1741-2560/10/2/026012.

[36] X. Chen, Z. Chen, S. Gao & X. Gao, "A high-itr ssvep-based bci speller," *Brain-Computer Interfaces*, vol. 1, no. 3-4, pp. 181–191, 2014. DOI: 10.1080/2326263X.2014.944469.

[37] I. Markovinović, M. Vrankić, S. Vlahinić & Z. Šverko, "Design considerations for the auditory brain computer interface speller," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 75, p. 103 546, 2022. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103546.

[38] N. S. Card *et al.*, "An accurate and rapidly calibrating speech neuroprosthesis," *New England Journal of Medicine*, vol. 391, no. 7, pp. 609–618, 2024. DOI: 10.1056/NEJMoa2314132.

[39] R. Mane, T. Chouhan & C. Guan, "Bci for stroke rehabilitation: Motor and beyond," *Journal of neural engineering*, vol. 17, no. 4, p. 041 001, 2020. DOI: 10.1088/1741-2552/aba162.

[40] M. A. Cervera *et al.*, "Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: A meta-analysis," *Annals of clinical and translational neurology*, vol. 5, no. 5, pp. 651–663, 2018. DOI: 10.1002/acn3.544.

[41] A. B. Remsik *et al.*, "Ipsilesional mu rhythm desynchronization and changes in motor behavior following post stroke bci intervention for motor rehabilitation," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 13, p. 53, 2019.

[42] N. Mrachacz-Kersting *et al.*, "Brain state–dependent stimulation boosts functional recovery following stroke," *Annals of neurology*, vol. 85, no. 1, pp. 84–95, 2019. DOI: 10.1002/ana.25375.

[43] L. Carelli *et al.*, "Brain-computer interface for clinical purposes: Cognitive assessment and rehabilitation," *BioMed research international*, vol. 2017, no. 1, p. 1 695 290, 2017. DOI: 10.1155/2017/1695290.

[44] W. Nan, A. P. B. Dias & A. C. Rosa, "Neurofeedback training for cognitive and motor function rehabilitation in chronic stroke: Two case reports," *Frontiers in Neurology*, vol. 10, p. 800, 2019. DOI: 10.3389/fneur.2019.00800.

[45] N. Gao, P. Chen & L. Liang, "Bci–vr-based hand soft rehabilitation system with its applications in hand rehabilitation after stroke," *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, vol. 24, no. 8, pp. 1403–1424, 2023.

[46] A. Vourvopoulos, C. Jorge, R. Abreu, P. Figueiredo, J.-C. Fernandes & S. Bermúdez i Badia, "Efficacy and brain imaging correlates of an immersive motor imagery bci-driven vr system for upper limb motor rehabilitation: A clinical case report," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 13, p. 244, 2019. DOI: 10.3389/fnhum.2019.00244.

[47] T. Karácsony, J. P. Hansen, H. K. Iversen & S. Puthusserypady, "Brain computer interface for neuro-rehabilitation with deep learning classification and virtual reality feedback," in *Proceedings of the 10th Augmented Human International Conference 2019*, 2019, pp. 1–8. DOI: 10.1145/3311823.3311864.

[48] C. Jeunet, B. Glize, A. McGonigal, J.-M. Batail & J.-A. Micoulaud-Franchi, "Using eeg-based brain computer interface and neurofeedback targeting sensorimotor rhythms to improve motor skills: Theoretical background, applications and prospects," *Neurophysiologie Clinique*, vol. 49, no. 2, pp. 125–136, 2019. DOI: 10.1016/j.neucli.2018.10.068.

[49] K. LaMarca, R. Gevirtz, A. J. Lincoln & J. A. Pineda, "Brain–computer interface training of mu eeg rhythms in intellectually impaired children with autism: A feasibility case series," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 48, no. 2, pp. 229–245, 2023. DOI: 10.1007/s10484-022-09576-w.

[50] S. N. Abdulkader, A. Atia & M.-S. M. Mostafa, "Brain computer interfacing: Applications and challenges," *Egyptian Informatics Journal*, vol. 16, no. 2, pp. 213–230, 2015. DOI: 10.1016/j.eij.2015.06.002.

[51] K. Värbu, N. Muhammad & Y. Muhammad, "Past, present, and future of eeg-based bci applications," *Sensors*, vol. 22, no. 9, p. 3331, 2022. DOI: 10.3390/s22093331.

[52] F. R. Mashrur *et al.*, "Bci-based consumers' choice prediction from eeg signals: An intelligent neuromarketing framework," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 16, p. 861 270, 2022. DOI: 10.3389/fnhum.2022.861270.

[53] N. Jamil, A. N. Belkacem, S. Ouhbi & C. Guger, "Cognitive and affective brain–computer interfaces for improving learning strategies and enhancing student capabilities: A systematic literature review," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 134 122–134 147, 2021. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3115263.

[54] Z. Mu, J. Yin & J. Hu, "Application of a brain-computer interface for person authentication using eeg responses to photo stimuli," *Journal of integrative neuroscience*, vol. 17, no. 1, pp. 113–124, 2018. DOI: 10.31083/JIN-170042.

[55] L. Bi, X.-A. Fan & Y. Liu, "Eeg-based brain-controlled mobile robots: A survey," *IEEE transactions on human-machine systems*, vol. 43, no. 2, pp. 161–176, 2013. DOI: 10.1109/TSMCC.2012.2219046.

[56] S. K. Mudgal, S. K. Sharma, J. Chaturvedi & A. Sharma, "Brain computer interface advancement in neurosciences: Applications and issues," *Interdisciplinary Neurosurgery*, vol. 20, p. 100 694, 2020. DOI: 10.1016/j.inat.2020.100694.

[57] L. F. Nicolas-Alonso & J. Gomez-Gil, "Brain computer interfaces, a review," *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 1211–1279, 2012. DOI: 10.3390/s120201211.

[58] C. Binnie & P. Prior, "Electroencephalography.," *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, vol. 57, no. 11, pp. 1308–1319, 1994. DOI: 10.1136/jnnp.57.11.1308.

[59] D. Cohen, "Magnetoencephalography: Evidence of magnetic fields produced by alpha-rhythm currents," *Science*, vol. 161, no. 3843, pp. 784–786, 1968. DOI: 10.1126/science.161.3843.784.

[60] N. E. Crone, A. Korzeniewska & P. J. Franaszczuk, "Cortical gamma responses: Searching high and low," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 79, no. 1, pp. 9–15, 2011. DOI: 10.1016/j.ijpsycho.2010.10.013.

[61] G. T. Einevoll, C. Kayser, N. K. Logothetis & S. Panzeri, "Modelling and analysis of local field potentials for studying the function of cortical circuits," *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 14, no. 11, pp. 770–785, 2013. DOI: 10.1038/nrn3599.

[62] M. M. Ter-Pogossian, M. E. Phelps, E. J. Hoffman & N. A. Mullani, "A positron-emission transaxial tomograph for nuclear imaging (pett)," *Radiology*, vol. 114, no. 1, pp. 89–98, 1975. DOI: 10.1148/114.1.89.

[63] N. Weiskopf *et al.*, "Real-time functional magnetic resonance imaging: Methods and applications," *Magnetic resonance imaging*, vol. 25, no. 6, pp. 989–1003, 2007. DOI: 10.1016/j.mri.2007.02.007.

[64] Y. Hoshi, "Functional near-infrared spectroscopy: Current status and future prospects," *Journal of biomedical optics*, vol. 12, no. 6, pp. 062 106–062 106, 2007. DOI: 10.1117/1.2804911.
[65] R. A. Ramadan & A. V. Vasilakos, "Brain computer interface: Control signals review," *Neurocomputing*, vol. 223, pp. 26–44, 2017. DOI: 10.1016/j.neucom.2016.10.024.
[66] E. Niedermeyer & F. L. da Silva, *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2005, ISBN: 978-0781751261.
[67] B. Burle, L. Spieser, M. Servant, F. Vidal & T. Hasbroucq, "Spatial and temporal resolution of eeg: Is it really black and white? a scalp current density view," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 97, no. 3, pp. 210–220, 2015. DOI: 10.1016/j.ijpsycho.2015.05.004.
[68] M. Teplan, "Fundamentals of eeg measurement," *Measurement science review*, vol. 2, no. 2, pp. 1–11, 2002.
[69] M. Engin, T. Dalbastı, M. Güldüren, E. Davaslı & E. Z. Engin, "A prototype portable system for eeg measurements," *Measurement*, vol. 40, no. 9-10, pp. 936–942, 2007. DOI: 10.1016/j.measurement.2006.10.018.
[70] G. H. Klem, H. O. Luders & H. H. Jasper, "Ten-twenty electrode system of the international federation. the international federation of clinical neurophysiology.," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 52, pp. 3–6, 1999. DOI: 10590970.
[71] C. M. Michel, M. M. Murray, G. Lantz, S. Gonzalez, L. Spinelli & R. Grave de Peralta, "Eeg source imaging," *Clinical neurophysiology*, vol. 115, no. 10, pp. 2195–2222, 2004. DOI: 10.1016/j.clinph.2004.06.001.
[72] J. Xu, S. Mitra, C. Van Hoof, R. F. Yazicioglu & K. A. Makinwa, "Active electrodes for wearable eeg acquisition: Review and electronics design methodology," *IEEE reviews in biomedical engineering*, vol. 10, pp. 187–198, 2017. DOI: 10.1109/RBME.2017.2656388.
[73] F. Reh, F. Antwerpes & N. v. d. Höfel. "10-20-system." (2023), [Online]. Available: https://flexikon.doccheck.com/de/10-20-System (visited on 04/14/2025).
[74] C. E. Shannon, "Communication in the presence of noise," *Proceedings of the IRE*, vol. 37, no. 1, pp. 10–21, 1949. DOI: 10.1109/JRPROC.1949.232969.
[75] S. Sanei & J. A. Chambers, *EEG signal processing and machine learning*. John Wiley & Sons, 2021, ISBN: 978-1119386940.
[76] O. David, J. M. Kilner & K. J. Friston, "Mechanisms of evoked and induced responses in meg/eeg," *Neuroimage*, vol. 31, no. 4, pp. 1580–1591, 2006. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2006.02.034.
[77] T. O. Zander & C. Kothe, "Towards passive brain–computer interfaces: Applying brain–computer interface technology to human–machine systems in general," *Journal of neural engineering*, vol. 8, no. 2, p. 025 005, 2011. DOI: 10.1088/1741-2560/8/2/025005.
[78] R. Abiri, S. Borhani, E. W. Sellers, Y. Jiang & X. Zhao, "A comprehensive review of EEG-based brain–computer interface paradigms," *Journal of Neural Engineering*, vol. 16, no. 1, pp. 1–43, 2019. DOI: 10.1088/1741-2552/aaf12e.
[79] R. Fazel-Rezai, B. Z. Allison, C. Guger, E. W. Sellers, S. C. Kleih & A. Kübler, "P300 brain computer interface: Current challenges and emerging trends," *Frontiers in neuroengineering*, vol. 5, p. 14, 2012. DOI: 10.3389/fneng.2012.00014.
[80] S. Ladouce, L. Darmet, J. J. Torre Tresols, S. Velut, G. Ferraro & F. Dehais, "Improving user experience of ssvep bci through low amplitude depth and high frequency stimuli design," *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, p. 8865, 2022. DOI: 10.1038/s41598-022-12733-0.
[81] D. Xu, F. Tang, Y. Li, Q. Zhang & X. Feng, "An analysis of deep learning models in ssvep-based bci: A survey," *Brain Sciences*, vol. 13, no. 3, p. 483, 2023.
[82] A.-M. Brouwer & J. B. Van Erp, "A tactile p300 brain-computer interface," *Frontiers in neuroscience*, vol. 4, pp. 1–11, 2010. DOI: 10.3389/fnins.2010.00019.
[83] J. V. Odom *et al.*, "Iscev standard for clinical visual evoked potentials: (2016 update)," *Documenta Ophthalmologica*, vol. 133, pp. 1–9, 2016. DOI: 10.1007/s10633-016-9553-y.

[84] N. Yoshimura & N. Itakura, "A transient vep-based real-time brain-computer interface using non-direct gazed visual stimuli," *Electromyography and Clinical Neurophysiology*, vol. 49, no. 7-8, pp. 341–347, 2009.

[85] Y. Wang, X. Gao, B. Hong, C. Jia & S. Gao, "Brain-computer interfaces based on visual evoked potentials," *IEEE Engineering in medicine and biology magazine*, vol. 27, no. 5, pp. 64–71, 2008. DOI: 10.1109/MEMB.2008.923958.

[86] D. K. Yanti, M. Z. Yusoff & V. S. Asirvadam, "Single-trial visual evoked potential extraction using partial least-squares-based approach," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 1, pp. 82–90, 2014. DOI: 10.1109/JBHI.2014.2367152.

[87] D. Regan, *Human brain electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine*. Elsevier, 1989, ISBN: 978-0838539620.

[88] G. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brauneis & G. Pfurtscheller, "Steady-state visual evoked potential (ssvep)-based communication: Impact of harmonic frequency components," *Journal of neural engineering*, vol. 2, no. 4, p. 123, 2005. DOI: 10.1088/1741-2560/2/4/008.

[89] F.-B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels & A. Cichocki, "Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives," *Progress in neurobiology*, vol. 90, no. 4, pp. 418–438, 2010. DOI: 10.1016/j.pneurobio.2009.11.005.

[90] J. Petit, J. Rouillard & F. Cabestaing, "Eeg-based brain–computer interfaces exploiting steady-state somatosensory-evoked potentials: A literature review," *Journal of Neural Engineering*, vol. 18, no. 5, pp. 1–20, 2021. DOI: 10.1088/1741-2552/ac2fc4.

[91] S. Sur & V. K. Sinha, "Event-related potential: An overview," *Industrial psychiatry journal*, vol. 18, no. 1, pp. 70–73, 2009. DOI: 10.4103/0972-6748.57865.

[92] S. J. Luck, *An introduction to the event-related potential technique*. MIT press, 2014, ISBN: 978-0262525855.

[93] M. Kutas & K. D. Federmeier, "Thirty years and counting: Finding meaning in the n400 component of the event-related brain potential (erp)," *Annual review of psychology*, vol. 62, no. 1, pp. 621–647, 2011. DOI: 10.1146/annurev.psych.093008.131123.

[94] S.-K. Yeom, S. Fazli, K.-R. Müller & S.-W. Lee, "An efficient erp-based brain-computer interface using random set presentation and face familiarity," *PloS one*, vol. 9, no. 11, e111157, 2014. DOI: 10.1371/journal.pone.0111157.

[95] S. Ahn, K. Kim & S. C. Jun, "Steady-state somatosensory evoked potential for brain-computer interface—present and future," *Frontiers in human neuroscience*, vol. 9, p. 716, 2016. DOI: 10.3389/fnhum.2015.00716.

[96] G. R. Muller-Putz, R. Scherer, C. Neuper & G. Pfurtscheller, "Steady-state somatosensory evoked potentials: Suitable brain signals for brain-computer interfaces?" *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 30–37, 2006. DOI: 10.1109/TNSRE.2005.863842.

[97] C. Breitwieser, V. Kaiser, C. Neuper & G. R. Müller-Putz, "Stability and distribution of steady-state somatosensory evoked potentials elicited by vibro-tactile stimulation," *Medical & biological engineering & computing*, vol. 50, pp. 347–357, 2012. DOI: 10.1007/s11517-012-0877-9.

[98] K.-T. Kim, J. Lee, H. Kim, C. H. Kim & S. J. Lee, "Classification of selective attention within steady-state somatosensory evoked potentials from dry electrodes using mutual information-based spatio-spectral feature selection," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 85 464–85 472, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2990384.

[99] R. C. Josiassen, C. Shagass, R. A. Roemer, S. Slepner & B. Czartorysky, "Early cognitive components of somatosensory event-related potentials," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 9, no. 2, pp. 139–149, 1990. DOI: 10.1016/0167-8760(90)90068-O.

[100] R. Xu *et al.*, "Continuous 2d control via state-machine triggered by endogenous sensory discrimination and a fast brain switch," *Journal of Neural Engineering*, vol. 16, no. 5, pp. 1–11, 2019. DOI: 10.1088/1741-2552/ab20e5.

[101] O. Höffken *et al.*, "Sustained increase of somatosensory cortex excitability by tactile coactivation studied by paired median nerve stimulation in humans correlates with perceptual gain," *The Journal of Physiology*, vol. 584, no. 2, pp. 463–471, 2007. DOI: 10.1113/jphysiol.2007.140079.

[102] J. Li *et al.*, "An online p300 brain-computer interface based on tactile selective attention of somatosensory electrical stimulation," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 39, pp. 732–738, 2019. DOI: 10.1007/s40846-018-0459-x.

[103] Y. Mao, J. Jin, S. Li, Y. Miao & A. Cichocki, "Effects of skin friction on tactile p300 brain-computer interface performance," *Computational intelligence and neuroscience*, vol. 2021, no. 1, pp. 1–10, 2021. DOI: 10.1155/2021/6694310.

[104] C. Chu, J. Luo, X. Tian, X. Han & S. Guo, "A p300 brain-computer interface paradigm based on electric and vibration simple command tactile stimulation," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 15, pp. 1–14, 2021. DOI: 10.3389/fnhum.2021.641357.

[105] R. Spataro *et al.*, "Preserved somatosensory discrimination predicts consciousness recovery in unresponsive wakefulness syndrome," *Clinical Neurophysiology*, vol. 129, no. 6, pp. 1130–1136, 2018. DOI: 10.1016/j.clinph.2018.02.131.

[106] C. Guger *et al.*, "Complete locked-in and locked-in patients: Command following assessment and communication with vibro-tactile p300 and motor imagery brain-computer interface tools," *Frontiers in neuroscience*, vol. 11, pp. 1–11, 2017. DOI: 10.3389/fnins.2017.00251.

[107] L. Yao, N. Jiang, N. Mrachacz-Kersting, X. Zhu, D. Farina & Y. Wang, "Reducing the calibration time in somatosensory bci by using tactile erd," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 30, pp. 1870–1876, 2022. DOI: 10.1109/TNSRE.2022.3184402.

[108] Y. Zhong, L. Yao, J. Wang & Y. Wang, "Tactile sensation assisted motor imagery training for enhanced bci performance: A randomized controlled study," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 70, no. 2, pp. 694–702, 2023. DOI: 10.1109/TBME.2022.3201241.

[109] T. Kida, Y. Nishihira, T. Wasaka, H. Nakata & M. Sakamoto, "Passive enhancement of the somatosensory P100 and N140 in an active attention task using deviant alone condition," *Clinical Neurophysiology*, vol. 115, no. 4, pp. 871–879, 2004, ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2003.11.037.

[110] P. T. Michie, H. M. Bearparic, J. M. Crawford & L. C. Glue, "The effects of spatial selective attention on the somatosensory event-related potential," *Psychophysiology*, vol. 24, no. 4, pp. 449–463, 1987. DOI: 10.1111/j.1469-8986.1987.tb00316.x.

[111] P. Pudil, J. Novovičová & J. Kittler, "Floating search methods in feature selection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 15, no. 11, pp. 1119–1125, 1994. DOI: 10.1016/0167-8655(94)90127-9.

[112] G. J. McLachlan, *Discriminant analysis and statistical pattern recognition*. John Wiley & Sons, 2005, ISBN: 978-0471691150.

[113] C. M. Bishop & N. M. Nasrabadi, *Pattern recognition and machine learning*. Springer, 2006, ISBN: 978-0387-31073-2.

[114] T. Hastie, R. Tibshirani, J. H. Friedman & J. H. Friedman, *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer, 2009, ISBN: 978-0387848570.

[115] S. J. Russell & P. Norvig, *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson Education, Inc., 2016, ISBN: 978-0-13-604259-4.

[116] J. E. Desmedt & C. Tomberg, "Mapping early somatosensory evoked potentials in selective attention: Critical evaluation of control conditions used for titrating by difference the cognitive P30, P40, P100 and N140," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, vol. 74, no. 5, pp. 321–346, 1989. DOI: 10.1016/0168-5597(89)90001-4.

[117] R. Schubert *et al.*, "Spatial attention related SEP amplitude modulations covary with BOLD signal in S1—a simultaneous EEG—fMRI study," *Cerebral cortex*, vol. 18, no. 11, pp. 2686–2700, 2008. DOI: 10.1093/cercor/bhn029.

[118] M. S. Adams, E. Niechwiej-Szwedo, W. E. McIlroy & W. R. Staines, "A history of concussion affects relevancy-based modulation of cortical responses to tactile stimuli," *Frontiers in integrative neuroscience*, vol. 14, pp. 1–11, 2020. DOI: 10.3389/fnint.2020.00033.

[119] T. Kida *et al.*, "Resource allocation and somatosensory P300 amplitude during dual task: Effects of tracking speed and predictability of tracking direction," *Clinical Neurophysiology*, vol. 115, no. 11, pp. 2616–2628, 2004. DOI: 10.1016/j.clinph.2004.06.013.

[120] T. Kida, T. Wasaka, H. Nakata, K. Akatsuka & R. Kakigi, "Active attention modulates passive attention-related neural responses to sudden somatosensory input against a silent background," *Experimental brain research*, vol. 175, pp. 609–617, 2006. DOI: 10.1007/s00221-006-0578-4.

[121] H. Nakata, K. Inui, T. Wasaka, Y. Nishihira & R. Kakigi, "Mechanisms of differences in gating effects on short-and long-latency somatosensory evoked potentials relating to movement," *Brain topography*, vol. 15, pp. 211–222, 2003. DOI: 10.1023/A:1023908707851.

[122] S. J. Luck, H. Heinze, G. Mangun & S. A. Hillyard, "Visual event-related potentials index focused attention within bilateral stimulus arrays. functional dissociation of P1 and N1 components," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 75, no. 6, pp. 528–542, 1990. DOI: 10.1016/0013-4694(90)90139-B.

[123] T. Allison, G. McCarthy & C. C. Wood, "The relationship between human long-latency somatosensory evoked potentials recorded from the cortical surface and from the scalp," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, vol. 84, no. 4, pp. 301–314, 1992. DOI: 10.1016/0168-5597(92)90082-M.

[124] L. Garcia-Larrea, A.-C. Lukaszewicz & F. Mauguière, "Somatosensory responses during selective spatial attention: The N120-to-N140 trasition," *Psychophysiology*, vol. 32, no. 6, pp. 526–537, 1995. DOI: 10.1111/j.1469-8986.1995.tb01229.x.

[125] T. Kida, Y. Nishihira, T. Wasaka, H. Nakata & M. Sakamoto, "Differential modulation of temporal and frontal components of the somatosensory N140 and the effect of interstimulus interval in a selective attention task," *Cognitive Brain Research*, vol. 19, no. 1, pp. 33–39, 2004. DOI: 10.1016/j.cogbrainres.2003.10.016.

[126] M. Franz, M. M. Nickel, A. Ritter, W. H. R. Miltner & T. Weiss, "Somatosensory spatial attention modulates amplitudes, latencies, and latency jitter of laser-evoked brain potentials," *Journal of Neurophysiology*, vol. 113, no. 7, pp. 2760–2768, 2015. DOI: 10.1152/jn.00070.2015.

[127] J. Polich & J. R. Criado, "Neuropsychology and neuropharmacology of P3a and P3b," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 60, no. 2, pp. 172–185, 2006. DOI: 10.1016/j.ijpsycho.2005.12.012.

[128] J. Polich, "Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 10, pp. 2128–2148, 2007. DOI: 10.1016/j.clinph.2007.04.019.

[129] H. Gaeta, D. Friedman & G. Hunt, "Stimulus characteristics and task category dissociate the anterior and posterior aspects of the novelty P3," *Psychophysiology*, vol. 40, no. 2, pp. 198–208, 2003. DOI: 10.1111/1469-8986.00022.

[130] R. Grigoryan, D. Goranskaya, A. Demchinsky, K. Ryabova, D. Kuleshov & A. Kaplan, "Difference in somatosensory event-related potentials in the blind subjects leads to better performance in tactile p300 bci," *bioRxiv*, pp. 1–14, 2020. DOI: 10.1101/2020.06.16.155796.

[131] C. Pokorny, C. Breitwieser & G. R. Müller-Putz, "The role of transient target stimuli in a steady-state somatosensory evoked potential-based brain-computer interface setup," *Frontiers in neuroscience*, vol. 10, pp. 1–13, 2016. DOI: 10.3389/fnins.2016.00152.

[132] L. Yao, X. Sheng, N. Mrachacz-Kersting, X. Zhu, D. Farina & N. Jiang, "Sensory stimulation training for bci system based on somatosensory attentional orientation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 66, no. 3, pp. 640–646, 2019. DOI: 10.1109/TBME.2018.2852755.

[133] D. Wu, "Online and offline domain adaptation for reducing bci calibration effort," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 47, no. 4, pp. 550–563, 2017. DOI: 10.1109/THMS.2016.2608931.

Биографија

Марија Новичић је рођена 14.03.1994. године у Београду. Основну школу и природно-математички смер Земунске гимназије завршила је у Београду. Електротехнички факултет у Београду уписала је 2013. године, где је дипломирала 2017. године на одсеку Сигнали и системи са просечном оценом $9.31/10.00$. Дипломски рад на тему "*Класификација покрета руке на основу кинематских параметара применом неуралних мрежа*" одбранила је под менторством проф. др Милице Јанковић. Током основних студија је учествовала на такмичењу Електријада 2016. и 2017. године, на којима је из области Аутоматика заузела треће, односно друго место у екипној конкуренцији. Године 2017. освојила је награду за најбољи дипломски рад на Електротехничком факултету у Београду коју додељује организација ЕТФ БАФА. Мастер академске студије је завршила 2019. године на одсеку Сигнали и системи са просечном оценом $10.00/10.00$. Мастер рад на тему "*Gait analysis of transfemoral amputees with and without feedback*" одбранила је под менторством проф. др Милице Јанковић, у сарадњи са Институтом "Михаило Пупин" у Београду, у оквиру пројекта *European Research Council (ERC StG* 759998*)* гранта "*FeelAgain*". У октобру 2019. године уписује докторске академске студије на Електротехничком факултету где је положила све предмете предвиђене студијским програмом са просечном оценом $10.0/10.0$. Марија се током докторских студија фокусирала на област неуралног инжењерства, а посебно истраживање у области мозак рачунар (*Brain Computer Interface*, *BCI*) система заснованих на електричној стимулацији и соматосензорним евоцираним потенцијалима.

Децембра 2017. године се запошљава као сарадник у настави при Катедри за Сигнале и Системе на Електротехничком факултету Универзитета у Београду. У звање асистента изабрана је у фебруару 2020. године. Ангажована је на 13 предмета на основним и мастер студијама.

Коаутор је уџбеника који у потпуности покрива градиво предмета Практикум из мерно-аквизиционих система: *М. Јанковић, М. Барјактаровић, М. Новичић, П. Атанасијевић, Практикум из мерно-аквизиционих система (електронско издање), Универзитет у Београду – Електротехнички факултет,* 2019*, ISBN* $978-86-7225-073-2$. Уџбеник одобрен као електронски уџбеник на 845. седници Наставно-научног већа Електротехничког факултета у Београду одржаној 12.11.2019. године.

Марија Новичић је аутор 5 радова у часописима са *SCI* листе, 3 рада у часописима ван SCI листе, 7 радова са међународних конференција, 1 рада са домаће конференције и 2 уџбеника. Има и једно пријављено техничко решење.

Један је од аутора рада на конференцији *IcEtran* 2020 који је добио награду за најбољи рад младог аутора под називом "*Feasibility Test of Activity Index Summary Metric in Human Hand Activity Recognition*". Исту награду добија и као коаутор рада "*Detection of LR-DDoS attack based on hybrid neural networks CNN-LSTM and CNN-autoencoder*" на конференцији *IcEtran* 2024.

Марија Новичић је ангажована као учесник на неколико научних и међународних пројеката из области биомедицинског инжењерства и вештачке интелигенције.

образац изјаве о ауторству

Изјава о ауторству

Име и презиме аутора Марија Новичић

Број индекса 2019/5007

Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

Препознавање когнитивних компоненти у електроенцефалографским одзивима на соматосензорне електричне стимулусе методама машинског учења

- резултат сопственог истраживачког рада;
- да дисертација у целини ни у деловима није била предложена за стицање друге дипломе према студијским програмима других високошколских установа;
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио/ла интелектуалну својину других лица.

Потпис аутора

У Београду, 11.7.2025.

М. Новичић

образац изјаве о истоветности штампане и електронске верзије докторског рада

Изјава о истоветности штампане и електронске верзије докторског рада

Име и презиме аутора Марија Новичић

Број индекса 2019/5007

Студијски програм Електротехника и рачунарство

Наслов рада Препознавање когнитивних компоненти у електроенцефалографским одзивима на соматосензорне електричне стимулусе методама машинског учења

Ментор Горан Квашчев

Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла ради похрањивања у **Дигиталном репозиторијуму Универзитета у Београду.**

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског назива доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Београду.

Потпис аутора

У Београду, 11.7.2025.

М. Новичић

образац изјаве о коришћењу

Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

Препознавање когнитивних компоненти у електроенцефалографским одзивима на соматосензорне електричне стимулусе методама машинског учења

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију похрањену у Дигиталном репозиторијуму Универзитета у Београду и доступну у отвореном приступу могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство (CC BY)

2. Ауторство – некомерцијално (CC BY-NC)

3. Ауторство – некомерцијално – без прерада (CC BY-NC-ND)

4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима (CC BY-NC-SA)

5. Ауторство – без прерада (CC BY-ND)

6. Ауторство – делити под истим условима (CC BY-SA)

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци.
Кратак опис лиценци је саставни део ове изјаве).

Потпис аутора

У Београду, 11.7.2025.

М. Новичић

1. **Ауторство**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. **Ауторство – некомерцијално**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. **Ауторство – некомерцијално – без прерада**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. **Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. **Ауторство – без прерада**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. **Ауторство – делити под истим условима**. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.