

UNIVERZA NA PRIMORSKEM
FAKULTETA ZA MATEMATIKO, NARAVOSLOVJE IN
INFORMACIJSKE TEHNOLOGIJE

Zaključna naloga

Razpoznavanje gibanja na osnovi elektroencefalografije

(Movement recognition based on electroencephalography)

Ime in priimek: Marko Rozman

Študijski program: Računalništvo in informatika

Mentor: doc. dr. Peter Rogelj

Koper, Julij 2024

Ključna dokumentacijska informacija

Ime in PRIIMEK: Marko ROZMAN

Naslov zaključne naloge: Razpoznavanje gibanja na osnovi elektroencefalografije

Kraj: Koper

Leto: 2024

Število listov: 34

Število slik: 15

Število tabel: 2

Število referenc: 14

Mentor: doc. dr. Peter Rogelj

Ključne besede: elektroencefalografija, Grangerjev index vzročnosti, kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient, nevronska mreža, razvrščanje

Izvleček:

Namen naloge je spoznati metode za razpoznavanje gibanja na osnovi elektroencefalografije. Gibanje smo razpoznavali iz podatkov EEG Motor Movement/Imagery Dataset in podatkov ki smo jih posneli sami na napravi Cognionics Quick-20. Iz posnetkov smo izračunali matrike povezljivosti z Grangerjevim indexom vzročnosti in kompleksnim Pearsonovim korelacijskim koeficientom ki smo jih nato razvrstili z različnimi algorimi, vključno z nevronskimi mrežami. Naši rezultati kažejo da je v določenih primerih razvrščanje bolj točno z uporabo kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta.

Key words documentation

Name and SURNAME:

Title of final project paper:

Place:

Year:

Number of pages:

Number of figures:

Number of tables:

Number of appendices:

Number of appendix pages:

Number of references:

Mentor: title First Name Last Name, PhD

Co-Mentor:

Keywords:

Math. Subj. Class. (2010):

Abstract:

Zahvala

Iskreno se zahvaljujem svojemu mentorju, doc. dr. Petru Roglju, za neprecenljivo podporo in vodenje pri pisanju diplomske naloge. Njegova strokovna pomoč pri izbiri metod, implementaciji ter pisanju je bila ključnega pomena na vsakem koraku. Hvaležen sem za priložnost dela s fizično napravo in za redne konzultacije ob sredah, ki so pripomogle k jasnosti in uspešnosti mojega dela.

Prav tako se iz srca zahvaljujem prijateljem in družini za njihovo neomajno podporo in spodbudo skozi celoten proces.

Kazalo vsebine

1	Uvod	1
1.1	Elektroencefalografija	2
1.1.1	Mednarodni sistem 10-20 pozicioniranja elektrod	3
1.1.2	Cognionics Quick-20	4
1.2	Povezljivost	4
2	Podatki in metode	6
2.1	Razvojno okolje MATLAB	6
2.1.1	EEGLAB	7
2.1.2	Lab streaming layer	7
2.1.3	Classification learner	8
2.2	Podatkovna zbirka	
	EEG Motor Movement/Imagery Dataset	9
2.3	Metode povezljivosti	10
2.3.1	Grangerjev index vzročnosti	10
2.3.2	Kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient	11
2.4	Razvrščanje	11
2.4.1	Razvrščanje v okolju Classification learner	11
2.4.2	Razvrščanje z lastno nevronske mrežo	12
3	Rezultati	14
3.1	Delitev podatkov	14
3.2	Izbira metode povezljivosti	14
3.2.1	Izbira uporabljenih filtrov	16
3.3	Rezultati na MMID	19
3.3.1	Rezultati z okoljem classification learner	19
3.3.2	Rezultati z uporabo lastne nevronske mreže	19
3.4	Rezultati na lastnih podatkih	21
3.5	Preizkus v realnem času	23
4	Zaključki	24

Kazalo tabel

1	Naloge in opisi nalog, ki jih prostovoljci opravljajo v posnetkih zbirke podtakov MMID.	9
2	Točnost vseh testiranih metod razvrščanja v aplikaciji Clasification Learner.	20

Kazalo slik

1	Prvih 8 sekund EEG signala elektrode C3, osebe S001 serije R03. Od zgoraj navzdol po področjih: vsa skupaj, delta, theta, alpha, beta, gamma.	2
2	Prikaz pozicije elektrod po mednarodnem sistemu 10-20. Nameščene v mrežo od naziona do iniona in od levevega do desnega sluhovoda v presledkih 10 in 20 odstotkov. [11]	3
3	EEG naprava Cognionics Quick-20. [9]	4
4	Programsko okolje MATLAB. Od leve proti desni: podokno z datotekami, podokno s kodo, podokno s spremenljivkami. Zgoraj zavijki za orodjarno, aplikacije in prikaz podatkov.	6
5	Orodjarna eeglab. Zgoraj zavijki za delo z datotekami, urejanje, orodja, prikaz podatkov, delo z zbirkami podatkov in pomoč. Naložen podatkovni niz dolžine 124 sekund z 30 dogodki.	7
6	Aplikacija classification learner. Na levi strani podokno z različnimi metodami razvrščanja, na sredini prikaz podrobnosti izbrane metode. Zgoraj zavijki za učenje, testiranje in razlago.	8
7	Postavitev elektrod po mednarodnem sistemu 10-10. [12]	10
8	Arhitektura nevronske mreže v MATLAB alikaciji Deep Network Designer. Od zgoraj navzdol: plast za slike, polno povezana, Leaky ReLU, dropout, polno povezana, GELU, dropout, polno povezana in Softmax.	13
9	Točnost razvrščanja po frekvenčnih območjih in dolžini epoh za CPCC in GC. Od zgoraj navzdol CPCC po pasovih delta, theta, alpha, beta in gamma. Spodnja vrstica Grangerjev index vzorčnosti. Epohe od leve proti desni: prva sekunda, prvi dve sekundi, drugi dve sekundi, prve štiri sekunde.	15
10	Primerjava točnosti razvrščanja glede na tip filtra. Uporabljena metoda CPCC za epoho prvih štirih sekund za frekvenčne pasove delta, theta, alpha, beta in gamma. Razvrščanje z zgoraj navedeno nevronske mreže. Modra predstavlja Butterworthov filter, oranžna predstavlja filter z ničelno fazo.	16

11	Matrika zmede nevronske mreže naučene na podatkih fitriranih s filtrom z ničelno fazo. Uporabljena metoda CPCC za epoho prvih štirih sekund za frekvenčni pas beta. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrečena leva pest, stanje mirovanja.	17
12	Matrika zmede nevronske mreže naučene na podatkih fitriranih z Butterworthovim filtrom. Uporabljena metoda CPCC za epoho prvih štirih sekund za frekvenčni pas beta. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrečena leva pest, stanje mirovanja.	18
13	Matrika zmede metode Quadratic SVM. V poljih vidno število stanj. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrčena leva pest, stanje mirovanja.	19
14	Matrika zmede nevronske mreže. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrčena leva pest, stanje mirovanja.	21
15	Matrika zmede nevronske mreže dodatno naučenih na naših podatkih. .	22

Kazalo prilog

Seznam kratic

EEG electroencephalography

MMID Motor Movement/Imagery Dataset

PLI phase lag index

wPLI weighted phase lag index

k – k nearest neighbours

NN

SVM support vector machine

CPC Complex Pearson correlation coefficient

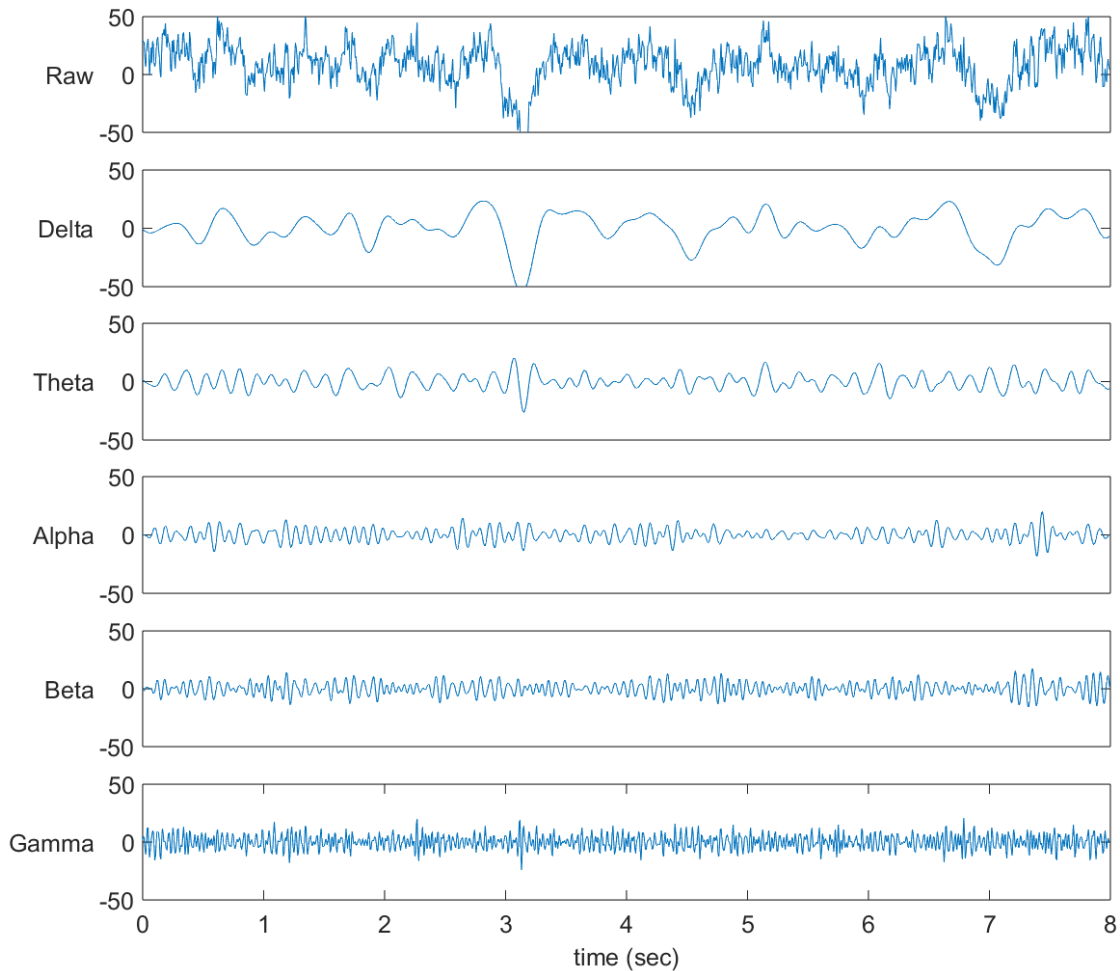
GC Granger causality

1 Uvod

Motivacija za raziskavo je bilo ugotoviti do kakšne mere je mogoča razpoznavanje gibanja v živo na osnovi analize možganske aktivnosti z EEG meritvami. Najprej smo podatke iz prosto dostopne zbirke podatkov s pomočjo knjižnice EEGLAB razdelili na nekaj različno dolgih epoh po dogodkih in jim zožili frekvenčne pasove. Iz vsake pridobljene zbirke podatkov smo pridobili matrike povezljivosti Grangerjevega indexa vzročnosti in matrike povezljivosti kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta. Na pridobljenih podatkih smo naučili nevronske mrežo. Iz pridobljenih rezultatov smo se odločili za nadaljevanje razvoja na zbirki, ki je obetala najboljšo točnost. Da bi omogočili delovanje v realnem času smo sami implementirali nekaj že obstoječih funkcij iz knjižnice. Posneli smo podatke na Cognionics Quick-20 in dodatno naučili nevronske mrežo na naših podatkih za boljše razvrščanje.

1.1 Elektroencefalografija

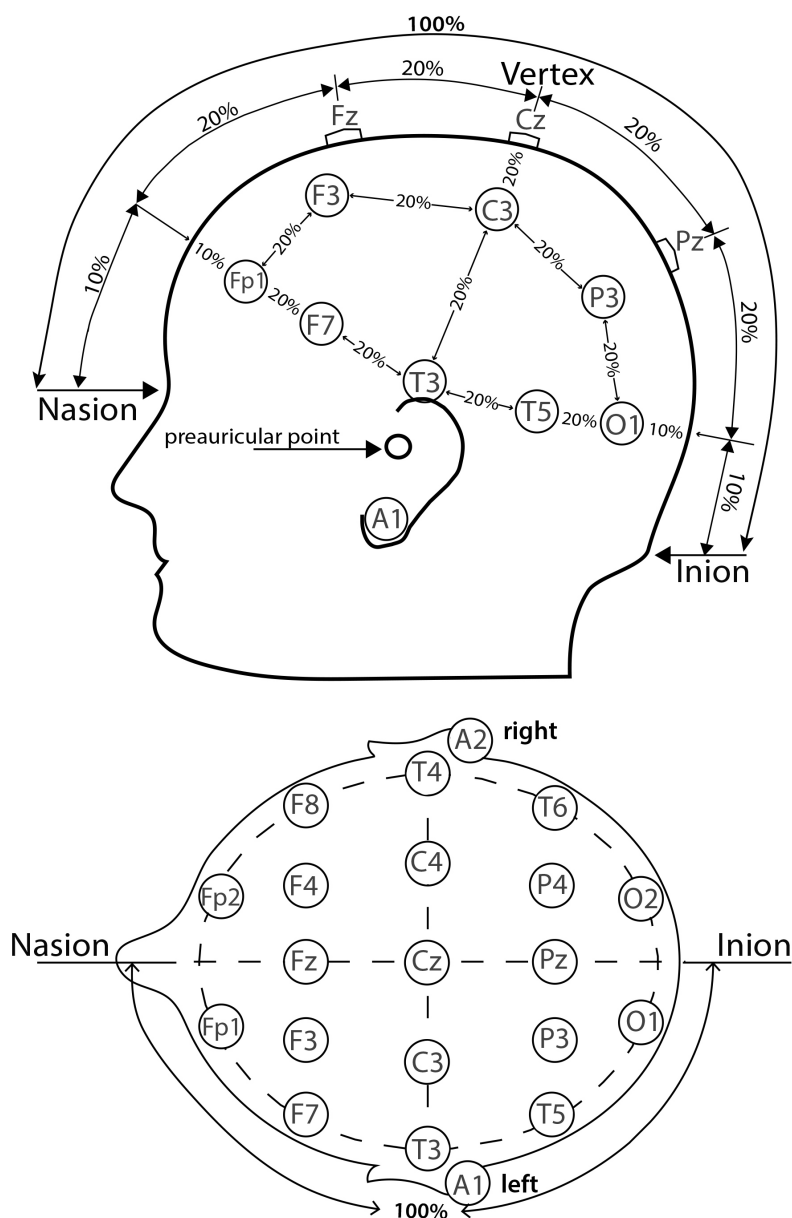
Elektroencefalografija (EEG) je metoda za merjenje možganske električne aktivnosti. Meri električne potenciale na površini temena ki jih deloma generira možganska aktivnost. V zadnjem stoletju so znanstveniki s pomočjo EEG pridobili vpogled v različne nevrološke bolezni. V zadnjem času pa se pojavlja interes v modeliranju eeg signalov in uporabo le teh za nadzor fizičnih naprav. EEG signali so običajno razdeljeni v območja ki odražajo različne spektralne vrhove. Ta območja so običajno določena kot delta (1-4 Hz), theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), beta (13-20 Hz), in gamma (<20 Hz). [7]



Slika 1: Prvih 8 sekund EEG signala elektrode C3, osebe S001 serije R03. Od zgoraj navzdol po področjih: vsa skupaj, delta, theta, alpha, beta, gamma.

1.1.1 Mednarodni sistem 10-20 pozicioniranja elektrod

Mednarodni sistem 10-20 standardizira mesta elektrod tako, da so te nameščene v mrežo od naziona do iniona ter od desnega do levega sluhovoda v presledkih 10 in 20 odstotkov razdalje. Vsaka elektroda je označena z črko lokacijo: T-Temporal, F-Frontal, P-Parietal, C-Central in O-Occipital, ter z črko z za elektrode na sredini glave, lihimi številkami za levo polovico glave in sodimi za desno. [1]



Slika 2: Prikaz pozicije elektrod po mednarodnem sistemu 10-20. Nameščene v mrežo od naziona do iniona in od levevega do desnega sluhovoda v presledkih 10 in 20 odstotkov. [11]

1.1.2 Cognionics Quick-20

Cognionics Quick-20 je brezžična suha EEG naprava za raziskovalne namene. Ima 21 elektrod postavljenih po mednarodnem sistemu 10-20 za pozicioniranje elektrod. Naprava je suhega tipa kar pomeni, da pri uporabi elektrode ne potrebujejo gela. Suhi tipi naprav so v primerjavi z mokrimi enostavni in udobni za uporabo in omogočajo hitro nastavitve. Naprava je brezžična, z računalnikom jo povežemo preko USB vmesnika. [9]



Slika 3: EEG naprava Cognionics Quick-20. [9]

1.2 Povezljivost

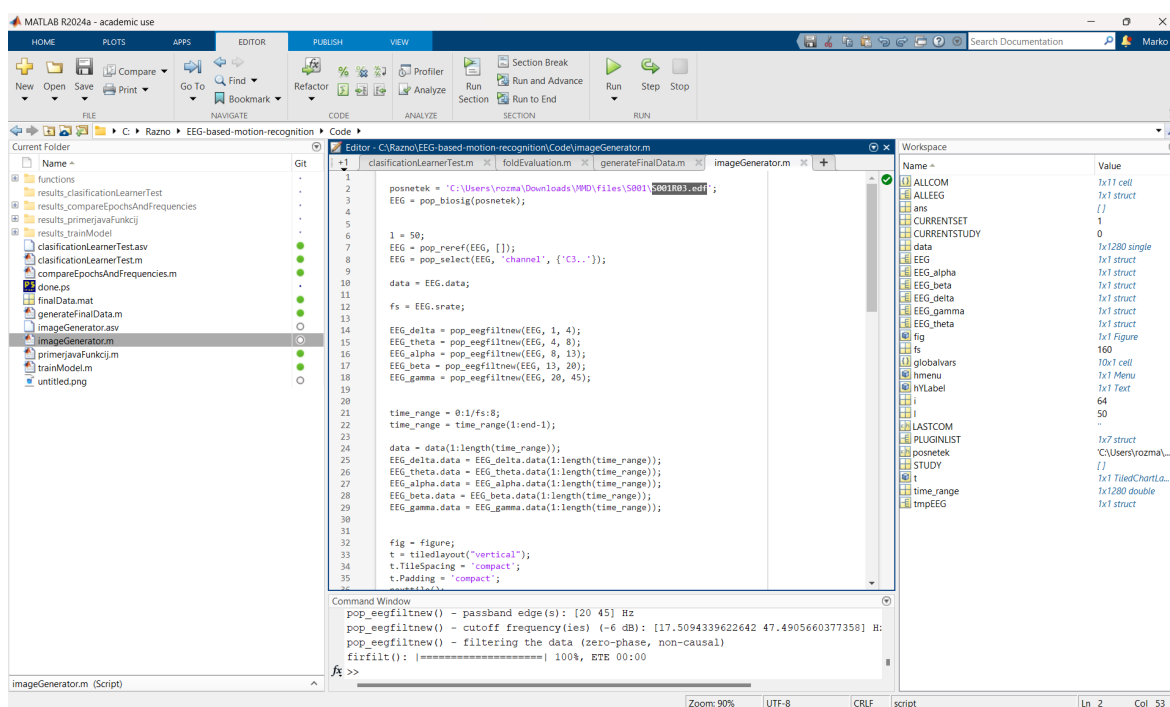
Povezljivost se nananaša na vzorce nastale zaradi anatomskih povezav možganov, statistične odvisnosti ali interakcij med posameznimi deli možganov. Enote med katerimi se meri povezljivost so lahko različne: posamezni nevroni, nevronske populacije, v našem primeru pa regije možganske skorje. Možganska aktivnost je omejena s povezljivostjo, le ta pa je zato ključnega pomena za razumevanje delovanja možganov. V grobem poznamo dve vrsti povezljivosti: strukturno in funkcijsko. Strukturna povezanost se nanaša na to kako so deli možganov med seboj fizično povezani. Funkcijska povezljivost pa se nanaša na to kako različni deli možganov med seboj komunicirajo oziroma sodelujejo. [4] Funkcijsko povezljivost lahko nadaljno delimo na usmerjeno in neusmerjeno. V našem primeru je metoda Grangerjevega indeksa vzročnosti usmerjena saj je vpliv elektrode A na elektrodo B drugačen kot vpliv elektrode B na elektrodo A . Metoda kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta pa je neusmerjena saj

nam njegova vrednost pove le o povezanosti para elektrod. V izrazu Grangerjev indeks vzročnosti je vzorčnost zavajajoč termin saj nam Grangerjev indeks vzročnosti nakazuje da ena stvar vpliva na drugo vendar sta lahko v določenih primerih obe meritvi odvisni od nečesa drugega.

2 Podatki in metode

2.1 Razvojno okolje MATLAB

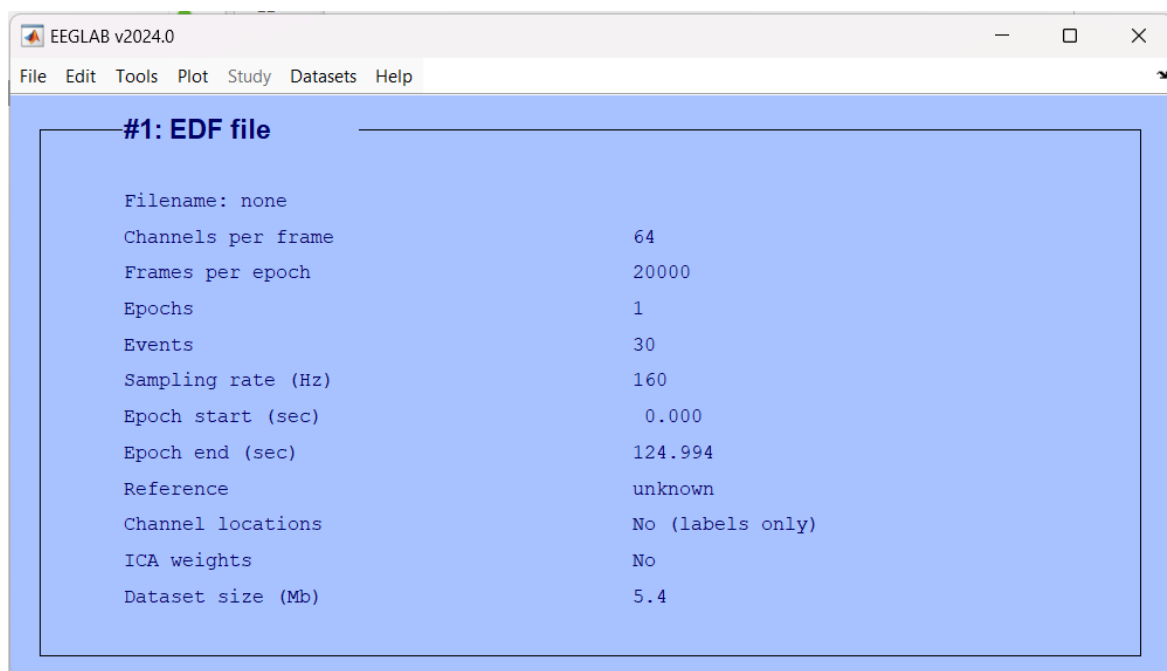
Ves razvoj je potekal v programskem okolju MATLAB. Ta poleg samega programskega jezika vsebuje velik nabor že implementiranih funkcij, napredne aplikacije za strojno učenje in knjižnice ki omogočajo povezave z laboratorijskimi napravami. V njem sta ustvarjeni funkciji za računanje matrik Grangerjevega indexa vzročnosti in matrik Kompleksnega Pearsonov korelacijskega koeficienta, prav tako so v njem ustvarjene nevronske mreže in uporabljeno je za ostala razvrščanja in funkcijo za zajemanje podatkov iz naprave Cognionics Quick-20 ter funkcijo ki v realnem času razpozna gibanje. [14]



Slika 4: Programsko okolje MATLAB. Od leve proti desni: podokno z datotekami, podokno s kodo, podokno s spremenljivkami. Zgoraj zavihki za orodjarno, aplikacije in prikaz podatkov.

2.1.1 EEGLAB

EEGLAB je interaktivna matlab orodjarna, za procesiranje in obdelavo elektrofizioloških podatkov. Omogoča rereferenciranje EEG signalov, izbiro določenih elektrod, deljenje podatkov na epohe glede na dogodke in filtriranje frekvenc. Omogoča interakcijo preko uporabniškega vmesnika. Vse akcije v vmesniku se prevedejo v ukaze. Grafični vmesnik je uporaben za enostavne analize. Za avtomatizacijo pa njegove funkcije uporabimo v svoji kodi z ustreznimi ukazi. Pri izdelavi naloge smo največ uporabljali funkcije branja .edf datotek, filtriranja frekvenc signalov in deljanja posnetkov na manjše dele.[10]



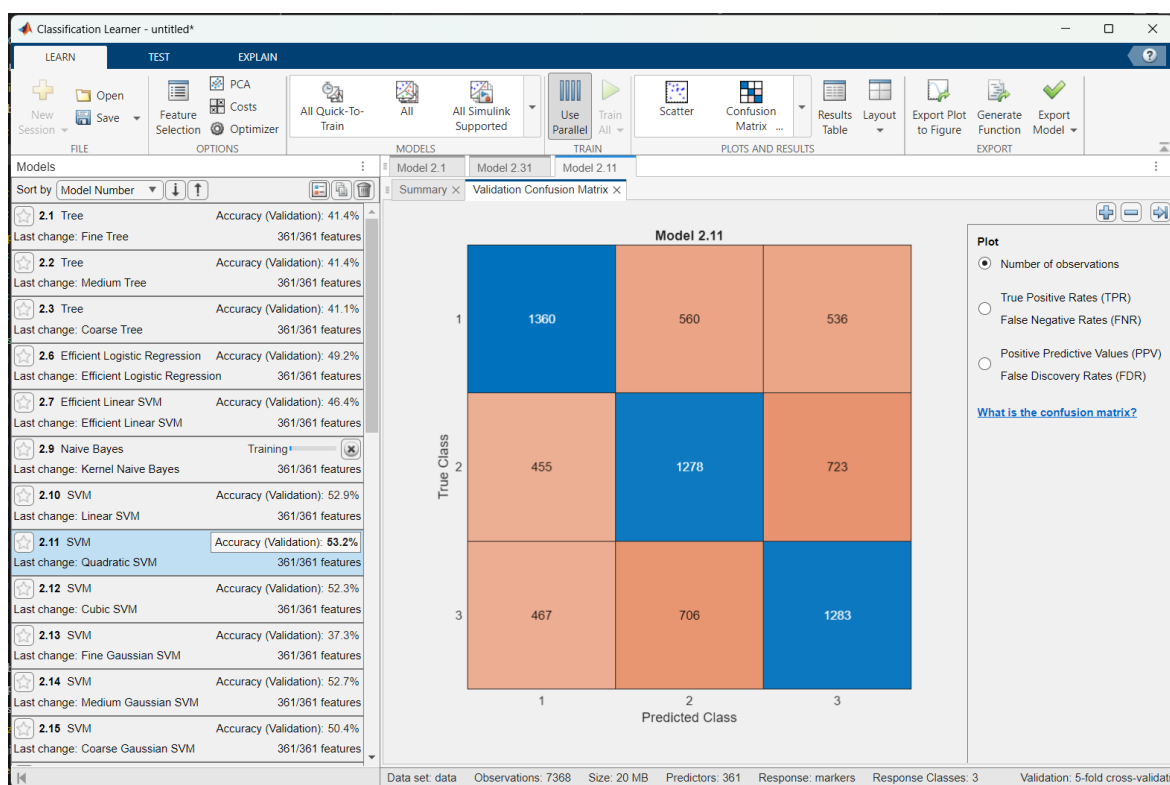
Slika 5: Orodjarna eeglab. Zgoraj zavihki za delo z datotekami, urejanje, orodja, prikaz podatkov, delo z zbirkami podatkov in pomoč. Naložen podatkovni niz dolžine 124 sekund z 30 dogodki.

2.1.2 Lab streaming layer

Lab streaming layer je odprtokodna vmesna programska oprema ki omogoča pošiljanje, prejemanje, sinhronizacijo in snemanje tokov podatkov znotraj lokalnega omrežja. Med drugim je na voljo v obliki MATLAB knjižnice, ki omogoča preprosto integracijo EEG naprav s programsko opremo MATLAB. Knjižnjico je potrebno prenesti in nato zgraditi na svojem računalniku. [13]

2.1.3 Classification learner

Classification learner je aplikacija v okolju MATLAB za enostavno razvrščanje podatkov. Podpira različne metode razvrščanja, prečno preverjanje in uporabo različnih podatkov za gradnjo in testiranje modela. Aplikacija podpira razvrščanje podatkov iz dvo dimenzionalnih matrik kjer vrstice ali stolpci predstavljajo spremenljivke. Oznake podatkov lahko podamo kot določeno vrstico ali stolpec matrike ali v ločeni spremenljivki. Zaradi omejitev aplikacije smo pred razvrščanjem matrike povezljivosti prevorili v vektorje in te združili v matriko podatkov. Z aplikacijo smo lahko hitro ocenili uspešnost računanja matrik povezljivosti in primerjali delovanje različnih razvrščanj v primerjavi z našo nevronske mrežo.



Slika 6: Aplikacija classification learner. Na levi strani podokno z različnimi metodami razvrščanja, na sredini prikaz podrobnosti izbrane metode. Zgoraj zavihki za učenje, testiranje in razlago.

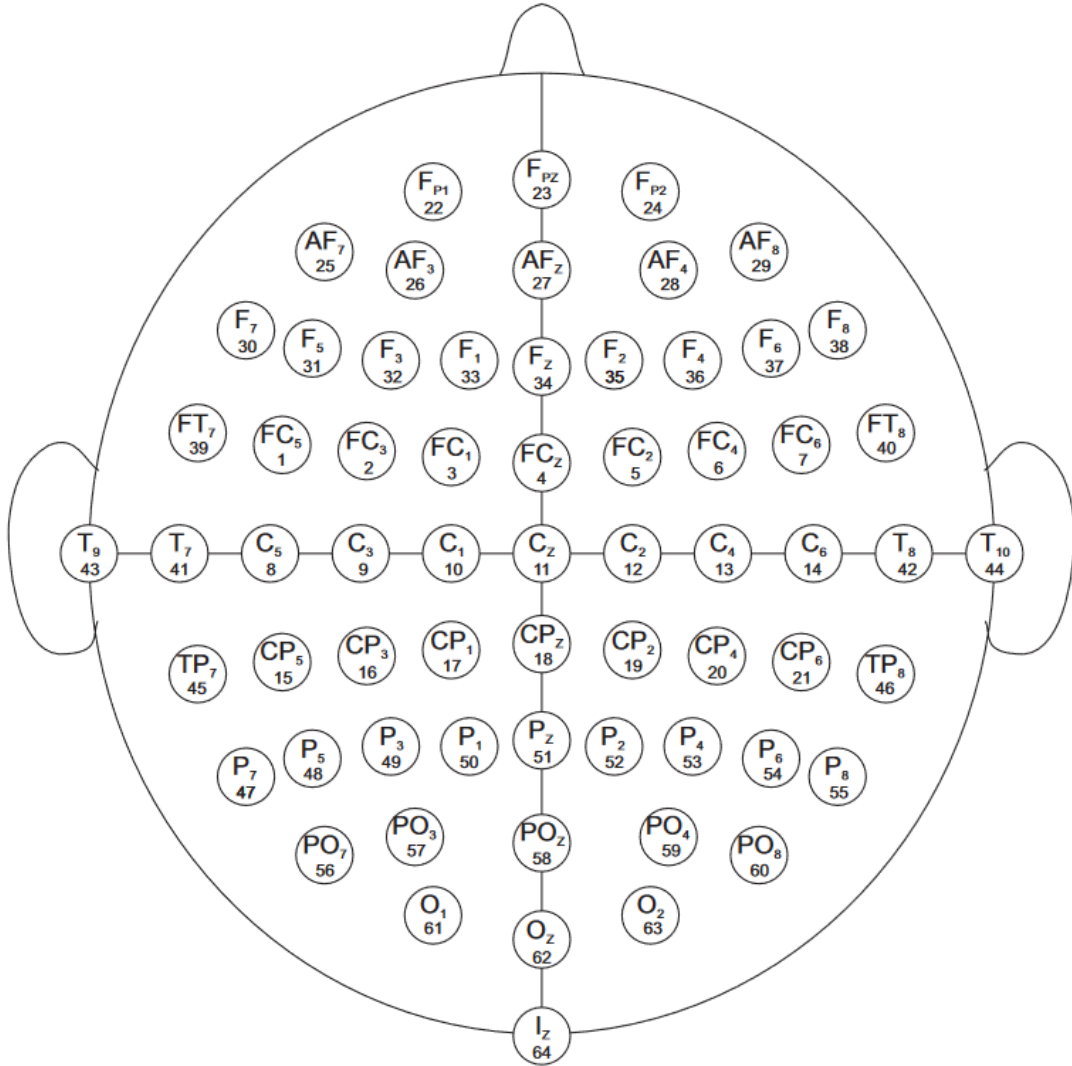
2.2 Podatkovna zbirka

EEG Motor Movement/Imagery Dataset

EEG Motor Movement/Imagery Dataset(MMID) je prosto dostopna zbirka več kot 1500 eno in dve minutnih posnetkov 109 prostovoljcev. Zbirka za vsakega prostovoljca vsebuje dva izhodiščna posnetka in po tri posnetke opravljanja štiri različnih nalog: stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti(naloga 1), namišljeno stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti(naloga 2), stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal(naloga 3), namišljeno stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal(naloga 4). Za nas relevantni so posnetki serij 3, 7 in 11 v katerih prostovoljci opravljajo prvo nalogo. Posnetki so shranjeni v formatu EDF+ ki vsebuje posnetke EEG in oznake dogodkov. Snemanje je bilo opravljeno z sistemom BCI2000 z 64 elektrodami postavljenimi po mednarodnem sistemu 10-10 brez elektrod Nz, F9, F10, FT9, FT10, A1, A2, TP9, TP10, P9, in P10.[2, 5]

Številka serije	Naloga	Opis naloge
1	izhodišče	odpte oči
2	izhodišče	zaprte oči
3	naloga 1	stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
4	naloga 2	namišljeno stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
5	naloga 3	stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal
6	naloga 4	namišljeno stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal
7	naloga 1	stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
8	naloga 2	namišljeno stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
9	naloga 3	stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal
10	naloga 4	namišljeno stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal
11	naloga 1	stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
12	naloga 2	namišljeno stiskanje in sproščanje leve ali desne pesti
13	naloga 3	stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal
14	naloga 4	namišljeno stiskanje in sproščanje obeh pesti ali obeh stopal

Tabela 1: Naloge in opisi nalog, ki jih prostovoljci opravljajo v posnetkih zbirke podatkov MMID.



Slika 7: Postavitev elektrod po mednarodnem sistemu 10-10. [12]

2.3 Metode povezljivosti

2.3.1 Grangerjev index vzročnosti

Grangerjev index vzročnosti je statistična metoda za preverjanje ali ena časovna vrsta nosi informacije o drugi. Metoda je bila razvita v šestdesetih letih devetnajstega stoletja za uporabo ekonomiji.[6]

Za dve časovni vrsti X_1 in X_2 , in p kot število prejšnjih vrednosti ki jih upoštevamo pri računanju, lahko izračunamo E_1 in E_2 ki so napake pri predvidevanju naslednje vrednosti v vrsti X_1 . V kolikor je varianca vrednosti E_2 manjša kot varianca vrednosti E_1 lahko predvidevamo da časovna vrsta X_2 nosi informacije o časovni vrsti X_1 . A_1 ,

A_2 in A_3 so koeficienti avto-regresivnega modela. [3]

$$X_1(t) = \sum_{j=1}^p A_{1,j} X_1(t-j) + E_1(t)$$

$$X_1(t) = \sum_{j=1}^p A_{2,j} X_1(t-j) + \sum_{j=1}^p A_{3,j} X_2(t-j) + E_2(t)$$

2.3.2 Kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient

Pearsonov korelacijski koeficient je najpogosteje uporabljen linearni korelacijski koeficient. Zanj smo se odločili saj v članku »Complex Pearson Correlation Coefficient for EEG Connectivity Analysis« avtorji pokažejo da vsebuje informacije Phase Locking Value(PLV) in Weighted Phase Lag Index(wPLI) ki sta dve najbolj pogosto uporabljeni metodi povezljivosti. V praksi nam pove, v kakšni meri sta fazi dveh signalov linearno povezani.[8]

Ker želimo opazovati faze EEG signala, ga potrebujemo pretvoriti v analitični signal ki vsebuje informacijo o fazi. Zaradi sledeče transformacije, ki je definirana samo na ozkih frekvenčnih pasovih potrebujemo signale EEG predhodno filtrirati. Analitični signal X_a kjer $HT(X(t))$ označuje hilbertovo transformacijo signala X . [8]

$$X_a(t) = X(t) + i \cdot HT(X(t))$$

Za računanje Kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta v našem primer lahko uporabimo naslednjo enačbo kjer sta X_1 in X_2 analitična signal dolžine N . $\overline{X_2(n)}$ pa konjugirana vrednost $X_2(n)$ [8]

$$r(X_1, X_2) = \frac{\sum_{n=1}^N (X_1(n) \cdot \overline{X_2(n)})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N |X_1(n)|^2} \cdot \sqrt{\sum_{n=1}^N |X_2(n)|^2}}$$

2.4 Razvrščanje

Želeli smo preizkusiti kako uspešno bi razvrščanje delovala na podatkih zbirke in kako uspešno bi delovala na naših podatkih, zato smo razvrščanje izvajali dvakrat. Enkrat na podatkih zbirke in enkrat na naših podatkih. Ker nevronska mreža za učenje potrebuje več podatkov kot jih lahko zagotovimo iz naših posnetkov smo jo za namene razvrščanja naših posnetkov naučili na podatkih MMID in nato dodatno naučili na naših podatkih.

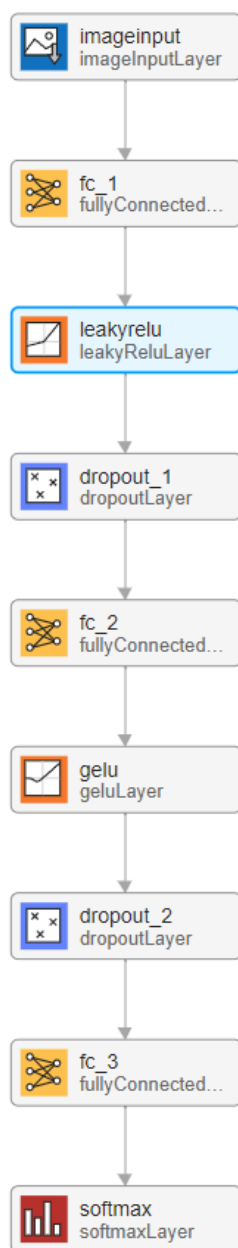
2.4.1 Razvrščanje v okolju Classification learner

Na matrikah povezljivosti pridobljenih iz podatkov zbirke in naših posnetkov smo izvedli več različnih vrst razvrščanja in sicer: odločitvena drevesa, metodo k najbližjih

sosedov (k-NN), logistično regresijo, podporne vektorske stroje (SVM), ansabelske metode in nevronske mreže.

2.4.2 Razvrščanje z lastno nevronske mreže

Nevronska mreža je sestavljena iz vhodne plasti za slike dimenzij 19x19x1, polno povezane plasti s 100 nevroni, Leaky ReLU plasti, dropout plasti z 50% verjetnostjo opustitve nevronov, polno povezane plasti z 10 nevroni, GELU plasti, dropout plasti z 50% verjetnostjo opustitve nevronov, polno povezane plasti s tremi nevroni in Softmax plasti. Mreža je realizirana z pomočjo MATLAB orodjarne Deep Learning Toolbox. Lastna implementacija nevronske mreže nam omogoča enostavnejšo interpretacijo podatkov in nudi možnost podrobnejše nadaljne analize.



Slika 8: Arhitektura nevronske mreže v MATLAB aplikaciji Deep Network Designer. Od zgoraj navzdol: plast za slike, polno povezana, Leaky ReLU, dropout, polno povezana, GELU, dropout, polno povezana in Softmax.

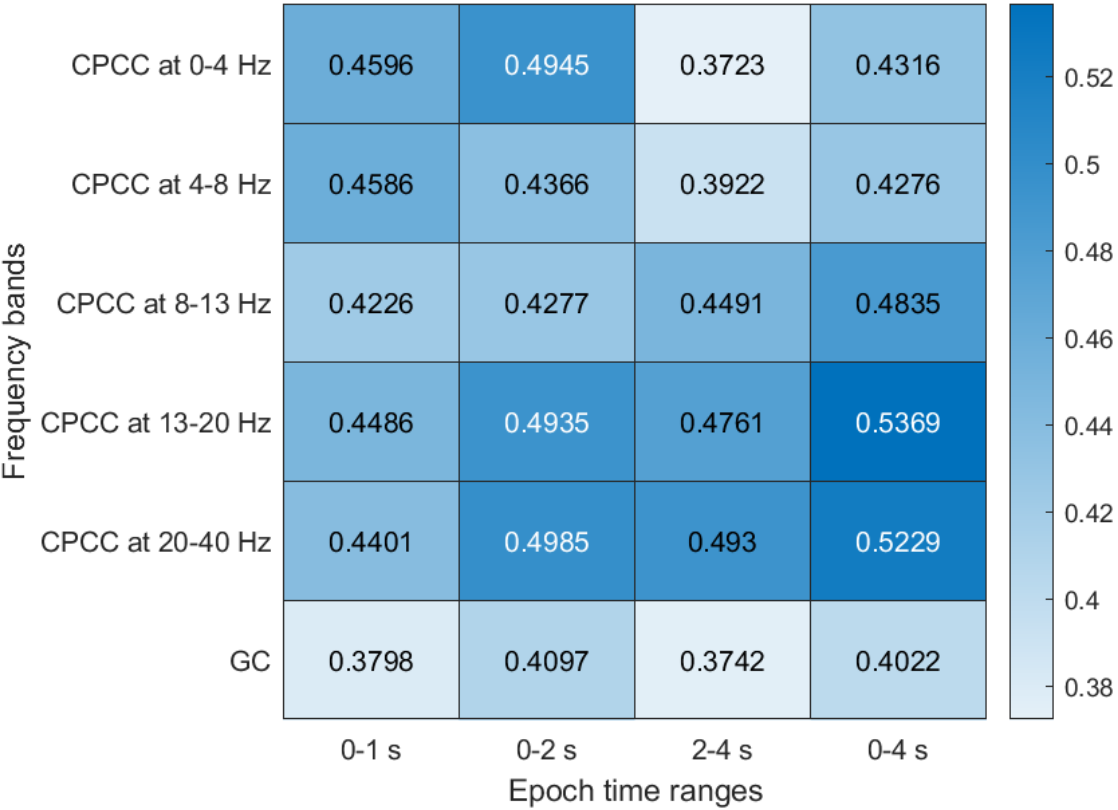
3 Rezultati

3.1 Delitev podatkov

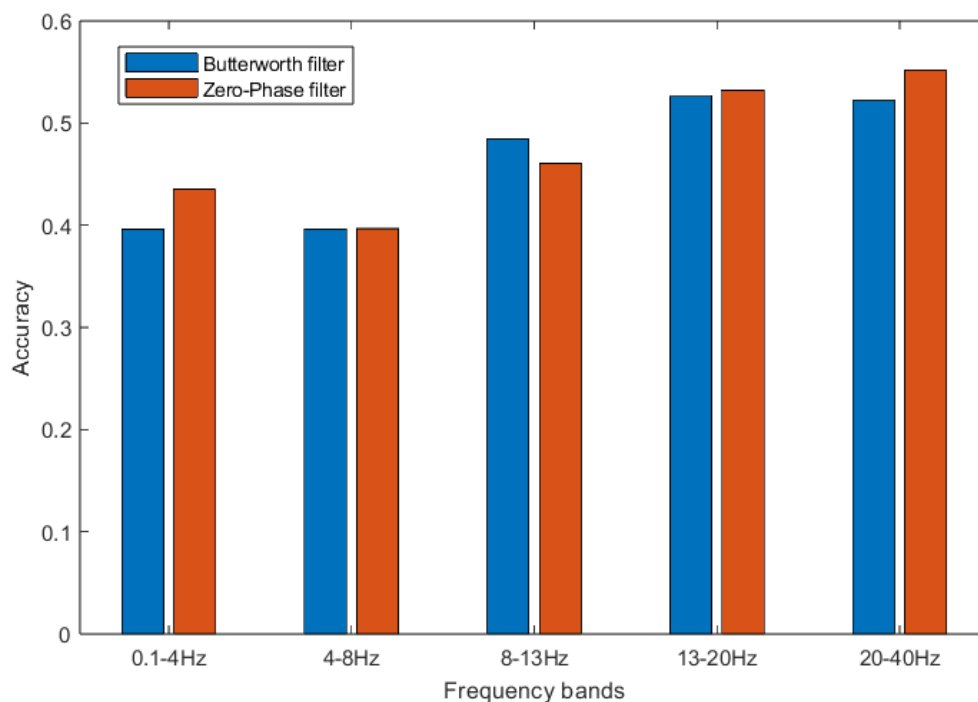
Za končno raziskavo smo izbrali posnetke serij 3, 7 in 11 iz MMID. Vsaka serija vsebuje 109 posnetkov, vsak posnetk 30 primerov stanj, vse skupaj smo jih pridobili 9854. Primere stanj smo skrčili na enakomerno razporeditev, z 2456 primeri vsakega stanja. Sami smo posneli neka minut posnetkov. Vse skupaj 250 primerov stanj, ki smo jih skrčili na enakomerno razporeditev, 62 primerov vsakega stanja. Za učenje nevronske mreže smo uporabljali množice za učenje z 75% podatkov in množice za testiranje z 25% podatkov. Podatki so bili naključno razporejeni med učno in testno množico. Ker smo podatke delili naključno, se lahko posnetki stanj enega prostovoljca pojavijo v učni in testni množici. Pri dodatnem učenju mreže smo uporabili posnetke ene osebe za učenje in testiranje. To skupaj pomeni da sistem ne deluje medosebno.

3.2 Izbira metode povezljivosti

Ker je kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient(CPCC) izračunan iz analitičnih signalov ga lahko definiramo samo za ozke frekvenčne pasove. Pri računanju Grangerjevega indeksa vzročnosti(GC) te omejitve ni, tako da smo ga lahko računali na celotnem frekvenčnem območju do 45Hz. Prav tako se je pojavilo vprašanje koliko dolgo epoho EEG signala bomo potrebovali za uspešno razvrščanje. Kot možnosti smo vzeli prvo sekundo, prvi dve sekundi, drugi dve sekundi in prve štiri sekunde po dogodku. Točnost razvrščanja smo ocenili z zgoraj navedeno nevronske mrežo. Za najboljšo metodo se je izkazal kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient na območju 13-30Hz z najdaljšimi epohami, 4s. Celotno območje primerjav razvidno iz slike 9.



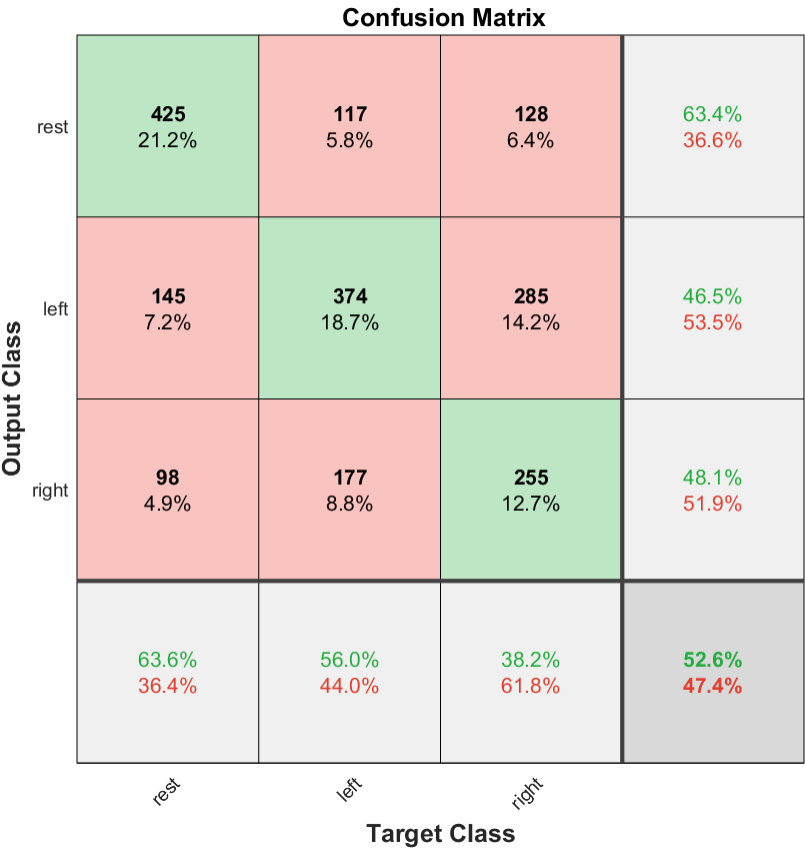
Slika 9: Točnost razvrščanja po frekvenčnih območjih in dolžini epoh za CPCC in GC. Od zgoraj navzdol CPCC po pasovih delta, theta, alpha, beta in gamma. Spodnja vrstica Grangerjev index vzorčnosti. Epohe od leve proti desni: prva sekunda, prvi dve sekundi, drugi dve sekundi, prve štiri sekunde.



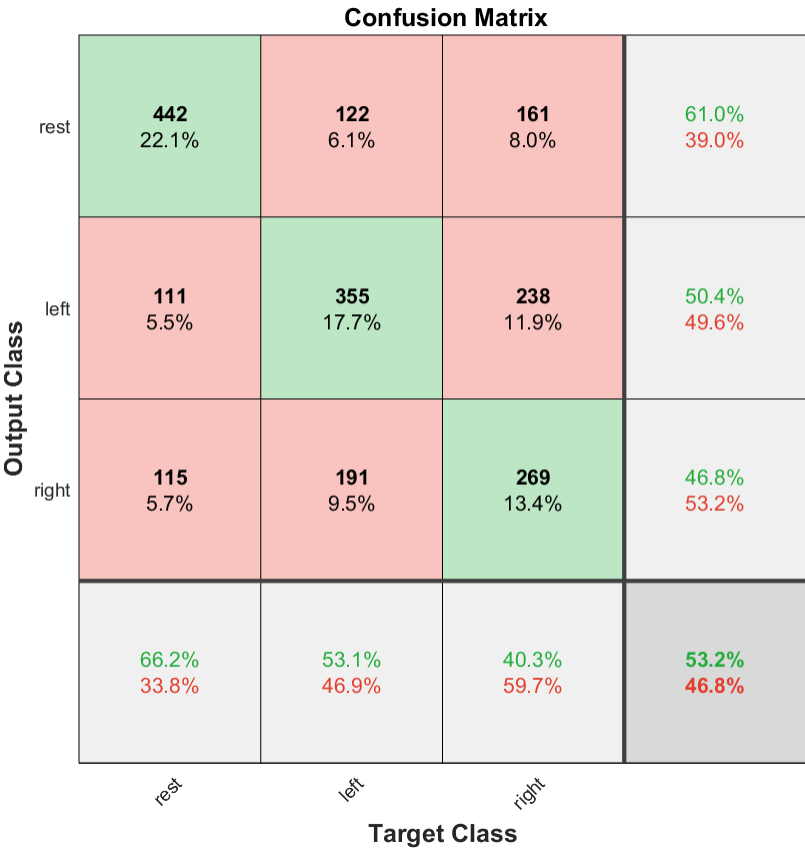
Slika 10: Primerjava točnosti razvrščanja glede na tip filtra. Uporabljena metoda CPCC za epoko prvih štirih sekund za frekvenčne pasove delta, theta, alpha, beta in gamma. Razvrščanje z zgoraj navedeno nevronske mreže. Modra predstavlja Butterworthov filter, oranžna predstavlja filter z ničelno fazo.

3.2.1 Izbira uporabljenih filtrov

Knjižnica EEGLAB vsebuje samo filtre z ničelno fazo, ki filtrirajo naprej in nato nazaj po času, kar v našem primeru ni primerno saj podatke prejemamo sekvenčno. Filtrov z ničelno fazo se ne da uporabiti v realnem času. Podatke smo želeli filtrirati s pomočjo Butterworthovega filtra ki vsebuje stanja. Stanja nam omogočajo filtriranje sekvenčnih podatkov saj preprečijo napako na začetku filtra kjer le ta potrebuje predpostaviti začetno stanje vseh signalov 0. Ker filtra nista enakovredna saj prvi ne spreminja faz drugi pa jih zamakne, uporabljena metoda CPCC pa deluje na zamikih faz, smo izvedli dodatno testiranje, da smo preverili če pristop deluje enako učinkovito. Razvrščanje matrik pridobljenih z Butterworthovim filtrom (slika 12) v primerjavi z filtrom z ničelno fazo (slika 11) je bila primerljivo točno za frekvenčni pas beta (slika 10) iz česar lahko sklepamo, da je filtriranje z Butterworthovim filtrom primerno.



Slika 11: Matrika zmede nevronske mreže naučene na podatkih fitriranih s filtrom z ničelno fazo. Uporabljena metoda CPCC za epoho prvih štirih sekund za frekvenčni pas beta. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrečena leva pest, stanje mirovanja.



Slika 12: Matrika zmede nevronske mreže naučene na podatkih fitriranih z Butterworthovim filtrom. Uporabljena metoda CPCC za epoho prvih štirih sekund za frekvenčni pas beta. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrečena leva pest, stanje mirovanja.

Model 2.11 (Quadratic SVM)

	1	2	3
1	1360	560	536
2	455	1278	723
3	467	706	1283
	1	2	3

Predicted Class

Slika 13: Matrika zmede metode Quadratic SVM. V poljih vidno število stanj. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrčena leva pest, stanje mirovanja.

3.3 Rezultati na MMID

3.3.1 Rezultati z okoljem classification learner

Z uporabo aplikacije clasifacation learner smo testirali več načinov razvrščanja. Iz rezultatov predstavljenih v tabeli 2 lahko razberemo, da so se za najbolj uspešne izkazale metode podpornih vektorjev(SVM), vendar so te metode računsko zahtevne kar otežuje izvedbo v realnem času. Dober kandidat bi lahko bila odločitvena drevesa saj so enostavna za treniranje in iterpretacijo, vendar so le ta dosegla 41% točnost. Nevronske mreže ki jih podpira aplikacija so enostavne, vendar pa je njihova interpretacija težja. Dosegle so 49% točnost.

3.3.2 Rezultati z uporabo lastne nevronske mreže

Nato smo poskusili z zgoraj navedeno nevronske mrežo, ki razvršča matrike povezljivosti. Mreža je dosegla malo višjo točnost kot metode iz aplikacije clasifacation learner.

vrsta razvrščanja	metoda	točnost [%]
SVM	Quadratic SVM	53
SVM	Linear SVM	53
SVM	Medium Gaussian SVM	53
Ensemble	Subspace Discriminant	53
SVM	Cubic SVM	52
Kernel	SVM Kernel	52
Kernel	Logistic Regression Kernel	52
SVM	Coarse Gaussian SVM	50
Efficient Logistic Regression	Efficient Logistic Regression	49
Neural Network	Wide Neural Network	49
Neural Network	Medium Neural Network	47
Efficient Linear SVM	Efficient Linear SVM	46
Neural Network	Trilayered Neural Network	45
Neural Network	Bilayered Neural Network	45
Naive Bayes	Kernel Naive Bayes	45
Neural Network	Narrow Neural Network	45
Ensemble	Bagged Trees	44
KNN	Coarse KNN	44
Ensemble	Boosted Trees	43
Ensemble	RUSBoosted Trees	42
Tree	Medium Tree	41
Tree	Fine Tree	41
KNN	Cosine KNN	41
Tree	Coarse Tree	41
KNN	Medium KNN	40
KNN	Weighted KNN	40
Ensemble	Subspace KNN	40
KNN	Cubic KNN	40
KNN	Fine KNN	38
SVM	Fine Gaussian SVM	37

Tabela 2: Točnost vseh testiranih metod razvrščanja v aplikaciji Clasification Learner.

Confusion Matrix

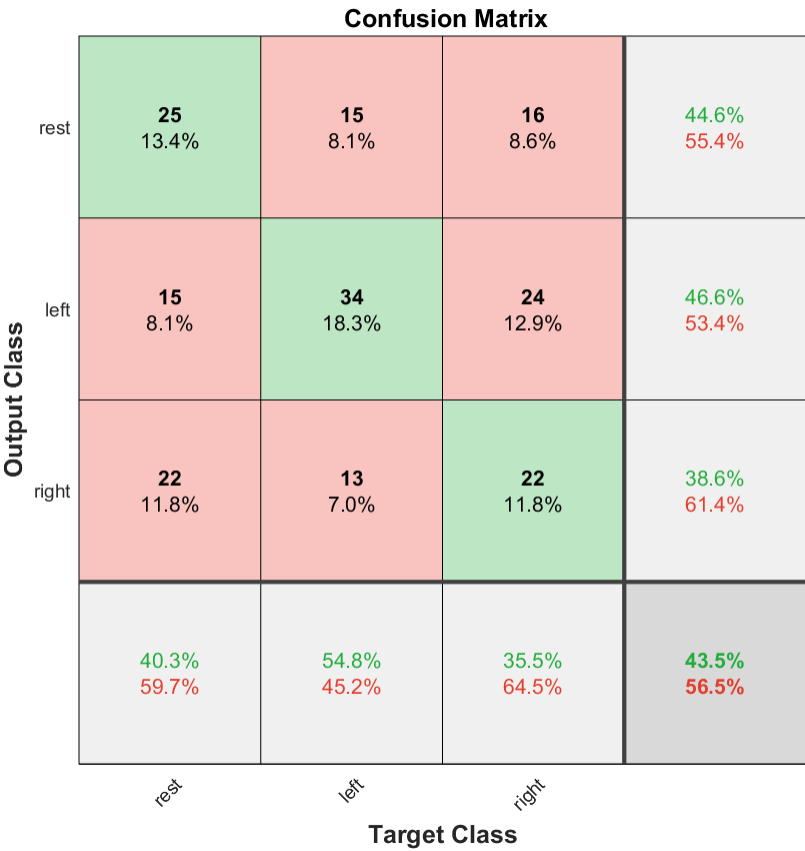
Output Class	rest	<div>1401</div> <div>19.0%</div>	<div>504</div> <div>6.8%</div>	<div>526</div> <div>7.1%</div>	<div>57.6%</div> <div>42.4%</div>
	left	<div>502</div> <div>6.8%</div>	<div>1150</div> <div>15.6%</div>	<div>621</div> <div>8.4%</div>	<div>50.6%</div> <div>49.4%</div>
	right	<div>553</div> <div>7.5%</div>	<div>802</div> <div>10.9%</div>	<div>1309</div> <div>17.8%</div>	<div>49.1%</div> <div>50.9%</div>
		<div>57.0%</div> <div>43.0%</div>	<div>46.8%</div> <div>53.2%</div>	<div>53.3%</div> <div>46.7%</div>	<div>52.4%</div> <div>47.6%</div>
		rest	left	right	
		Target Class			

Slika 14: Matrika zmede nevronske mreže. V zelenih poljih vidna točnost za posamezna stanja. Od zgoraj navzdol: skrčena desna pest, skrčena leva pest, stanje mirovanja.

V primerjavi z najboljšo metodo aplikaije SVM, ki je dosegla 53% točnost, je mreža dosegla 56% točnost. Če primerjamo matriko zmede nevronske mreže z matriko zmede metode SVM (sliki 14 in 13), opazimo, da obe metodi bolj natančno razlikujeta stanje mirovanja od obeh stanj gibanja, medtem ko je razlikovanje med stanji gibanja med seboj manj natančno.

3.4 Rezultati na lastnih podatkih

Da bi se približali pogojem v realnem času, smo nevronske mrežo dodatno naučili na naših podatkih. Zaradi različnih pogojev snemanja in natančnosti naprav na katerih so podatki snemani je točnost razvrščanja pričakovano padla. Ker nimamo velikega števila posnetkov smo podatke razdelili na pet delov in mrežo natrenirali petkrat. Vsakič smo uporabili en del za testiranje in štiri za učenje. Predstavljeni podatki so seštevki vseh teh testiranj.



Slika 15: Matrika zmede nevronske mreže dodatno naučene na naših podatkih.

3.5 Preizkus v realnem času

4 Zaključki

V nalogi smo uspešno razpoznali gibanje iz EEG signalov. Uspešno smo razpoznali gibanje iz podatkovne zbirke MMID posnete po mednarodnem sistemu 10-10 in iz podatkov posnetih na napravi Cognionics Quick-20. Posnete signale smo obdelali z različnimi pristopi. Signale smo rereferencirali, filtrirali z filtrom z ničelno fazo in butterworthovim filtrom na običajna območja zanimanja pri analizi EEG signalov. Nato smo signale razdelili na različno dolge epohe in izbrali najustreznejše. Obdelane signale smo pretvorili v matrike povezljivosti s pomočjo Granjgerjevega indexa vzročnosti in kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta. Pridobljene matrike smo razvrstili z aplikacijo Clasification Learner in z nevronske mreže ki smo jo implementirali sami. Dosegli smo zadovoljive točnosti na podatkih MMID in podatkih posnetih z napravo Cognionics Quick-20. Metode ki smo jih uporabljali omogočajo boljše razumevanje možganskih aktivnosti kot direktno razvrščanje signalov. Z uporabo kompleksnega Pearsonovega korelacijskega koeficienta smo pokazali, da je razpoznavanje gibanja mogoče iz krajših epoh območja beta. Ugotovili smo, da kompleksni Pearsonov korelacijski koeficient zagotavlja boljšo metodo za izračun povezljivosti kot tradicionalno uporabljeni Granjgerjev index vzročnosti. Za delo v realnem času smo sami implementirali in ocenili primernost filtrov ki jih knjižnica EEGLAB ne podpira.

Glavne omejitve ki nam onemogočajo natančnejše razvrščanje z uporabljenimi metodami so omejena velikost posnetkov in omejena natančnost naprav EEG. Prav tako naloga vsebuje omejitev pri učenju klasifikatorjev, saj sistema nismo preizkusili pri razvrščanju EEG signalov oseb na čigar signalih klasifikator ni bil učen.

Razpoznavanje gibanja iz signalov EEG ima potenciale aplikacije v medicini, zlasti pri razvoju sistemov za nadzor protez in rehabilitacijskih naprav. Metode povezljivosti, uporabljene v nalogi pa nam lahko poglobijo razumevanje možganske aktivnosti med različnimi fizičnimi nalogami.

Literatura

- [1] G. H. Klem in sod. »The Ten-Twenty Electrode System of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology«. V: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. Supplement* 52 (1999), str. 3–6. ISSN: 0424-8155. pmid: 10590970.
- [2] Gerwin Schalk in sod. »BCI2000: A General-Purpose Brain-Computer Interface (BCI) System«. V: *IEEE transactions on bio-medical engineering* 51.6 (jun. 2004), str. 1034–1043. ISSN: 0018-9294. DOI: 10.1109/TBME.2004.827072. pmid: 15188875.
- [3] Anil Seth. »Granger Causality«. V: *Scholarpedia* 2.7 (6. jul. 2007), str. 1667. ISSN: 1941-6016. DOI: 10.4249/scholarpedia.1667. URL: http://www.scholarpedia.org/article/Granger_causality (pridobljeno 16. 6. 2024).
- [4] Olaf Sporns. »Brain Connectivity«. V: *Scholarpedia* 2.10 (28. okt. 2007), str. 4695. ISSN: 1941-6016. DOI: 10.4249/scholarpedia.4695. URL: http://www.scholarpedia.org/article/Brain_connectivity (pridobljeno 16. 6. 2024).
- [5] Gerwin Schalk in sod. *EEG Motor Movement/Imagery Dataset*. physionet.org, 2009. DOI: 10.13026/C28G6P. URL: <https://physionet.org/content/eegmmidb/> (pridobljeno 13. 6. 2024).
- [6] Mike X Cohen. *Analyzing Neural Time Series Data: Theory and Practice*. The MIT Press, 17. jan. 2014. ISBN: 978-0-262-31955-3. DOI: 10.7551/mitpress/9609.001.0001.
- [7] Michael Nunez, Paul Nunez in Ramesh Srinivasan. »Electroencephalography (EEG): Neurophysics, Experimental Methods, and Signal Processing«. V: 1. jan. 2016, str. 175–197. ISBN: 978-1-4822-2097-1. DOI: 10.13140/RG.2.2.12706.63687.
- [8] Zoran Šverko in sod. »Complex Pearson Correlation Coefficient for EEG Connectivity Analysis«. V: *Sensors (Basel, Switzerland)* 22.4 (14. feb. 2022), str. 1477. ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s22041477. pmid: 35214379. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8879969/> (pridobljeno 17. 6. 2024).

- [9] *Dry EEG Headset / Quick-20r*. CGX. URL: <https://www.cgxsystems.com/quick-20r-v2> (pridobljeno 20. 6. 2024).
- [10] *EEGLAB*. URL: <https://sccn.ucsd.edu/eeglab/index.php> (pridobljeno 13. 6. 2024).
- [11] *Electrode Arrangement According to the International 10/20 System*. URL: <https://www.ternimed.de/EEG-Electrode-arrangement-according-to-the-international-10/20-system> (pridobljeno 20. 6. 2024).
- [12] https://www.physionet.org/content/eegmmidb/1.0.0/64_channel_sharbrough.pdf. URL: https://www.physionet.org/content/eegmmidb/1.0.0/64_channel_sharbrough.pdf (pridobljeno 26. 6. 2024).
- [13] *Lsl-Website*. URL: <https://labstreaminglayer.org/#/> (pridobljeno 13. 6. 2024).
- [14] *MATLAB*. URL: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html> (pridobljeno 2. 7. 2024).