

**KOMPARATIVNE EVALUACIJE SAVREMENIH ALGORITAMA ZA BCI
ZASNOVANIM NA SSVEP****COMPARATIVE EVALUATION OF MODERN ALGORITHMS FOR SSVEP-based BCIs**Marina Paroški, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad***Oblast – BIOMEDICINSKO INŽENJERSTVO**

Kratak sadržaj – U ovom radu dat je pregled različitih primenjenih algoritama na snimljene EEG signale 11 ispitanika posmatranih zajedno i pojedinačno, gde su pomoću 3 različita tipa filtriranja, izdvajanja obeležja i klasifikacija poređeni rezultati. Kao najbolji su se pokazali eliptički filter, periodogram i k-NN algoritam ostarivši tačnost od 58.47%, odnosno 90.4% za klasifikaciju u 5 klasa.

Ključne reči: EEG signali, obrada podataka, kNN, NN, DT

Abstract – This paper provides an overview of the various algorithms applied to the recorded EEG signals of 11 subjects observed both together and individually, where the results were compared within 3 different types of filtering, feature extraction, and classification. The elliptic filter, periodogram, and k-NN algorithm proved to be the best, achieving accuracy of 58.47% and 90.4%, respectively for classifying into 5 classes.

Keywords: EEG signals, data processing, kNN, NN, DT

1. UVOD

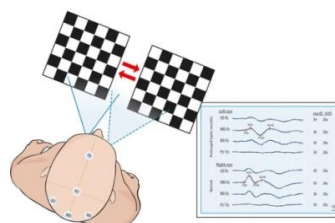
Mozak – računar interfejs, odnosno BCI (engl. *Brain – Computer Interface*), predstavlja uređaj koji omogućava upotrebu neuronske aktivnosti mozga - EEG signala (engl. *Electroencephalography signals*), za komunikaciju s drugima ili za upravljanje mašinama, veštačkim udovima ili robotima bez direktnih fizičkih pokreta. BCI čita i definiše moždane talase i često se usmerava ka korišćenju za istraživanje, mapiranje, pomaganje ili upotpunjavanje kognitivnih ili senzorno – motoričkih funkcija.

Metodika prikupljanja signala definisana je neinvazivnim postupkom, elektroencefalografijom, koja registruje moždanu električnu aktivnost pomoću elektroda postavljenih na glavu ispitanika. Sam EEG podrazumeva promene električnog potencijala nastale usled razlika u koncentracijama određenih hemijskim elemenata. Prenos informacija je omogućen prenosom električnih impulsa, dok transport uslovljava razlika potencijala s obe strane ćelijske membrane [1].

U okviru analize EEG-a, izdvajaju se evocirani potencijali (engl. *Evoked Potentials, EPs*) predstavljajući promene

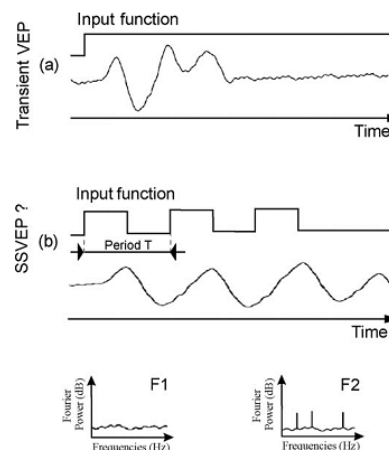
napona u signalu izazvane ponavljanjem specifičnih senzornih, motoričkih ili kognitivnih stimulansa. Postoje različiti senzorni modaliteti poput: somatosenzornih (engl. *Somatosensory Evoked Potentials, SEP*), slušnih (engl. *Auditory Evoked Potentials, AEP*), vizuelnih (engl. *Visual Evoked Potentials, VEP*), mirisnih (engl. *Olfactory Evoked Potentials, OEP*) evociranih potencijala, itd...

Vizuelno evocirani potencijali su prikazani na slici 1, a mogu se klasifikovati u dve grupacije: tranzijentalni odziv (engl. *Transient Visual Evoked Potentials, TVEP*) i stabilni odziv (engl. *Steady State Visual Evoked Potentials, SSVEP* (slika 2) [1, 2].



Slika 1. Ilustracija VEP [2]

TVEP se dobijaju na niskoj frekvenciji stimulusa (manjoj od 4 Hz), gde mozak može da reaguje na svaki stimulus, stoga se mogu proceniti amplituda i kašnjenje, dok su kod stabilnih, SSVEP, (na frekvenciji stimulusa preko 6 Hz) prisutni repetitivni stimuli, odnosno mozak ne može više da reaguje na svaki stimulus. Dakle, ako se serija identičnih stimulusa predstavi na visokoj frekvenciji, sistem će prestati da proizvodi tranzijentne odgovore i ući će u stabilno stanje, u kojem vizuelni sistem rezonuje na frekvenciji stimulusa.



Slika 2. Ilustracija TVEP i SSVEP na određenu pobudu, kao i njihovi frekvencijski spektri [3]

NAPOMENA:

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio dr Darko Stanišić, vanr. prof.

2. BAZA PODATAKA

EEG signali su prikupljeni kod 11 ispitanika s 15 kanala, poštujući protokol eksperimenta snimanja signala – elektroencefalografije, kao posledica vizuelne stimulacije na 5 frekvencija (6.66, 7.5, 8.57, 10.00 i 12.00 Hz). Eksperiment se sastoji od 5 identičnih sesija, klasifikovanih od A do E, gde je u okviru svake sesije prikupljeno 25 trials-a (tabela 1) izazvanih petosekundnim treperenjem ljubičastog pravougaonika na centralnom delu crnog ekrana. Signali snimljeni tokom jednog trial perioda odgovaraju jednoj komandi. Ukupan broj komandi je 5 [4].

Tip radnje	odmor	adaptacija	odmor	1. trials	odmor
Vreme	0	100	200	230	235
	–	–	–	–	–
	100 s	200 s	230 s	235 s	265 s

Tip radnje	2. trials	odmor	3. trials	...	25. trials
Vreme	265	270	305	...	1070
	–	–	–	...	–
	270 s	305 s	310 s		1075 s

Tabela 1. Prikaz snimanja EEG-a tokom jedne sesije

2.1. Formirane baze podataka kao ulazi u klasifikator

Razmatrani su rezultati klasifikacije nad svim ispitanicima posmatranim zajedno, kao i na pojedinačnim ispitanicima, te su formirani ulazi u klasifikator pod dimenzijama matrica 1375x5, 125x5, 1375x10, 125x10, 1375x20, 125x20, 1375x30, 125x30. Naime, broj uzoraka je jednak 1375 (25 * 5 * 11 = 1375) ili 125 (25 * 5 * 1), dok broj obeležja zavisi od toga da li su uračunati samo osnovni harmonici ili i viši. Za svaku od centralnih frekvencija je u odgovarajućem opsegu (npr. za 6.66 Hz: od 6.3 Hz do 6.9 Hz) pronađena vrednost snage pomoću periodograma (1) (gde je N_0 broj tačaka u vremenu) i Velčovog periodograma i kao takva kvadrirana i usrednjena.

$$P_x(w) = \frac{1}{N_0} \left[\left(\sum_j x_j \cos w t_j \right)^2 + \left(\sum_j x_j \sin w t_j \right)^2 \right] \quad (1)$$

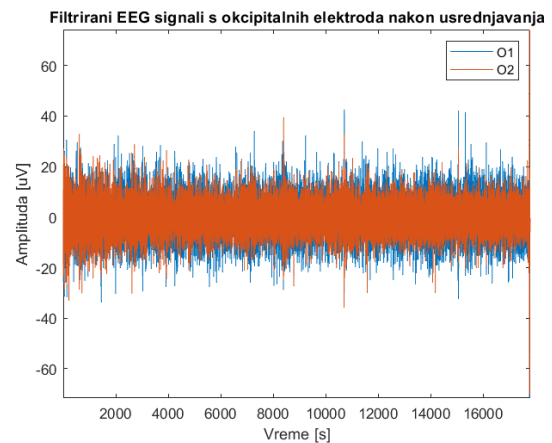
3. REZULTATI

Problematika ovog rada ogleda se u načinu prikupljanja i analiziranja signala moždane aktivnosti, kao i sama

klasifikacija prema određenim komandama. S tim u vezi, primenjeni su različiti klasifikatori za rešavanje problema klasifikacije EEG signala indukovanih vizuelnim stimulusom, a njihovi rezultati poređeni su numerički, na osnovu performansi klasifikatora (2).

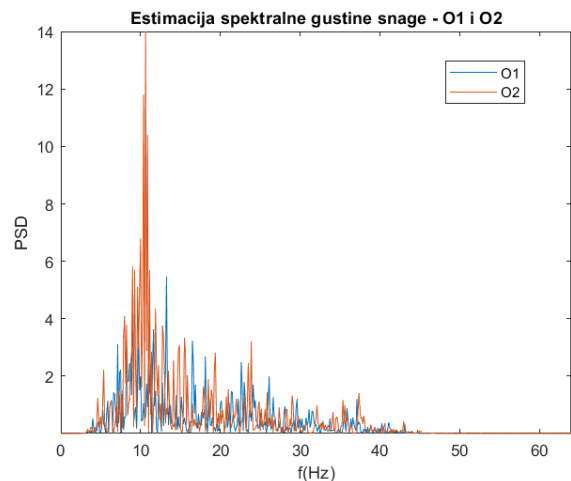
$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TN+FP+FN+TP} \quad (2)$$

Rešenju je hronološki pristupljeno na način da je prvobitno izvršena akvizicija podataka, a nakon toga da su izvršeni procesi pretprocesiranja, izdvajanja obeležja i klasifikacije. Prva dva zadatka imaju cilj da formiraju podatke pogodnim za klasifikaciju, gde je s podacima koji su izdvojeni, usrednjeni i filtrirani pomoću 3 različita filtra (Batervortov, Čebiševljev i eliptički) (slika 3) manipulirano u vidu izdvajanja tzv. trial-a.

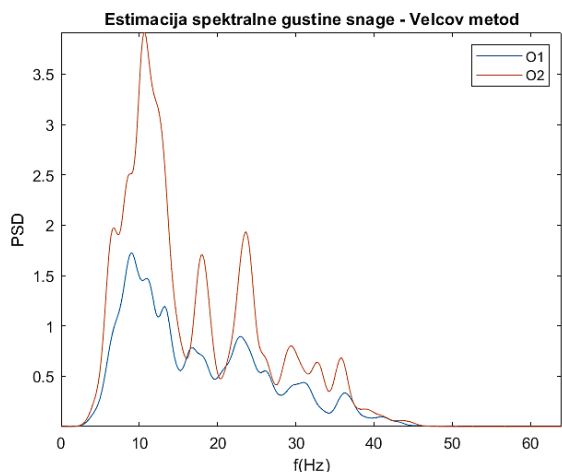


Slika 3. Prikaz sirovih signala moždane aktivnosti nakon pretprocesiranja

Raščlanjivanjem trial-a kod svakog ispitanika izvučena su obeležja dobijena estimacijom snage (engl. Power Spectral Density, PSD) na frekvencijama stimulusa (6.66, 7.5, 8.57, 10 i 12 Hz), kao i na višim harmonicima, odnosno celobrojnim umnošcima osnovnih frekvencija. Definisane obeležja proističe od primene periodograma (slika 4), kao i unapređenog periodograma, odnosno Velčovog periodograma, a predstavlja ulaze u klasifikatore.

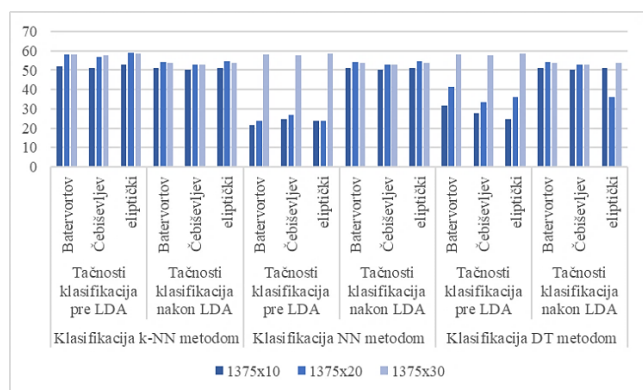


Slika 3. Prikaz procene spektra gustine snage – periodograma



Slika 4. Prikaz procene spektra gustine snage – Velčovog periodograma

Za klasifikaciju odlučivanja o izvršenim komandama se mogu koristiti algoritmi mašinskog učenja primenjeni nad celokupnim podacima (slika 5), kao i nad pojedinačnim.



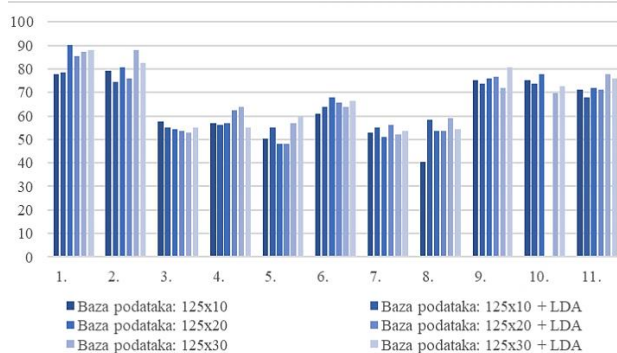
Slika 5. Svi ispitanici: grafički prikaz tačnosti k – NN, NN i DT metode

Algoritam k najbližih suseda (engl. k – *Nearest Neighbours*, k - NN) je jednostavan metod čiji se postupak svodi na učitavanje podataka i odabir optimalnog broja suseda, k . Kao najefektivniji broj suseda, u ovom slučaju se pokazao $k = 3$. Zatim, računata je distanca do referentne tačke u prostoru obeležja, i to euklidskom metrikom (3),

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^{n=3} (x_{ir} - y_{jr})^2} \quad (3)$$

a nakon toga se izvršilo sortiranje dobijenih vrednosti od najmanjih do najvećih. Zatim, izabralo se troje najbližih uzoraka i finalno se svrstao nepoznat uzorak u klasu koja prevladava među 3 najbliža uzoraka. Nakon svake klasifikacije, svi rezultati do kojih se došlo se odbacuju i obrada uzoraka za obuku se vrši iznova za svaki naredni zahtev.

k -NN je rezultovao procentom tačnosti u iznosu od 58.47% nad redukovanim podacima filtriranim eliptičkim filtrom. Stoga je na narednoj slici (slika 6), kod pojedinačnih ispitanika, prikazano ponašanje samo k -NN metode nad različitim ulaznim podacima filtriranim eliptičkim filtrom. Najbolja tačnost postignuta je kod 1. ispitanika u iznosu od 90.4%.



Slika 6. Pojedinačni ispitanici: grafički prikaz tačnosti k – NN metode

Redukovanost podataka se ogleda u metodi smanjenja dimenzionalnosti - linearnoj diskriminantnoj analizi (engl. *Linear discriminant analysis*, LDA), koja je smanjila dimenzionalnost uzoračkog prostora na uštrb očuvanja što više diskriminativnih, odnosno separativnih, informacija. Odnosno sa 20, na 4 obeležja.

Algoritmi stabala odluke i neuralnih mreža nisu dali zadovoljavajuće tačnosti klasifikacije, ni u slučaju generalizovanih podataka, niti pojedinačnih.

Naime, stabla odluke (engl. *Decision Trees*, DT) su rezultovala tačnošću od 31.88%, a predstavljaju dijagram u obliku drveta u kom je svaka grana ishod testa, dok svaki čvor predstavlja klasu oznake – odluku donetu nakon računanja svih atributa.

NN koja se sastoji od 3 dela: pravila učenja, arhitekture mreže i aktivacione funkcije, je u ovom radu formirana s parametrima gde je aktivaciona funkcija logistička (4), a

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

brzina učenja: 0.01. Maksimalni broj iteracija je postavljen na 1000, dok je broj iteracija bez promene: 10. I dalje, tačnost klasifikacije nije prešla 25%. Detaljnija analiza podataka ukazuje na to da su odlične rezultate tačnosti pokazale baze podataka koje su prevashodno filtrirane eliptičkim filtrom. Dakle, eliptički filter je svojom sposobnošću da se brzo prilagodi promeni frekvencije signala (što je i od izuzetne važnosti za precizno filtriranje EEG signala) doprineo formiranju kvalitetnije početne baze, dok je periodogram izdvojio važne frekvencijske karakteristike ulaznog signala korisne za klasifikaciju i time dao rezultat da je tačnost klasifikacije za svakog ispitanika preko (minimum) 56%.

5. ZAKLJUČAK

Moždani signali zbog svoje prirode zahtevaju specijalan pristup i analize zarad konstatovanja anomalija. U okviru ovog rada akcentat je postavljen na vizuelne signale, izdvajanjem okcipitalnih kanala tokom EEG snimanja, a zatim su oni usrednjavani i filtrirani pomoću 3 različita filtra. Podaci su klasifikovani pomoću 3 različita algoritma mašinskog učenja (k -NN, NN, DT) gde se kao najbolji pokazao k -NN, a kao najbolji metod za izdvajanje snage Velčov periodogram, dok su signali filtrirani eliptičkim filtrom rezultovali najbolje.

Celokupan postupak je primenjen i na individualnog ispitanika, kao i na sve zajedno, zaključuje se da se u ovom slučaju podaci ne mogu generalizovati zbog specifičnosti signala svake osobe. Globalno gledano, najbolja tačnost klasifikacije iznosi 58.47% za sve ispitanike, dok je, posmatrajući pojedinačno, kod više ispitanika 90.4%.

Potrebni su dalji pravci istraživanja sa primenama drugih klasifikatora i ispitivanjima njihovih performansi.

6. LITERATURA

- [1] A. M. Norcia, L. G. Appelbaum, J. M. Ales, B. R. Cottreau, B. Rossion, “*The steady-state visual evoked potential in vision research: a review*”, *Journal of Vision*, (2015.)
- [2] T. Sand, M. B. Kvaley, T. Wader, H. Hovdal, “*Evoked potential tests in clinical diagnosis*”, *Tidsskriftet – den Norske legeforening*, (2013.)
- [3] S. Tobimatsu, “*Transient and steady state VEPs – reappraisal*”, *International Congress Series*
- [4] V. P. Oikonomou, G. Liaros, K. Georgiadis, E. Chatzilari, K. Adam, S. Nikopoulos, I. Kompatsiaris, “*Comparative evaluation of state-of-the-art algorithms for SSVEP-based BCIs*”, *Technical Report*, 2016.

Kratka biografija:



Marina Paroški rođena je u Novom Sadu 01.10.1996. godine. Završila je gimnaziju „Jovan Jovanović Zmaj“ u rodnom gradu, 2015. godine, i nakon toga otpočela akademsko obrazovanje na Fakultetu tehničkih nauka. Diplomski rad je odbranila u martu 2020. i iste godine upisala master studije na odseku Biomedicinsko inženjerstvo. Zaposlena je u kompaniji *Continental Automotive Serbia d.o.o.*

Kontakt: marina.paroski@gmail.com