

Detekcija i klasifikacija P300 signala iz EEG-a primenom wavelet metoda i mašinskog učenja

Stefan Stojanović, br. indeksa: 2016/0043, Elektrotehnički fakultet, Univerzitet u Beogradu

Apstrakt— Prepoznavanje evociranog potencijala P300 kao rezultat eksperimenta sa *oddball* paradigmom ključan je korak za primenu evociranih potencijala u BCI sistemima. Ekstrakcijom obeležja signala primenom wavelet transformacije postiže se pogodno procesiranje signala, neophodno za veću tačnost klasifikacije. Na tačnost klasifikacije utiče kako izbor same wavelet funkcije, dužine prozora na kojem se posmatra željeni signal tako i dodatni postprocesorski moduli kakvo je usrednjavanje. Wavelet transformacija je realizovana i kao DWT i preko banke filtera. Obe realizacije daju tačnost klasifikacije preko 90% (DWT do 98%, banka filtera do 96%).

Ključne reči—P300, oddball, wavelet, EEG, klasifikacija, detekcija, ERP, speller

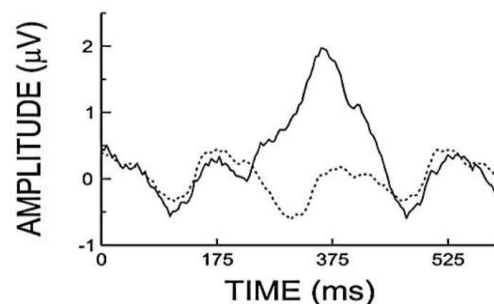
I. UVOD

Evocirani potencijali (EP) su promene u električnoj aktivnosti nervnog sistema koje nastaju kao posledica primene vizuelnih, auditornih ili senzornih stimulacija. U širem značenju, pod evociranim potencijalima smatraju se i promene nastale usled kognitivnih procesa – *event related potential* (ERP) [1].

U ovom radu prikazana je detekcija i klasifikacija ERP-a koji se, kod zdravih ispitanika, odlikuje pozitivnom amplitudom i latencom od 300ms i koji je poznat kao P300 potencijal (slika 1). Prethodnih godina, vršena su istraživanja za primenu P300 signala u *brain-computer interface* (BCI) sistemima kod pacijenata sa neurološkim poremećajima, kao npr. kod pacijenata sa amiotrofičnom lateralnom sklerozom (ALS) [2]. Osobe sa znatnim nivoom invaliditeta uzrokovanog ALS-om, mogu da koriste BCI zasnovan na P300 potencijalu za pisanje. Pritom, odziv je, gledano preko tačnosti klasifikacije, vremenski stabilan čak i posle par meseca [3]. Stoga je tačno prepoznavanje ovih signala od suštinske važnosti za dalju primenu. U radu [4] dat je sveobuhvatni pregled dosadašnjih metoda za analizu i detekciju P300 potencijala. Cilj ovog rada jeste provera rezultata dobijenih u [4] primenom optimalnijih rešenja iz istog rada. Dodatno, za analizu ovih rešenja biće upotrebljen i *open-source* kod koji je autor tog rada koristio [5]. Pokazano je da korišćenje DWT (*Discrete Wavelet Transform*), i to Daubechies wavelet-a sa 4 koeficijenata, za ekstrakciju obeležja signala, doprinosi većoj tačnosti detekcije P300 signala [6]. Pokazano je i da korišćenje wavelet metode u frekvencijskom opsegu delta talasa, omogućuje detekciju P300 potencijala na osnovu jednog ponavljanja eksperimenta [7].

Kao eksperimentalna merenja biće korišćeni *open-source* podaci sa *BCI Competition III* [8], koji se sastoje od dva skupa podataka – podataka za učenje i testiranje, dobijenih merenjem EEG signala na dva ispitanika (A i B).

U drugom poglavlju ovog rada definisane su metode koje su implementirane za obradu i klasifikaciju signala i komentaran je njihov izbor. U trećem poglavlju su prikazani dobijeni rezultati, čije je značenje diskutovano u četvrtom poglavlju. U poslednjem poglavlju, izvedeni su zaključci o optimalnosti implementiranih metoda i mogućim unapređenjima u budućnosti.



Slika 1. P300 potencijal (puna linija) i EEG signal bez P300 (tačkasta linija). Preuzeto iz [9].

II. METODOLOGIJA RADA

Vizuelni P300-BCI sistem omogućuje ispitanicima da speluju reči ili zatraže određeni predmet fokusirajući se na simbole ili slike prikazane na ekranu. U nastavku je opisana procedura dobijanja željenih signala.

	1	2	3	4	5	6
7 →	A	B	C	D	E	F
8 →	G	H	I	J	K	L
9 →	M	N	O	P	Q	R
10 →	S	T	U	V	W	X
11 →	Y	Z	1	2	3	4
12 →	5	6	7	8	9	_

Slika 2. Matrica sa znakovima koji se osvetljavaju. Preuzeto iz [8].

Ispitanici pred sobom imaju matricu 6x6 (Slika 2), gde svaki element matrice predstavlja jedan znak. Ispitanicima se kaže na koji znak treba da preusmere svoju pažnju. Potom se sa frekvencijom od 5.7Hz uključuju i isključuju vrste i kolone matrice. Kako tačno jedna vrsta i jedna kolona sadrže znak na koji je ispitanik usmerio pažnju, u ova dva slučaja (od dvanaest) doći će do drugačijeg odziva u EEG [8] (slika 1). U eksperimentima sa *oddball* paradigmom, događaji koje ispitanik očekuje izazivaju veću vrednost P300 potencijala nego oni na koje nije usmerio pažnju.

Prema [8], signali su filtrirani filtrom propusnikom opsega 0.1-60Hz, i odabirani sa frekvencijom odabiranja od 240Hz. Obojici ispitanika (A i B) su setovi od 12 osvetljaja redova/kolona ponovljeni po 15 puta – tako da za svaki znak postoji 180 različitih osvetljavanja matrice. U podacima za treniranje se nalazi 85 znakova, dok se u podacima za testiranje nalazi 100 znakova. Dodatan opis svih merenih signala dostupan je u [8].

BCI sistem zasnovan na merenju P300 potencijala se tipično sastoji iz četiri komponenti – pretprocesiranja, ekstrakcije obeležja, odabira kanala i klasifikacije [10].

Merenje EEG signala praćeno je kontaminacijom šumom, zbog čega ERP signali imaju nizak SNR. Zbog toga je, kao korak pretprocesiranja, signal propušten kroz niskopropusni Butterworth-ov filter 4. reda sa graničnim učestanostima 0.1Hz i 15Hz, koji pokriva sve značajne EEG talase (sem beta talasa).

Postprocesori formiraju na osnovu merenja vektore obeležja koji se potom koriste za učenje klasifikatora.

Za ekstrakciju obeležja P300 signala moguće je koristiti metode u vremenskom, frekvencijskom ili vremensko-frekvencijskom domenu. Kako je P300, kao i ostali ERP-ovi, nestacionaran i tranzijentni signal, pogodno je koristiti analizu u vremensko-frekvencijskom domenu, kakva je wavelet transformacija [10]. Ova metoda omogućava da se prepoznaju lokalne karakteristike signala, i pogodna je za detekciju stanja koja su lokalizovana u vremenu, dok multi-rezoluciona svojstva wavelet transformacije pogoduju za procesiranje nestacionarnih EEG signala [11].

DWT vrši dekompoziciju signala na visokofrekventni i niskofrekventni deo, istovremeno *downsample*-jući novonastali niskofrekventni deo sa faktorom 2. Visokofrekventna komponenta se naziva „detalj“, a niskofrekventna – „aproksimacija“. Sukcesivnim dekompozicijama na detalje i aproksimaciju moguće je ekstrahovati obeležja signala na određenim frekvencijama i istovremeno smanjiti broj odbiraka [12].

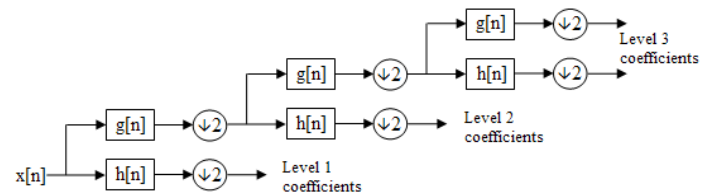
U teoriji wavelet transformacija [13], ustanovljeno je da postoji značajna analogija između wavelet-a (kontinualni domeni) i filtara (diskretni domen) – između ostalog: vremensko skaliranje wavelet-a ($t \rightarrow 2t$) analogno je operatoru *downsample*-ovanja ($\downarrow 2$); aproksimacija funkcijom skaliranja analogna je propuštanju signala kroz niskopropusni filter, a ekstrakcija detalja pomoću wavelet-a odgovara visokopropusnom filtriranju [13]. Zbog svega navedenog, moguća je implementacija DWT pomoću odgovarajućeg niza filtara. Na slici 3. prikazana je struktura dobijanja wavelet transformacije primenom niskopropusnih i visokopropusnih filtara, sa dodatnim *downsample*-ovanjem sa faktorom 2 nakon svakog filtriranja. Kako je P300 signal pretežno niskofrekventan, potrebno je signal sa izlaza niskofrekventnog filtra proslediti sledećem nivou filtara.

U ovom radu, DWT je realizovana preko koncepta banke filtra u kojoj je korišćen niskopropusni Čebiševljev filter 4. reda sa *ripple* faktorom 0.5.

Konačno, korišćen je dodatni „*metafeature*“ ekstraktor kako bi se dodatno smanjio broj obeležja i ubrzala konvergencija

klasifikatora [4]. Implementiran je kao usrednjavanje signala sa fiksnim korakom (u daljem tekstu: *rate*).

Za klasifikaciju signala, korišćen je linearni SVM klasifikator, pogodan za veće setove podataka. Pokazano je da ovaj klasifikator ima visoku tačnost [4], što je u skladu sa tim da klasifikacija P300 signala spada u domen linearnih klasifikacija.

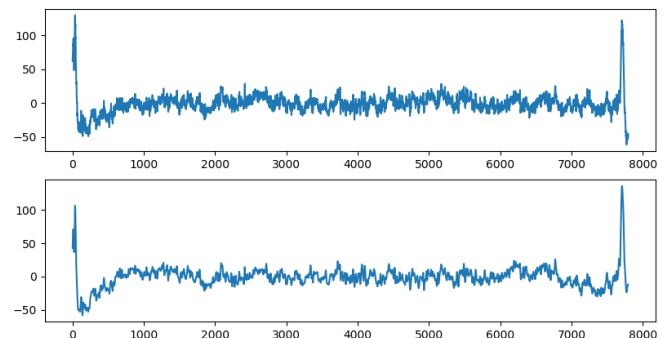


Slika 3. Realizacija DWT preko banke filtara. Preuzeto sa: https://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_wavelet_transform

III. REZULTATI

Tačne vrednosti rezultata nalaze se u tabeli na kraju ovog poglavlja.

Primenom niskopropusnog Butterworth-ovog filtra dobijen je signal prikazan na slici 4. Signal uspešno odstranjuje šum, ne utičući preterano na koristan deo signala.

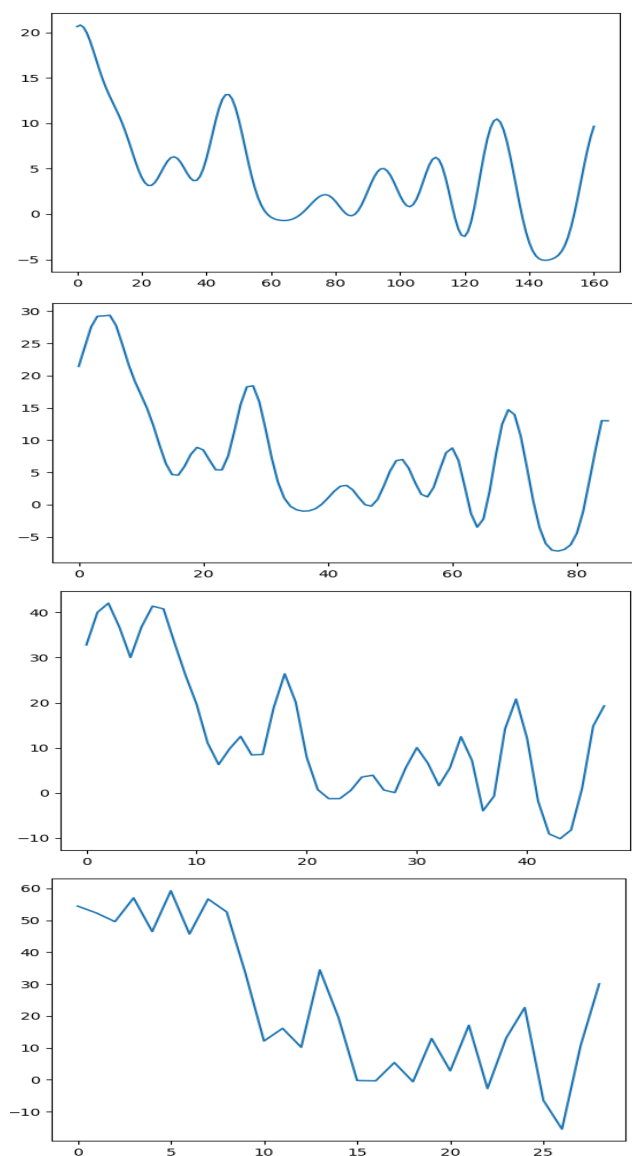


Slika 4. Signal sa jednog od kanala za sva merenja za jedan znak (15 seta od 12 osvetljaja) – pre (gore) i nakon (dole) primene niskopropusnog filtra.

Za ekstrakciju obeležja primenom DWT sa db6 wavelet-om, u zavisnosti od nivoa aproksimacije dobijeni su signali na slikama 5a)-d).

Sukcesivnim primenama DWT-a dobijaju se aproksimacije koje počinju da odstupaju od originalnog signala, ali istovremeno signali bivaju predstavljeni manjem brojem odbiraka. Tako je u prvom nivou aproksimacije, signal od 161 odbirka, predstavljen preko 86, u drugom preko 48, a u trećem preko samo 29 odbiraka.

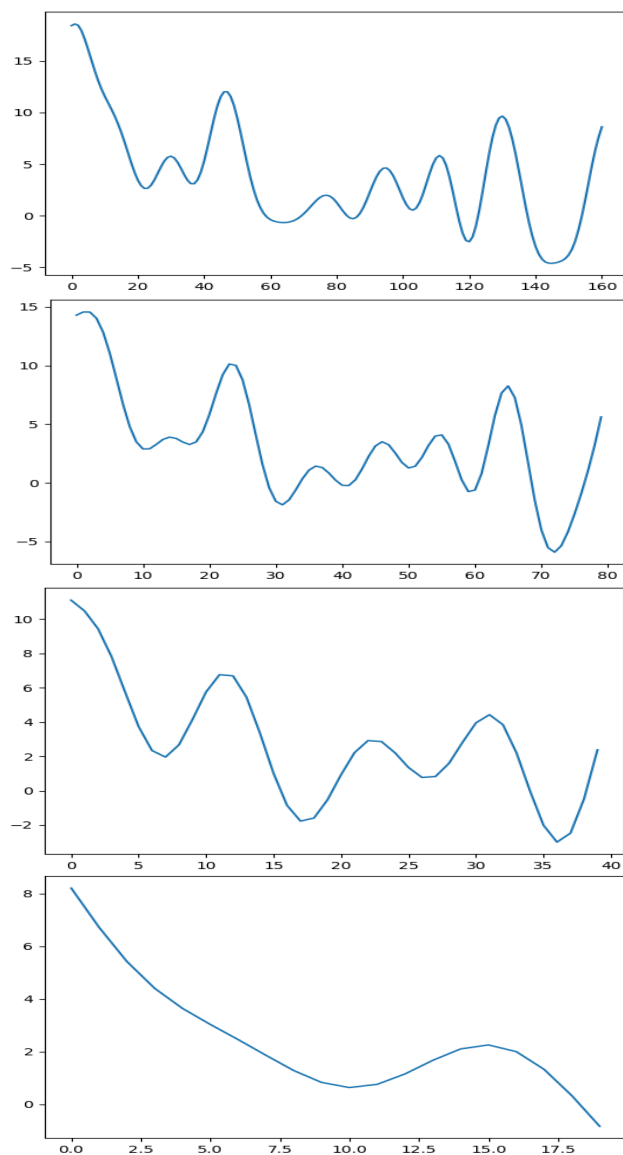
Na slikama 6a)-d) prikazana je aproksimacija signala pomoću DWT-a realizovanog u formi banke filtara. Kao i u slučaju direktno implementiranog DWT-a, svaka sledeća aproksimacija je približno duplo kraća od prethodne, te su tako dužine signala jednake 161, 80, 40, 20 redom. Ocenjeno je da se aproksimacijom 3. reda (Slika 6d)) gubi znatan deo EEG signala, te je implementirana forma sa dva filtriranja. Za ovu realizaciju, dobijena je tačnost od 92% za ispitanika A i 96% za ispitanika B.



Slike 5a)-d) Primena DWT sa db6 waveletom. Na slici 5a) prikazan je originalni signal, dok je na slikama b),c),d) prikazana aproksimacija sa jednom, dvaput i triput primenjenom DWT, redom.

Kako su signali dobijeni različitim nivoima aproksimacije različite dužine, pogodno je za analizu korelisanosti aproksimacije sa originalom koristiti algoritam dinamičkog vremenskog savijanja (*Dynamic Time Warping*). Rezultati dobijeni ovom metodom, a za signale aproksimirane primenom DWT-a sa db6 wavelet-om, pokazuju da je Euklidsko rastojanje izmedju normiranih signala originala i aproksimacije prvog, drugog i trećeg reda: $d_{01} = 3.32278$, $d_{02} = 5.54381$, $d_{03} = 8.87082$. Za signale aproksimirane preko banke filtara, dobijena su sledeća rastojanja: $d_{01} = 4.99306$, $d_{02} = 8.06201$, $d_{03} = 16.4030$. Za ovu analizu korišćena je realizacija prikazana na slikama 5a)-d), tj. 6a)-d). Preslikavanje DTW-om sa originalnog signala na aproksimaciju prikazano je na slikama 7a)b) i 8a)b).

Ispitivanjem uticaja dodatne decimacije signala, realizovane u formi usrednjavanja, došlo se do rezultata prikazanih na slikama 9 i 10. Primećeno je da niži korak ovog modula ne smanjuje znatno tačnost klasifikacije, te da je pogodan kod aproksimacije nižeg stepena dobijene sa DWT.



Slike 6a)-d). Realizacija DWT preko banke filtara. Slika 6a) predstavlja originalan signal. Slike 6b)-d): signali sa izlaza niskopropusnih filtara nakon primenjene 1,2 i 3 filtracije (sa međukoracima *downsample*-ovanja)

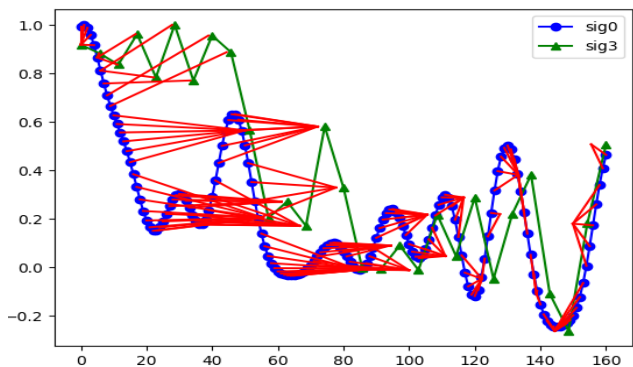
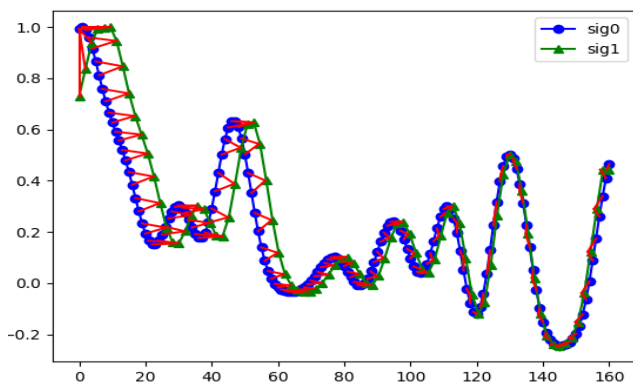
Na slici 11. prikazana je zavisnost tačnosti klasifikacije od količine dostupnih podataka za učenje klasifikatora. Za analizu je upotrebljeno prvih 12.5%, 25%, 50%, 75% i 100% podataka za treniranje.

Kako je latenca P300 potencijala oko 300ms, potrebno je posmatrati signal u opsegu od 0 do 300ms od trenutka ekscitacije. Međutim, usled vremenske nekonzistentnosti latence P300 signala neophodno je da vremenski prozor bude duži. Kao optimalan parametar izabrana je dužina 0.667 (slika 12).

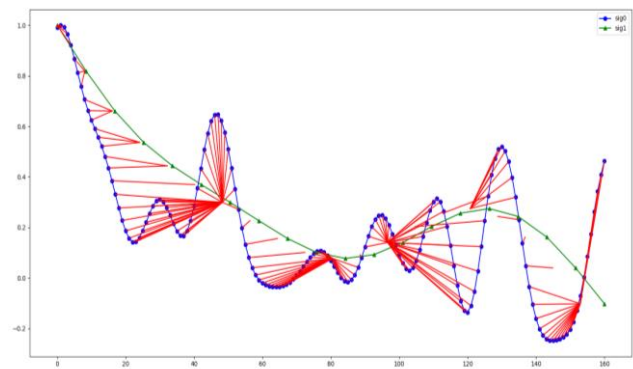
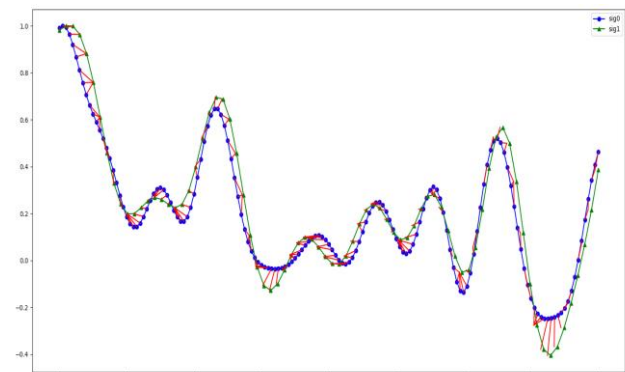
Različit nivo aproksimacije (slike 5a)-d)) DWT-om daje različite ulaze za klasifikator, a samim tim i različitu tačnost klasifikacije, što je prikazano na slici 13:

Kako postoji veliki broj familija wavelet-a neophodno je odabrati najpogodniji oblik wavelet-a za signal od interesa

[12]. Ispitivanjem najčešće korišćenih waveleta za P300 signal, dobijeni su grafici tačnosti prikazani na slici 14.



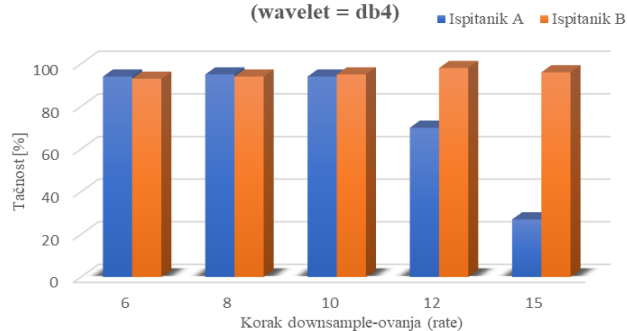
Slike 7a)b). Poređenje originalnog signala i prve aproksimacije (gore) i treće aproksimacije (dole) primenom DTW algoritma. Aproksimacije su dobijene primenom DWT sa db6 wavelet-om.



Slike 8a)b). Poređenje originalnog signala i prve aproksimacije (gore) i treće aproksimacije (dole) primenom DTW algoritma. Aproksimacije su dobijene primenom DWT-a realizovane u formi banke filtera.

Promenljiv korak downsample-ovanja

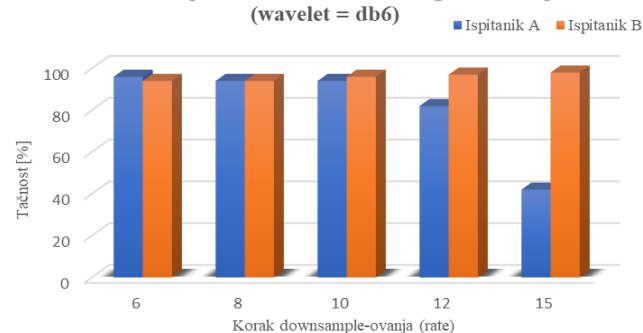
(wavelet = db4)



Slika 9. Uticaj koraka usrednjavanja nakon DWT-a. Korišćen oblik waveleta je db4.

Promenljiv korak downsample-ovanja

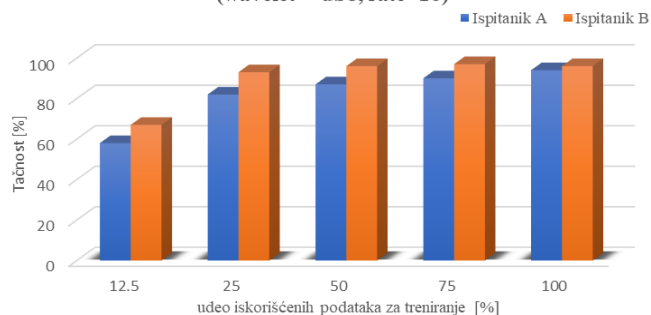
(wavelet = db6)



Slika 10. Uticaj koraka usrednjavanja nakon DWT-a. Korišćen oblik waveleta je db6.

Promenljiv broj podataka za trening

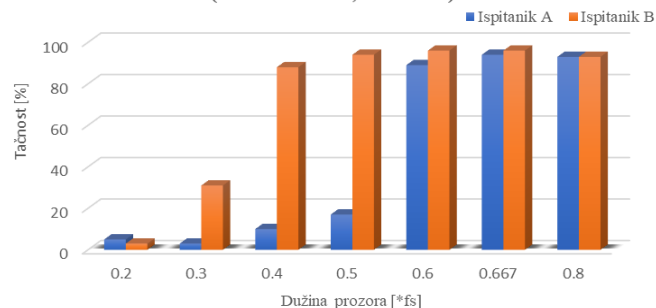
(wavelet = db6, rate=10)



Slika 11. Uticaj količine dostupnih podataka za testiranje na tačnost

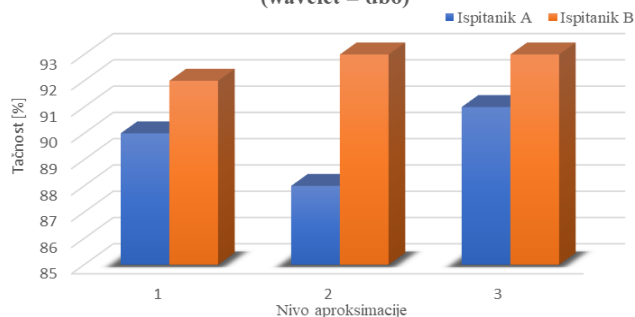
Promenljiva dužina prozora

(wavelet = db6, rate = 10)



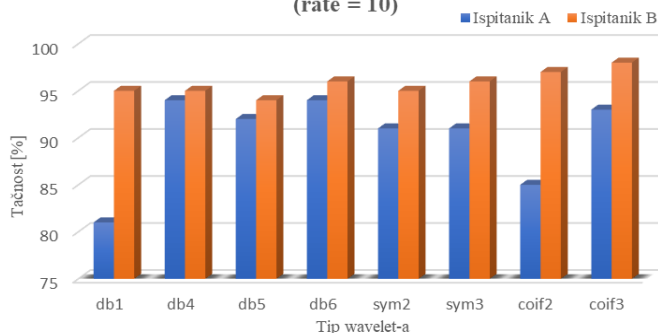
Slika 12. Uticaj promene dužine prozora u kojem se određuju obeležja na tačnost klasifikacije

Promenljiv nivo aproksimacije
(wavelet = db6)



Slika 13. Uticaj nivoa aproksimacije na tačnost klasifikacije

Odabir wavelet-a
(rate = 10)



Slika 14. Uticaj primene različitih oblika wavelet-a za aproksimiranje na tačnost klasifikacije.

TABELA SA REZULTATIMA

Promenljiv korak *downsample*-ovanja (db4)

	6	8	10	12	15
A	94	95	94	70	27
B	93	94	95	98	96

Promenljiv korak *downsample*-ovanja (db6)

	6	8	10	12	15
A	96	94	94	82	42
B	94	94	96	97	98

Promenljiv broj podata za trening

	12.5	25	50	75	100
A	58	82	87	90	94
B	67	93	96	97	96

Promenljiva dužina prozora (db6, rate = 10)

	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.667	0.8
A	5	3	10	17	89	94	93
B	3	31	88	94	96	96	93

Promenljiv izbor oblika wavelet-a

	db1	db4	db5	db6	sym2	sym3	coif2	coif3
A	81	94	92	94	91	91	85	93
B	95	95	94	96	95	96	97	98

Promenljiv nivo aproksimacije (db6)

	1	2	3
A	90	88	91
B	92	93	93

Realizacija wavelet aproksimacije preko banke filtara

A	92
B	96

Iako su za tačnu klasifikaciju P300 od velikog značaja sva četiri koraka – pretprocesiranje, izdvajanje obeležja, selekcija kanala i klasifikatora, u ovom radu je naročito istraživao uticaj postprocesora na izdvajanje obeležja.

Primenom DWT-a za određivanje aproksimacije signala, očekivano je da sa porastom reda aproksimacije, tačnost klasifikacije opada. Međutim, ono što se vidi na graficima u vremenskom domenu (slike 5a-d)) jeste da sve tri aproksimacije signala, iako predstavljene sa znatno manjim brojem odbiraka, dobro aproksimiraju početni signal. Sličnost je kvantitativno određena DTW algoritmom, čiji rezultat ukazuje na iste zaključke izvedene i iz vremenskog domena. Isto se može primetiti i sa slike 11 i date tabele sa rezultatima gde je očigledno da povećan red aproksimacije ne samo da ne utiče negativno na tačnost klasifikacije, već je blago i pospešuje (do 3%). Razlog za takve rezultate može ležati u činjenici da se sa povećanjem stepena aproksimacije broj obeležja signala smanjuje i samim tim u signalu ostaju samo ključna obeležja za klasifikaciju.

Primenom banke filtara sa Čebiševljevim filtrom, dobijen je visok nivo tačnosti klasifikacije dat u tabeli sa rezultatima (92% i 96%). P300 signal je signal koji je pretežno niskofrekventan, pa je isticanje niskofrekventne komponente signala dovelo do dobre tačnosti. U svakom od koraka filtracije čuvana je niskofrekventna komponenta tako da je signal od interesa, primenom multirezolucionihi svojstava wavelet-a, znatnije uticao na dobar izbor obeležja za klasifikaciju.

Pokazano je da odabir oblika wavelet-a nema preterani uticaj na tačnost klasifikacije, ali i da su wavelet-i db4 i db6, kao neka vrsta standardizovanihi wavelet-a za P300 signal, postigli najveću tačnost (preko 90% za oba ispitanika). Moguće je da bi primenom posebno konstruisanog wavelet-a koji odražava oblik samog P300 potencijala, tačnost klasifikacije bila još više pospešena.

Ukoliko se u DWT koristi jednostruka aproksimacija, pogodno je primeniti dodatno usrednjavanje dobijenog signala. Ukoliko je korak usrednjavanja manji od kritičnog, neće doći do gubitka važnih obeležja signala, te će on i dalje biti pravilno klasifikovan. Nakon kritičnog koraka, dolazi do postepenog smanjivanja tačnosti klasifikacije.

Iako je očekivano da dužina prozora u kome se posmatra signal treba da bude dužine oko 300ms, uočena je znatna razlika u uticaju dužine prozora na tačnost. Stoga je, iako je za ispitanika B tačnost 88% već na dužini od 0.4, neophodno produžiti prozor kako bi sa sigurnošću bio obuhvaćen i P300 potencijal.

V. ZAKLJUČAK

Primenom wavelet transformacije ističu se i vremenska i frekvencijska obeležja P300 evociranog potencijala. Kako je za P300 kao deo nestacionarnog EEG signala od velike važnosti lokalizacija u vremenu, ali sa druge strane i njegova niskofrekvencijska priroda koja utiče na razlikovanje u odnosu na ostale komponente EEG-a, za određivanje obeležja ovog signala potrebno je primeniti metodu koja ističe i jednu i drugu prirodu P300 signala.

Za prethodnu analizu, iskorišćena su merenja koja se sastoje od 15 puta ponovljenog seta osnovnih merenja. Usled ogromnog broja podataka za analizu, ostvarene su visoke tačnosti klasifikacije (do 98%). Međutim, za primenu u BCI sistemima neophodna je metoda koja prepoznaje i klasifikuje P300 na osnovu znatno manjeg broja merenja. Stoga je neophodno proveriti ponašanje klasifikatora sa manjim brojem dostupnih podataka i optimizovati metodu tako da se i u tom slučaju dobija visoka tačnost klasifikacije.

ZAHVALNICA

Autor se zahvaljuje doc. dr Milici Janković i dipl inž. Mariji Novičić na ukazanim primedbama i sugestijama.

LITERATURA

- [1] D.B. Popović, M.B. Popović, M. Janković, "Biomedicinska merenja i instrumentacija", Akademska misao, 2009.
- [2] E.W. Sellers, E. Donchin, "A P300-based brain-computer interface: Initial tests by ALS patients", *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, pp. 538-548, 2006.
- [3] F. Nijboer et al. "A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis", *Clinical Neurophysiology* 119 (2008)
- [4] S. Shah, A. Kumar, R. Kumar, N. Dey., "A robust framework for optimum feature extraction and recognition of P300 from raw EEG",

U-Healthcare Monitoring Systems, vol. 1: Design and Applications, pp. 15-35, 2019.

- [5] <https://drrajeshkumar.wordpress.com/downloads>
- [6] E. Donchin, K. M. Spencer, R. Wijesinghe, "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain-Computer Interface", *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, June 2000
- [7] T. Demiralp, A. Ademoglu, M. Schurmann, C. Basar-Eroglu, E. Basar, "Detection of P300 Waves in Single Trials by the Wavelet Transform (WT)", *Brain and Language* 66, 108-128 (1999)
- [8] J. R. Wolpaw, G. Schalk, D. Krusienski, Wadsworth Center, NYS Department of Health, BCI Competition III, Data set II (P300 speller paradigm), <http://www.bbc.de/competition/iii/> (pristupljeno 24. aprila 2019).
- [9] G. Schalk, D. J. McFarland, T. Hinterberger, N. BirBaumer, J. R. Wolpaw, "BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) System", *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol.51, no.6, 2004
- [10] B. Perseh, A. R. Sharafat, "An Efficient P300-Based BCI Using Wavelet Features and IBPSO-Based Channel Selection", *JMSS*, vol. 2, no. 3, July 2012
- [11] Q. Xiaoyan, P. Jiahui, "P300 Feature Extraction of Visual and Auditory Evoked EEG Signal", *Applied Mechanics and Materials* Vols 490-491 (2014)
- [12] M. Salvaris, F. Sepulveda, "Wavelets and Ensemble of FLDs for P300 Classification", *Proceedings of the 4th International IEEE EMBS Conference of Neural Engineering*, Turkey, 2009
- [13] D. P. Radunović, „Wavelets, from Math to Practice“, Springer, Academic Mind, 2009