

Elektrotehnički fakultet  
Univerzitet u Beogradu

Katedra za signale i sisteme

# DIPLOMSKI RAD

Algoritam za višekanalni EMG *feedback*

**mentor**  
prof. dr Dejan B. Popović

**kandidat**  
Ilija M. Jovanov, 2010/0070

Beograd, Jul 2014. godine

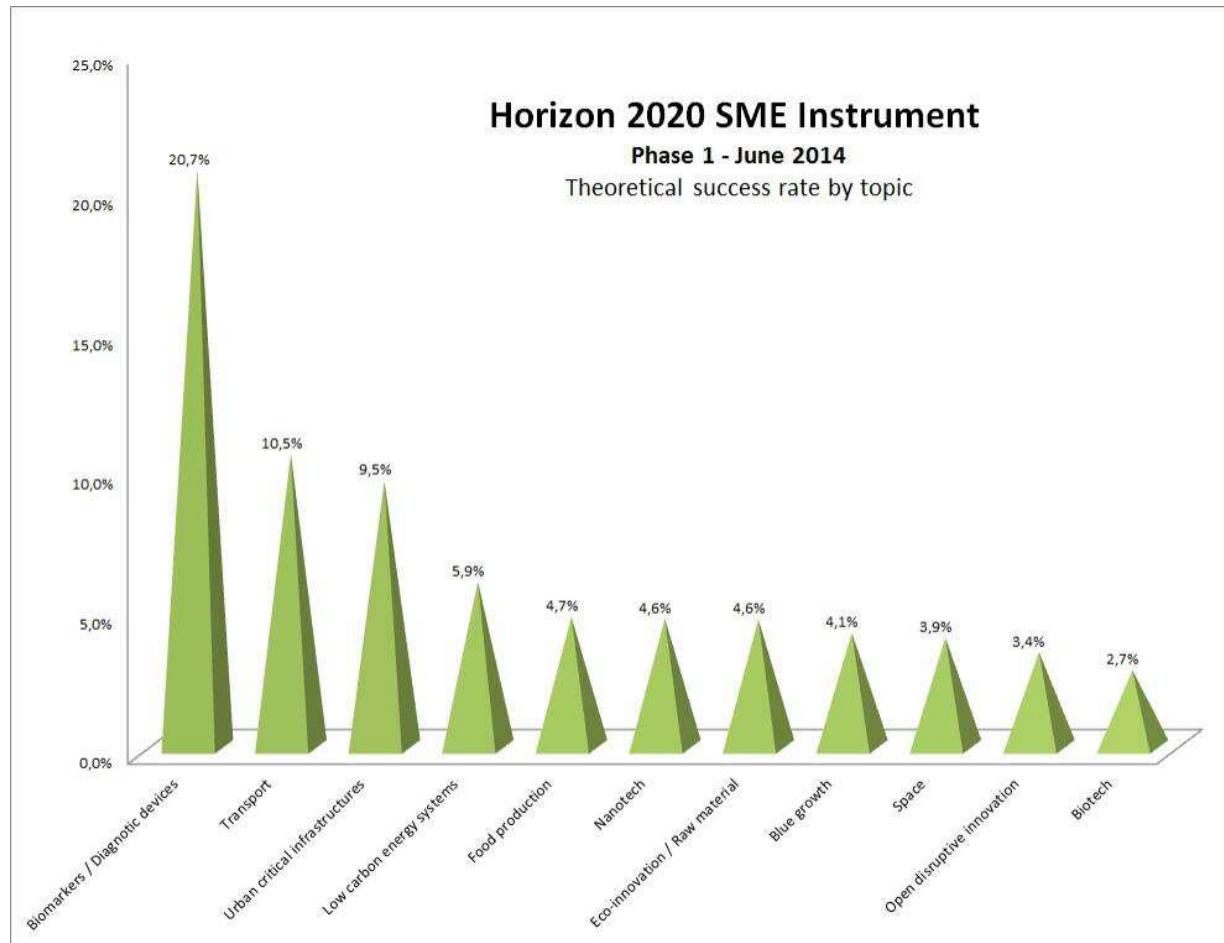
## PREDGOVOR

Asocijacija za primjenjenu psihofiziologiju i *biofeedback* (Association for Applied Psychophysiology and Biofeedback, AAPB), Međunarodna alijansa za sertifikaciju *biofeedbacka* (Biofeedback Certification International Alliance, BCIA), i Međunarodno društvo za *neurofeedback* i istraživanje (International Society for Neurofeedback and Research, ISNR) su došli do koncenzusa za definiciju *biofeedback-a* 2008, koja glasi: *Biofeedback je proces koji omogućuje pojedincu da nauči kako da promeni fiziološku aktivnost sa ciljem da poboljša zdravlje i performanse. Precizni instrumenti mere fiziološku aktivnost kao što su moždani talasi, rad srca, disanje, mišićna aktivnost, i temperatura kože. Ovi instrumenti učestalo i tačno pohranjuju („feed back“) informacije korisniku. Prikaz ove informacije – često u saglasnosti sa promenama u razmišljanju, emocijama, i ponašanjem – pruža podršku za željene fiziološke promene. Tokom vremena, ove promene mogu da budu postojane bez trajne upotrebe instrumenta.* [1]

Poslednjih godina raste interesovanje za biomedicinske aparate, što stvara povoljne okolnosti za razvoj *biofeedback-a* (slika 1.). Jedan novi aparat, Smarting, proizveden od strane firme „mBrainTrain“ iz Beograda, se pokazao kao idealan za ovu namenu, s obzirom da je bežičan, sa sposobljenom komunikacijom sa Windows i Android platformama, i vrlo lak i prenosiv, što omogućava pružanje *biofeedback-a* i u pokretu.

Pojava nove tehnologije koja omogućuje ovakav uvid u fiziološke signale, visoka primenjivost ovakvog sistema, i porast interesovanja za realizaciju *biofeedback-a*, poslužili su kao motivacija za pisanje ovog rada. U ovom radu prikazan je jedan novi sistem za pružanje *biofeedback-a* za mišićnu aktivnost (*Electromyography, EMG*), razvijen od strane autora. Preliminarni rezultati ovog sistema mogu se pronaći u radu *“Biofeedback: Software for processing of multiple electrophysiological signals”*, od autora Ilije M. Jovanov i Dejana B. Popovića, prikazanog na međunarodnoj konferenciji IcETRAN 2014. godine [2].

*Biofeedback* svakako treba tretirati u opštem smislu kao biomarker. Ovo pominjemo da bismo ukazali na značajnost ove oblasti u razvoju malih i srednjih preduzeća prema merilima koja se koriste u okvirnom programu Horizont 2020 (sl. 1).



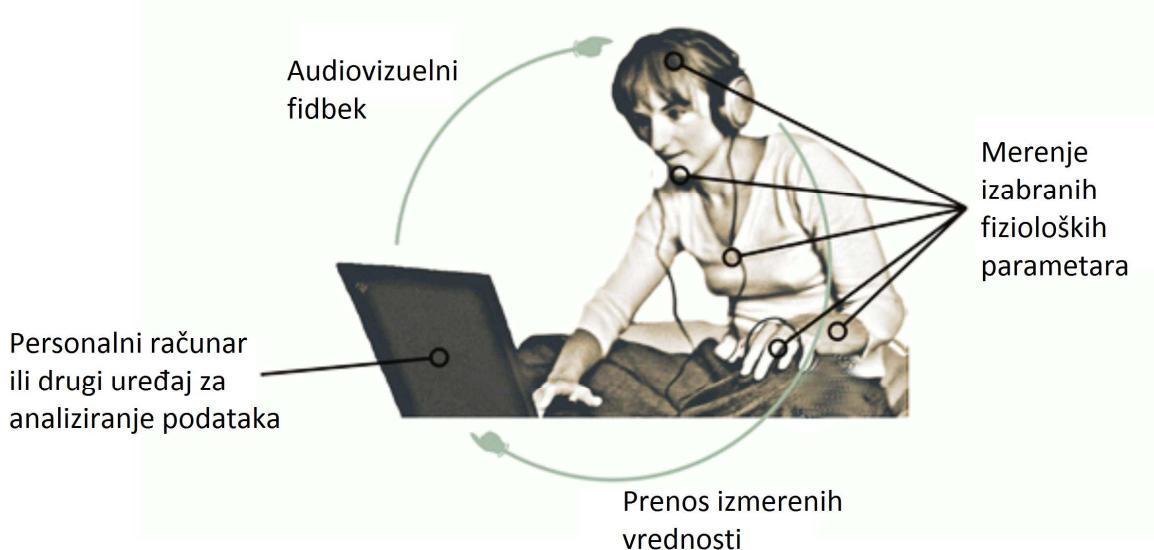
Slika 1: Procena uspeha projekata Horizon 2020 inovacionog programa po temi (preuzeto sa oficijalnog twitter naloga SMEinstrument, projekta Horizon2020, kojim upravlja *Executive Agency for Small and Medium-sized Enterprises (EASME)* (H2020 SME Instrument))



## REZIME RADA

Razvoj *biofeedback-a* u ukupnosti je složen multidisciplinarni zadatak (neuronauke, psihologija, elektronika, računarstvo, merenja). U ovom radu je težište na tehničkoj strani problema izdvajanja elektromiografskog signala koji će na pogodan način motivisati osobu koja koristi sistem da aktivira ili inhibiše pojedine mišiće.

Na raspolaganju nam je bio Smarting uređaj, koji omogućuje simultano sinhronizovano snimanje do 24 kanala elektrofizioloških signala u frekvencijskom domenu do 500 Hz i obezbeđuje odlično potiskivanje karakterističnih smetnji pri merenju mišićne aktivnosti. Smarting je mali i konektor je prilagođen priključivanju elektroda za površinsko merenje mišićne aktivnosti (sEMG). Smarting komunicira sa računarcem koji koristi Windows ili Android operativni sistem bežično. S obzirom na to zadatak je sveden na razvoj programa za obradu signala u realnom vremenu i integrisati izdvojene signale kao komande u video igricu. Na ovaj način se obezbeđuje da korisnik aktivnošću pojedine grupe mišića ili jednog mišića upravlja video igricom kao što je to sugerisano na sl. 2.



Slika 2: Šematski prikaz sistema za *biofeedback*. U radu se za merenje izabranih fizioloških parametara koristi niz površinskih elektromiografskih (sEMG) elektroda i Smarting uređaj, prenos podataka se vrši putem bluetooth komunikacije od strane Smarting aparata, i za analiziranje podataka i audiovizuelni *feedback* se koristi personalni računar.

## ZAHVALNICA

Pre svega, želeo bih da se zahvalim mom mentoru, prof. dr Dejanu Popoviću, koji mi je predložio ovaj zadatak, i pružio neprocenjive savete, kao i usmerenje, kako u pisanju ovog rada, tako i u toku celokupnih studija.

Takođe bih želeo da se zahvalim celom kolektivu Laboratorije za biomedicinsku instrumentaciju i tehnologije na Univerzitetu u Beogradu – Elektrotehničkog fakulteta, koji su mi olakšali da podignem nivo znanja potreban za razumevanje i realizaciju zadataka u domenu efikasne primene tehničkih znanja u merenjima u medicini, i učinili da rad u laboratoriji preraste u uživanje.

Zahvalio bih se i kompaniji mBrainTrain iz Beograda, koja je nesobično dozvolila da koristimo njihov uređaj, Smarting, za implementaciju sistema za prepoznavanje, i pružila potpunu saradnju u toku generisanja komunikacije između softvera i hardvera potrebnog za realizaciju rada.

Zahvalujem se kompaniji Tecnalia LTD, Beograd, koja nam je dala matrične elektrode sa odgovarajućim konektorima, koji su omogućili testiranje uređaja za akviziciju signala sa većeg broja kanala u željenoj konfiguraciji.

Zahvalio bih se kolegi Stefanu Pekiću na pomoći pri izradi kompjuterske igre koja je korišćena kao vizualni *feedback* u radu.

Na kraju, želeo bih da se zahvalim i majci i sestri, Milomirki i Dušani Jovanov, bez čije bezuslovne pomoći i podrške do mog angažovanja na ovom radu i studijama možda ne bi ni došlo.

Ilija M. Jovanov

U Beogradu, Jul 2014.

## SADRŽAJ

PREDGOVOR.....	2
REZIME RADA .....	4
ZAHVALNICA.....	5
SADRŽAJ .....	6
1 UVOD.....	7
1.1 Podnaslov .....	9
1.2 Citiranje .....	Error! Bookmark not defined.
2 METODOLOGIJA RADA .....	9
1.1 Ispitanici i procedura merenja .....	Error! Bookmark not defined.
1.2 Merna oprema .....	Error! Bookmark not defined.
1.3 Analiza merenih signala.....	19
3 REZULTATI .....	23
3.1 Prikaz merenih signala.....	Error! Bookmark not defined.
3.2 Tabelarni prikaz rezultata merenja i statistika.....	Error! Bookmark not defined.
4 DISKUSIJA .....	30
5 ZAKLJUČAK.....	32
5 ZAKLJUČAK.....	32
6 LITERATURA.....	33
PRILOG A .....	34



## 1 UVOD

*Biofeedback je proces koji omogućuje pojedincu da nauči kako da promeni fiziološku aktivnost sa ciljem da poboljša zdravlje i performanse. Precizni instrumenti mere fiziološku aktivnost kao što su moždani talasi, rad srca, disanje, mišićna aktivnost, i temperatura kože. Ovi instrumenti učestalo i tačno šalju („feed back“) informacije korisniku. Prikaz ove informacije – često u saglasnosti sa promenama u razmišljanju, emocijama, i ponašanjem – pruža podršku za željene fiziološke promene. Tokom vremena, ove promene mogu da budu postojane bez trajne upotrebe instrumenta. [1]*

Jednostavnije rečeno, *biofeedback* beleži signale koji su u korelaciji sa fiziološkom funkcijom subjekta, prilagođava je, i deluje na subjekta, sa ciljem da omogući unapređenje te funkcije. *Feedback* se može razumeti i kao alat u procesu učenja pojedine funkcije.

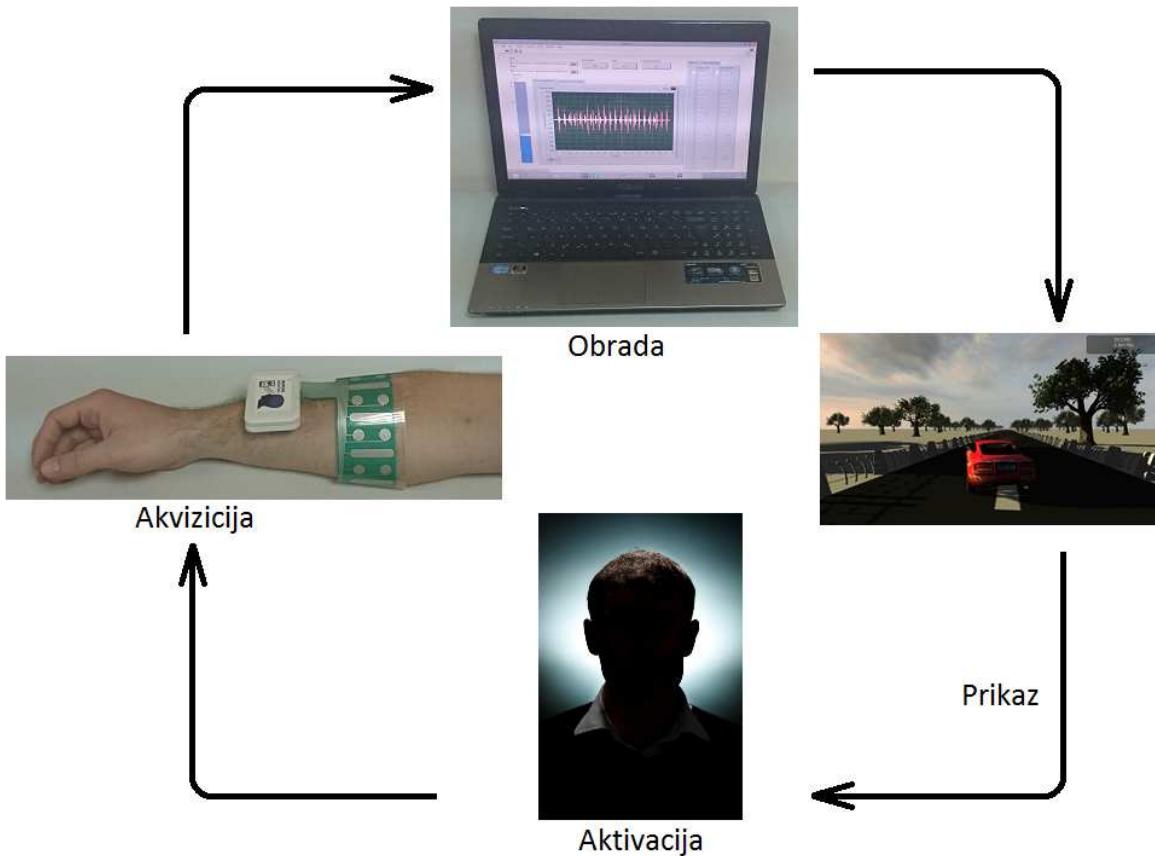
Mnoge dnevne aktivnosti kojima se bavimo mogu predstavljati *biofeedback*. Na primer, prilikom vožnje bicikla, upošljavamo veliki broj mišića, kao i centar za ravnotežu, i kao povratnu informaciju dobijamo stabilnost na biciklu i brzinu kojom se krećemo. Što više vozimo bicikl, to ćemo biti bolji u tome, i na taj način dobijamo sistem za *biofeedback*. Ukoliko sviramo neki instrument, ili se bavimo slikarstvom, kao ulaznu informaciju imamo dirke i četkicu, a kao izlaznu melodiju ili sliku. Što više vežbamo, to će ruka-oko koordinacija, a samim tim i melodija i slika biti bolje.

Postoji veliki broj primera, ali ono što treba primetiti kao zajednički sadržalac u svim ovim slučajevima jeste da cilj nije jedini činilac motivacije za vežbu, već mogućnost kontinualnog praćenja napretka, i manjih ciljeva koje možemo postići svaki dan. Iz priloženog, možemo zaključiti da bi svaki sistem za *biofeedback*, nezavisno od toga koju funkciju pokazuje, ili vežba, morao da bude interesantan, i neopterećujući za korisnika, kako bi ubrzao napredak i poboljšao motivaciju.

Kako je cilj ovog zadatka bio *biofeedback* sa mišića, u radu će biti prikazano kako se Smarting uređaj i matrične elektrode mogu koristiti u ove namene. Matrične elektrode su izabrane kako bi mogli da pronađemo kanale na kojima različite aktivnosti daju što različitije signale, kao i zbog činjenice da bi ovaj sistem trebalo da mogu da koriste i neobučena lica, pa bi moglo da dođe do nepovoljne postavke pojedinačnih elektroda (van odgovarajuće motorne jedinice, ili simetrično u odnosu na posmatranu motornu jedinicu u bipolarnoj konfiguraciji, što bi dovelo do poništavanja signala).

Nakon što su signali preuzeti od strane datog hardvera, potrebno je prikazati signale na računaru, i prepoznati mišićnu aktivnost. Kako rad nije revijalan, prikazana su dva najčešće korišćena postojeća algoritma za ovo prepoznavanje, kao i dva razvijena u toku rada.

Po izvršenoj obradi signala, korisnik će, putem priloženog softvera, kao *feedback* moći da kontroliše web igricu koja se pokazala kao interesantna ispitnicima, kao i igricu razvijenu specijalno za potrebe ovog rada. Svaka od ovih igara je zamišljena da poseduje visoku vrednost ponovnog igranja ("replay value"), kao i određeni način bodovanja, tako da korisnik može da prati svoj napredak na dnevnom nivou.



Slika 3: Šematski prikaz sistema za *biofeedback* razvijenog u radu. Korisnik, u cilju pokreta, voljno aktivira mišiće. Te promene se snimaju koristeći matrične ili druge elektrode i Smarting uređaj (akvizicija), i šalju računaru. Računar koristeći algoritam za detekciju aktivnosti šalje podatke video igri (obrada). Video igra se prikazuje korisniku koji pored praćenja igre može da prati svoj rezultat (broj u gornjem uglu ekrana), tj. uspešnost vežbe (pokreta), čime se vizuelno zatvara povratna veza, i uz instrukcije podstiče unapređenje vežbanja.

## 2 METODOLOGIJA RADA

### 2.1 Merna oprema

Za akviziciju signala korišćen je Smarting uređaj, koji je razvila firma „*mBrainTrain*“ iz Beograda (<http://www.mbraintrain.com/>). Smarting je lak akvizicioni sistem sa 24 kanala za snimanje malih promenljivih napona intenziteta većih od  $1\mu V$ , sa 24-bitnom A/D konverzijom, koji sa *Windows(Android)* operativnim sistemom komunicira putem bluetooth-a. Signali se snimaju monopolarno, u odnosu na referentnu elektrodu. Na ovaj uređaj bila je povezana matrična elektroda koja omogućuje višekanalnu akviziciju, a koju je za potrebe MAXSENS projekta proizvelo preduzeće Tecnalia LTD, Beograd, Srbija.



Slika 4: Smarting uređaj za snimanje biosignalata, proizveden od strane kompanije „*mBrainTrain*“ iz Beograda.



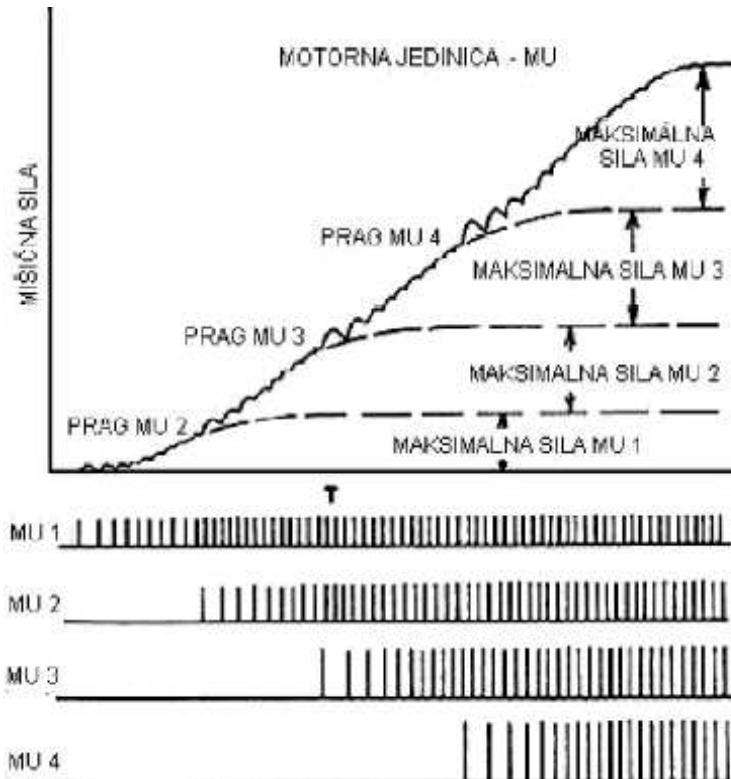
Slika 5: Izgled merne opreme na subjektu. Kako su posmatrani pokret bili fleksija i ekstenzija zgloba šake, elektroda je postavljena tako da obuhvata fleksore i ekstenze na podlaktici (*Flexor carpi radialis*, *flexor carpi ulnaris*, *Extensor carpi radialis longus*, *Extensor carpi radialis brevis*, *Extensor carpi ulnaris*). Matrična elektroda je proizvod Tecnalie LTD. Beograd.



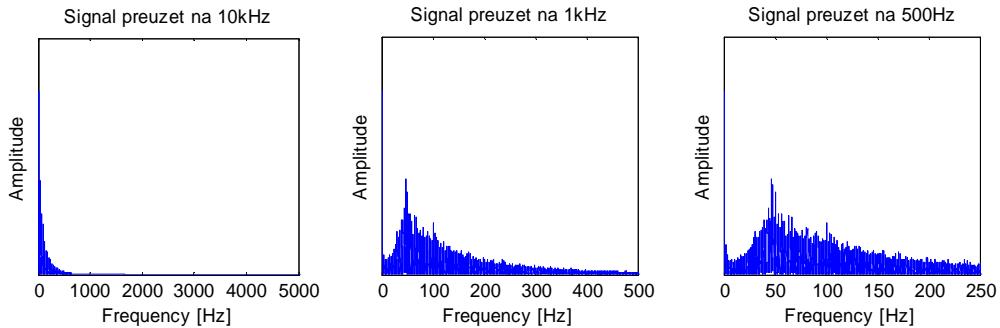
## 2.2 Karakteristike merenog signala

Površinski elektromiografski signal (sEMG) je napon između mernih elektroda koji potiče od promena biopotencijala nastalih usled kontrakcije mišića koji su ispod mernih mesta. Ovaj stohastički signal je algebarska suma napona koji postoje na mernim mestima pri aktivaciji više motornih jedinica (slika 6). Signal ima malu amplitudu (do 10mV), i često je kontaminiran spoljnim (mreža, osvetljenje, pokreti), ali i biološkim signalima (srčana aktivnost, pulsiranje krvnih sudova, itd.). Ukratko, sEMG ima karakteristike amplitudski modulisanog stohastičkog signala [3]. Najveća snaga signala je na učestanostima od nekoliko do približno 500Hz [4].

U ovom radu, signali su snimani digitalno sa učestanošću odabiranja od 500 uzoraka u sekundi, koja garantuje vernošću signala originalu do 250Hz što je s obzirom da je maksimum snage sEMG ispod 100 Hz sasvim prihvatljivo. Eksperimentalno je određeno da se približno 86% snage elektromiografskog signala nalazi na učestanostima do 250Hz, koje mogu da se vide na osnovu Nikvistove teoreme.



Slika 6: Asinhrona pobuda motornih jedinica pri voljnoj i refleksnoj kontrakciji. Slika je preuzeta iz [2].



Slika 7: Spektri snage signala preuzetog na 10kHz, 1kHz, i 500Hz. Ukoliko posmatramo snage spektara u odnosu na signal preuzet na 10kHz, prvi spekter sadrži 100% snage, drugi 90% snage (odakle sledi da je u prvom signalu 10% snage nosio šum), a treći 77% snage. Na drugom spektru je moguće videti spekter snage elektromiografskog signala, dok je na trećem moguće videti spekter snage elektromiografskog signala snimanog u radu, koji iznosi 86% ukupne snage.

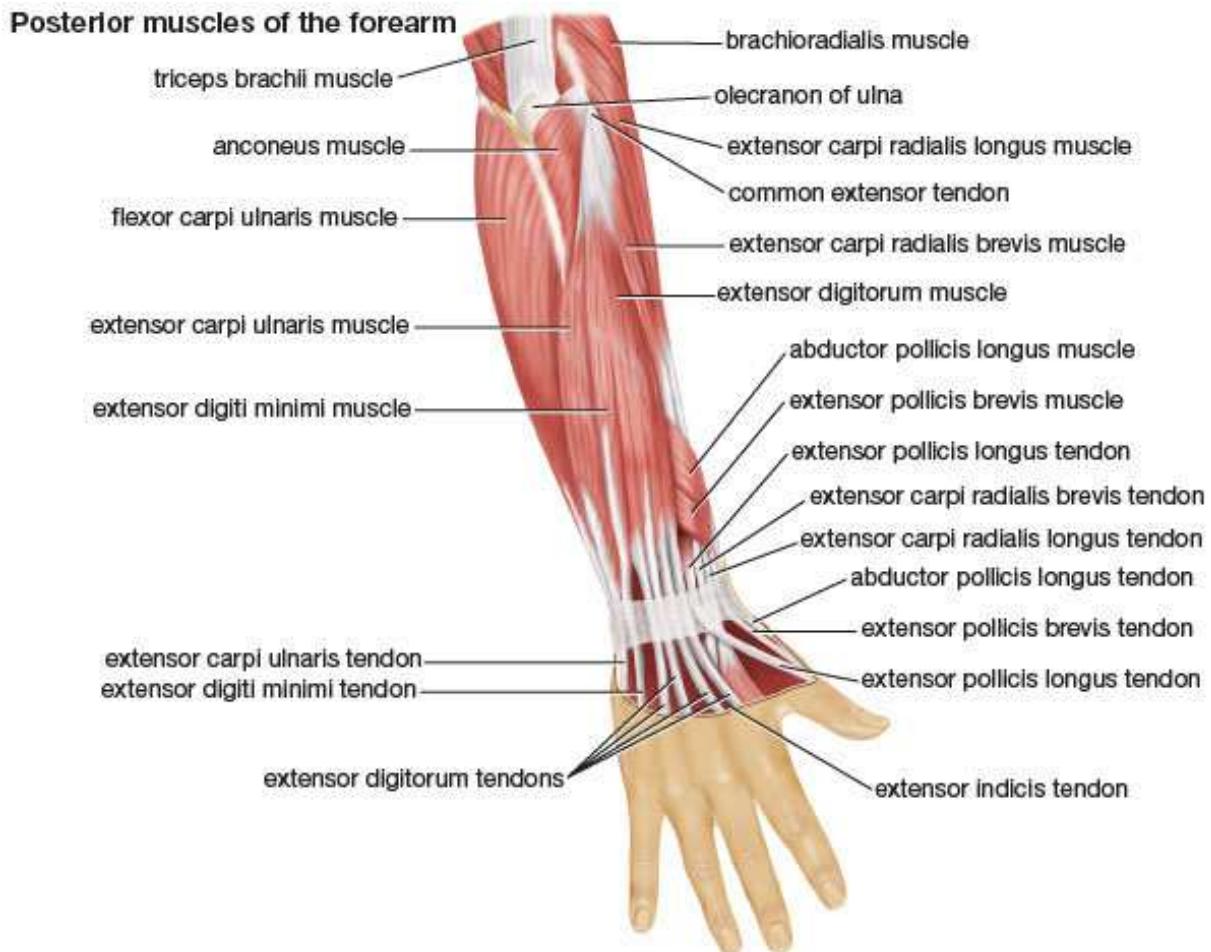
## 2.3 Ispitanici i procedura merenja

Sistem je bio testiran na dva zdrava ispitanika, muškarca od 23 i 27 godina, bez poznatih mišićnih oboljenja, ili smetnji. Sistem je bio testiran u više sesija, kako bi se potvrdila reproducibilnost sistema za varijacije u postavci elektroda.

Kako je cilj bio projektovati i prikazati sistem za *biofeedback*, fleksija i ekstenzija zgloba šake su korišćeni kao demonstrativni primer. Dominantni mišići odgovorni za fleksiju i ekstenziju zgloba su na dorzalnoj i volarnoj strani podlaktice: *Flexor carpi radialis*, *Flexor carpi ulnaris*, *Extensor carpi radialis longus*, *Extensor carpi radialis brevis* i *Extensor carpi ulnaris* (slika 8).

Kako bi "obuhvatili" pomenute mišiće, postavili smo matričnu elektrodu koja ima dva niza od po osam kružnih, i jedan niz od osam ovalnih srebro/srebro hlorid elektroda pokrivenih provodnim gelom, tako da obuhvata podlakticu ortogonalno na osu ruke, tj. na pravac prostiranja mišića (slika 5). Ovu elektrodu je proizvela Tecnalia LTD, Beograd, Srbija. Ova elektroda omogućuje izbor željene tačke kao reference.

Merena su vršena monopolarno, na 24 kanala, u odnosu na referentnu elektrodu.



Slika 8: Mišićan anatomija volarne strane podlakte. Matrična elektroda kojom merimo biopotencijale postavlja se normalno na pravac prostiranja mišića. Ciljni mišići, čiju aktivnost pokušavamo da snimimo su *Flexor carpi radialis*, *flexor carpi ulnaris*, *Extensor carpi radialis longus*, *Extensor carpi radialis brevis* i *Extensor carpi ulnaris*. Slika je preuzeta sa <http://www.britannica.com/EBchecked/media/121138/Muscles-of-the-forearm>

## 2.4 Algoritmi za online procesiranje signala

U svim algoritmima, polazi se od signala za koji se smatra da potiče sa elektroda koje su pravilno postavljene, i pretpostavke da je odnos signal-šum prihvatljiv. Takođe, svaki signal je filtriran visokopropusnim Butterworth filtrom drugog reda, da bi se odstranio DC offset (jednosmerna komponenta signala), i Butterworth filtrom nepropusnikom opsega, drugog reda, na uskom opsegu oko 50Hz, da bi se minimizirao šum koji nastaje od mreže.



#### 2.4.1 *Moving average with threshold* algoritam [4]

Najčešći korišćeni algoritam u analizi sEMG je i najjednostavniji, parametrizovani algoritam sa pragom (*threshold-om*). Ovaj algoritam zahteva da se pre primene izvede jedno merenje čiji se rezultati koriste za određivanje parametara. U ovom merenju, od subjekta se traži da napravi maksimalnu voljnu kontrakciju (maximum voluntary contraction, MVC) posmatranog mišića. Nivo ovog signala se uzima kao 100%. Prag za detekciju se definiše kao procenat ovog nivoa. Nakon što se usvoji vrednost praga, i preuzme podatak sa uređaja, koraci u algoritmu su:

1. Posmatra se apsolutna vrednost signala,

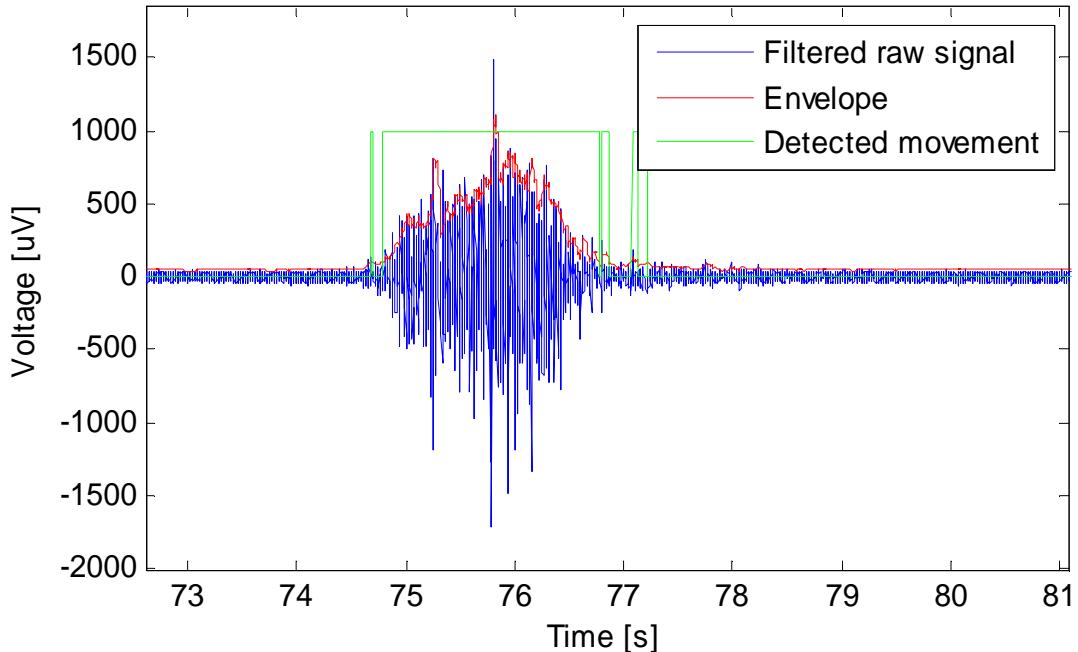
2. Dobijena vrednost se prosleđuje *Moving average* filtru (MA filter, filter koji vraća aritmetičku sredinu poslednjih n podataka zadatih od strane korisnika),

3. Kada izlaz iz filtra pređe prag (granicu) koju postavi korisnik, smatra se da postoji aktivnost na mišiću, u suprotnom nema aktivnosti.

Prednosti ovog algoritma su svakako jednostavnost i brzina. Sam MA filter unosi kašnjenje jednak polovini broja elemenata koje uzima na ulazu (jer je uglavnom realizovan kao FIR filter n-tog reda). Iz tog razloga, ovaj algoritam je veoma brz.

Mane ovog algoritma su u tome što je parametrizovan, tako da je potrebno da obučeni tehničar posmatra signal i na osnovu njega postavi početne parametre. Takođe, kako se mišić zamara tokom vremena, i impedansa koža-elektroda menja, tako će se menjati i parametri, i nova kalibracija će biti neophodna. Iz ovog razloga je teško govoriti o tačnosti algoritma, jer se kreće od skoro nepogrešivog, do veoma nepouzdanog u zavisnosti od izbora parametra i trajanja snimanja.

Takođe, može nastati problem u uslovima visokog šuma, da signal pređe granicu, iako ne postoji aktivnost. Ovaj problem je do izvesne mere moguće ukloniti tako što registrujemo postojanje aktivnosti isključivo ako trajanje aktivnosti pređe određeno trajanje. Ipak, i ovo će uvesti kašnjenje, jednak trajanju vremena za koje testiramo aktivnost.



Slika 9: Primer segmenta elektromiografskog signala. Plava linija predstavlja sirove podatke, filtrirane visokopropusnim Butterworth filtrom drugog reda na 10Hz, i Butterworth filtrom nepropusnikom uskog opsega oko 50Hz drugog reda. Crvena linija predstavlja prepoznatu anvelopu signala. Zelena linija predstavlja trenutke u kojima je Moving average with threshold algoritam prepoznao aktivnost mišića. Ukoliko bi uveli vremensko ograničenje za koje nivo mora da bude zadržan, mogli bi da odstranimo pikove koji potiču od šuma, a koje je moguće primetiti na slici.

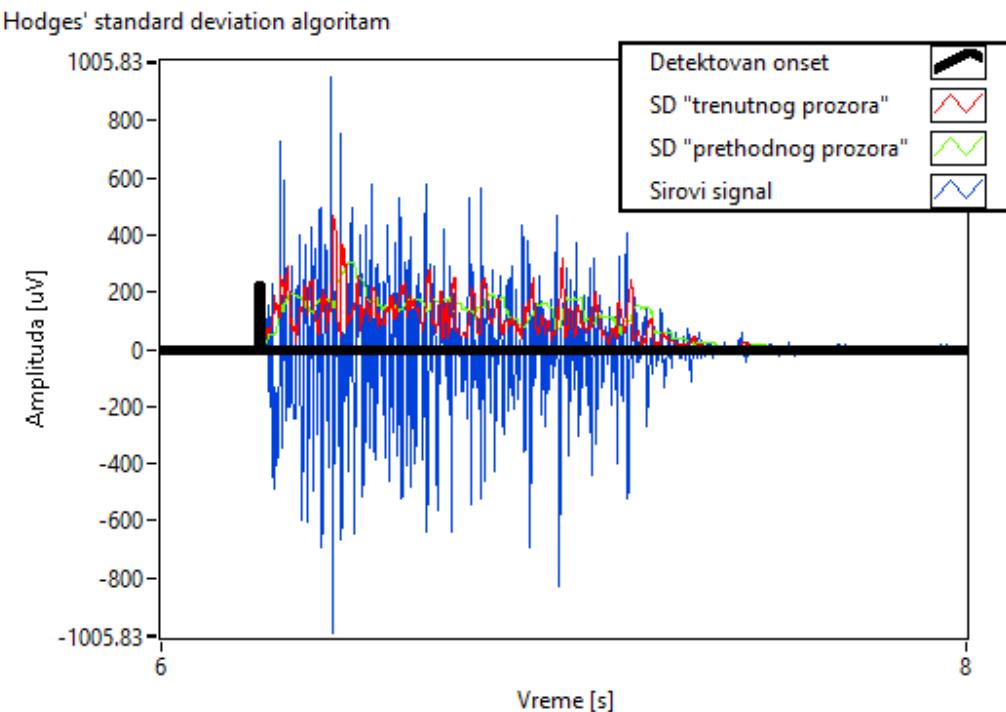
#### 2.4.2 Hedges' standard deviation algoritam [6]

Ovaj algoritam, kao i veliki broj algoritama koji prepoznaju aktivnost mišića, određuje samo početni trenutak kada se javila aktivnost, bez informacije o tome koliko je trajao. Još jedan dobar algoritam koji radi na ovom principu je *Singular spectrum-based change-point analysis* algoritam, koji se može naći u referenci [5]. Nakon preuzetog signala, koraci su:

1. Posmatraju se dva prozora, prvi, koji se sastoji od poslednjih 10ms („trenutni prozor”), i prozor od 50ms koje su prethodile „trenutnom prozoru” („prethodni prozor”).
2. Za svaki od ovih prozora se računa standardna devijacija (SD).
3. Ukoliko SD „trenutnog prozora” pređe dvostruku vrednost SD „prethodnog prozora”, dati trenutak se smatra za početak aktivnosti mišića (*muscle contraction onset*).

Prednost ovog algoritma je relativno brzo i jednostavno izračunavanje, pri čemu nema potrebe za uvođenjem dodatnih parametara. Takođe, kašnjenje koje ovaj metod uvodi je teško primetno (10ms, usled postojanja prozora).

Veliku manu ovog metoda predstavlja činjenica da ne prepoznaće i trajanje aktivnosti, već samo njen početak, tako da se u okviru *feedback*-a mogu koristiti isključivo povratne informacije fiksne dužine. Takođe, iako ovaj metod ne propušta detekciju aktivnosti, slabo je otporan na šum, tako da je visok broj detekcija u trenucima kada aktivnost ne postoji, što dovodi do osećaja da korisnik nema kontrolu nad sistemom. Podaci o tačnosti algoritma se mogu pronaći u referenci [6].



Slika 10: Primer segmenta elektromiografskog signala. Crna linija predstavlja mesto na kome je detektovan početak aktivnosti mišića. Plava linija predstavlja sirovi elektromiografski signal. Crvena i zelena linija predstavljaju standardne devijacije signala u okviru prozora opisanih u okviru Hodges' standard deviation algoritma.



#### 2.4.3 Algoritam "Tri praga"

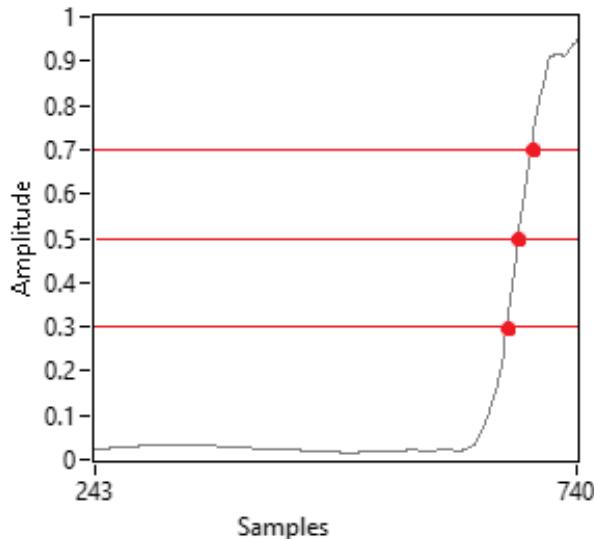
Ovo je prvi od dva nova predložena algoritma za online prepoznavanje aktivnosti mišića. On prepoznaje trenutke koje može da smatra za početak aktivnosti mišića, i kraj aktivnosti mišića. Aktivnost mišića se detektuje od prvog prepoznatog početka, do prvog prepoznatog kraja. Nakon što se podaci preuzmu, postupak je sledeći:

1. Izračuna se vrednost standardne devijacije (SD) u prozoru od poslednjih 50ms, i ova vrednost propusti kroz *moving average* filter za poslednjih 50 elemenata, da se umanje skokovite promene,
2. Posmatramo prozor od poslednjih 500 izračunatih vrednosti SD (1s signala),
3. Skaliramo vrednosti u okviru prozora, tako da se amplituda signala kreće od 0 do 1,
4. Postavimo tri praga, jedan na 0.3, jedan na 0.5 i jedan na 0.7,
5. Ukoliko je svaki od ovih pragova presečen tačno jednom na gore, dati trenutak posmatramo kao početak aktivnosti, a ukoliko je svaki prag presečen tačno jednom na dole, kao kraj aktivnosti.

Na ovaj način, koristi se činjenica da se standardna devijacija EMG signala skokovito menja pri pojavi i prestanku aktivnosti, da bi detektovali vreme tokom koga je potrebno prikazati aktivnost tokom *feedbacka*.

Ovaj metod je veoma otporan na šum, jer u toku aktivnosti ili mirovanja, standardna devijacija ne menja značajno svoju vrednost, već osciluje oko neke vrednosti, tako da je visoka verovatnoća da će barem jedan od pragova biti presečen na više mesta. Takođe, sam metod nije procesorski zahtevan, s obzirom da je najteža matematička operacija izračunavanje standardne devijacije. Takođe, prednost je u tome što mu je potrebna jedna sekunda da se samoinicijalizuje (napuni prozor od 500 odbiraka), nakon čega radi bez potrebe za spoljašnjim uticajem na parametre.

Mana u odnosu na druge algoritme je veće kašnjenje sa prepoznavanjem aktivnosti (približno 100ms, jednako trajanju prozora za izračunavanje standardne devijanse). Ipak, ova vrednost je uporediva sa vrednostima dobijenim u prethodnim slučajevima, i u okviru celog sistema za *biofeedback* može biti kompenzovana u prikazu. Takođe, ukoliko se dogodi dovoljno snažan slučajan skok standardne devijanse, može biti detektovana aktivnost koja ne postoji, i koja će biti prepoznavana sve dok ne dođe do završetka prave aktivnosti, ili jednakom snažnog slučajnog pada standardne devijanse.



Slika 11: Jeden prozor filtrirane standardne devijacije elektromiografskog signala „Tri-Prag“ algoritma. Siva linija prikazuje filtriranu standardnu devijaciju, crvene linije prikazuju naznačene pragove, a crvene tačke predstavljaju tačke preseka signala sa pravovima. Kao što možemo da vidimo, u ovom slučaju filtrirana standardna devijacija seče sve pragove od dole ka gore, tako da prikazani segment predstavlja početak mišićne aktivnosti.

#### 2.4.4 Šum i nagib (*Noise and slope*) algoritam

Drugi, novi, predloženi algoritam predstavlja varijaciju prethodnog, i kreće od sličnih pretpostavki. Razlika je u tome što se u okviru ovog algoritma ne posmatra presek u diskretnom broju tačaka, već činjenica da vrednost šuma skaliranog signala opada u odnosu na maksimalnu vrednost pri naglom skoku standardne devijacije. Takođe, razlika je i u tome što je prethodni algoritam tolerantniji za sporije promene standardne devijacije, i različite oblike promene, dok „Šum i nagib“ zahteva da promena bude dovoljno brza. Nakon što preuzmemos signal, koraci su sledeći:

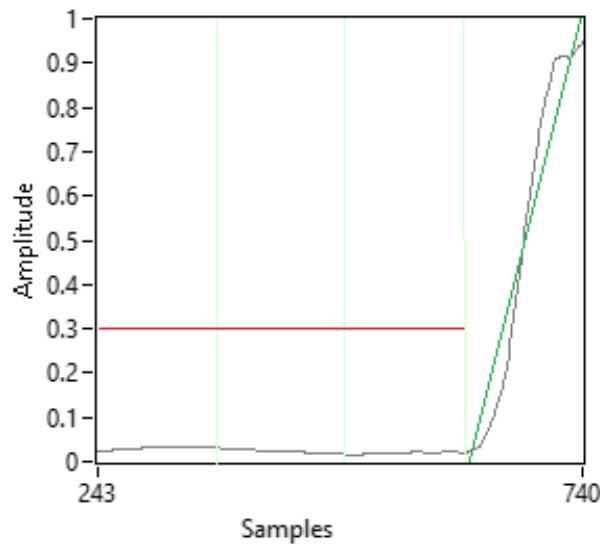
1. Izračuna se vrednost standardne devijacije (SD) u prozoru od poslednjih 100ms,
2. Posmatramo prozor od poslednjih 500 izračunatih vrednosti standardne devijacije (1s),
3. Skaliramo vrednosti u okviru prozora, tako da se amplituda signala kreće od 0 do 1,
4. Posmatramo dva dela: Prvih 375 elemenata prozora (prozor šuma), i poslednjih 125 elemenata prozora (prozor nagiba),
5. Ukoliko aritmetička sredina elemenata u „prozoru šuma“ ne prelazi 0.3, i ukoliko se nagib izračunat iz aproksimacije elemenata u „prozoru nagiba“ linearnom funkcijom, metodom najmanjih kvadrata, nalazi između  $75^\circ$  i  $90^\circ$ , taj trenutak obeležavamo kao početak aktivnosti.

6. Ukoliko aritmetička sredina elemenata u "prozoru šuma" ne opada ispod 0.7, i ukoliko se nagib izračunat iz aproksimacije elemenata u "prozoru nagiba" linearnom funkcijom, metodom najmanjih kvadrata, nalazi između  $-75^\circ$  i  $-90^\circ$ , taj trenutak obeležavamo kao kraj aktivnosti.

Četvrtina prozora je izabrana za nagib jer je  $\cos(75^\circ)=0.259$ , pa je četvrtina prozora dovoljna za detekciju nagiba. Trećina amplitude je odabrana za prag eksperimentalno.

Kao i kod prethodnog algoritma, prednost ovog algoritma predstavlja činjenica da nije potrebno podešavati parametre, i da se tačnost algoritma ne menja sa vremenom. Takođe, ovaj algoritam je otporniji na Dirakovske promene standardne devijacije, jer posmatra srednju vrednost signala pre nagiba. Druga razlika je činjenica da ovaj signal zahteva određenu brzinu promene standardne devijacije, što dovodi do toga da bude otporniji na spore slučajne promene standardne devijacije, ali bude lošiji u detekciji slabih i sporopromenljivih EMG signala. Kašnjenje je identično kao u prethodnom algoritmu (približno 100ms zbog prozora u kome se izračunava standardna devijacija).

Kao i prednosti, mane ovog algoritma nalikuju prethodnom. Takođe ima veće kašnjenje u odnosu na prva dva algoritma, koje je moguće kompenzovati u okviru *feedback-a*, i postoji mogućnost da pošalje informaciju o aktivnosti mišića u slučaju kada šum ima nagle skokove standardne devijacije.



Slika 12: Jeden prozor filtrirane standardne devijacije elektromiografskog signala *Noise and slope* algoritma. Siva linija prikazuje filtriranu standardnu devijaciju, crvena linija je prag koji šum ne sme da pređe, dok zelena prikazuje poslednji prozor aproksimiran linearnom funkcijom metodom najmanjih kvadrata. Ovaj primer pokazuje da je filtrirana standardna devijacija ispod praga u prva tri prozora, dok je u poslednjem nagib iznad  $75^\circ$ , što ukazuje na početak mišićne aktivnosti.

## 2.5 Odabir kanala i prilagođenje algoritama

Kako posmatramo dva pokreta, ekstenziju i fleksiju šake, za prepoznavanje ovih pokreta dovoljna je informacija sa dva kanala. Kako imamo informaciju sa 24 kanala, tada je potrebno prvo odabrati kanale optimalne za detekciju. Da bi ovaj odabir bio moguć, od subjekta se zahtevalo da uradi više uzastopnih maksimalnih kontrakcija za svaki od posmatranih pokreta. Nakon što snimimo signal, potrebno je prilagoditi prikaz tako da najbolji kanali za prepoznavanje budu lako uočljivi.

Za svaki od pokreta posmatramo snimljene signale, pronalazimo maksimalne vrednosti anvelopa za svaki kanal, i odabiramo medijanu ovih vrednosti kao koeficijent normalizacije čijom recipročnom vrednosti je potrebno pomnožiti posmatrane signale. Na ovaj način smo uklonili neželjenu razliku u amplitudi pri ova dva pokreta, koja može da se javi ukoliko je obuhvaćena veća grupa mišića koja se aktvira pri prvom pokretu u odnosu na drugi, odnosno, dobijamo normalizovane signale.

Nakon prvog skaliranja, usvajamo jedan od pokreta kao referentni (bez umanjenja opštosti, neka to bude fleksija šake). Svaki od kanala svakok pokreta množimo recipročnom maksimalnom vrednosti anvelope fleksije na usvojenom kanalu fleksije. Na ovaj način, skaliraćemo svaki kanal fleksije na opseg između -1 i 1, dok će vrednost ekstenzije moći da se kreće ispod ili iznad ovih granica. Kanale sa najvećom razlikom između ovih granica uzimamo kao optimalne za prepoznavanje pokreta. Ovo skaliranje se vrši radi lakšeg prikaza i čitanja rezultata.

Kada odaberemo kanale sa kojih prepoznajemo pokret (u našem slučaju dva), uvode se prilagođenja algoritama, kako bi osim činjenice da li aktivnost postoji, takođe mogli da prepoznamo i poreklo aktivnosti.

### 2.5.1 Prilagođeni *Moving average with threshold* algoritam

Prilagođenje ovog algoritma predstavlja posmatranje razlike anvelopa normalizovanih signala, i usvajanje dva praga. Ukoliko je amplituda ove razlike iznad granice prvog praga, usvajamo da se dogodio prvi pokret, a ukoliko je ispod praga drugog pokreta, usvajamo da se dogodio drugi pokret. Ukoliko se ova razlika nalazi između usvojenih vrednosti za pragove, smatramo da nema aktivnosti.

#### 2.5.2 Prilagođeni *Hodges' standard deviation* algoritam

Prilagođenje ovog algoritma predstavlja posmatranje prozora navedenih u 2.4.2 na normalizovanom signalu svakog od kanala, u vremenskom prozoru od 10ms. Ukoliko se detekcija javi na jednom kanalu, čeka se prozor od 10ms da se vidi da li će biti aktivacije na drugom kanalu. Ukoliko je ovo jedina detektovana aktivacija, usvaja se da postoji aktivnost koja je vezana za taj kanal. Ukoliko se javi informacija o aktivaciji i sa drugog kanala, usvaja se postojanje aktivnosti sa kanala na kom je standardna devijacija veća.

#### 2.5.3 Prilagođeni "Tri praga" algoritam

Prilagođenje ovog algoritma je nešto komplikovanije, jer je namenjen za neparametarsku detekciju, pa jednostavno traženje razlike ne bi pomoglo u potrazi za markerima početka i kraja aktivnosti. Za svaki od kanala uradimo prvi korak iz 2.4.3. Na ovaj način dobijamo filtriranu standardnu devijaciju fleksije, i filtriranu standardnu devijaciju ekstenzije. Nakon toga, računamo razliku ovih standardnih devijacija, i posmatramo isti prozor iz drugog koraka 2.4.3. Umesto da skaliramo od 0 do 1, skaliraćemo prozor po maksimalnoj apsolutnoj vrednosti izračunate standardne devijacije, tako da će se vrednosti kretati od 0 do 1, ili od -1 do 0, u zavisnosti od toga koja standardna devijacija (kog pokreta) je dominantnija. Ukoliko su vrednosti ordinate pozitivne, pratimo korake četiri i pet za prepoznavanje prvog pokreta (u našem slučaju fleksije šake). U suprotnom, posmatramo apsolutnu vrednost elemenata u prozoru, i pratimo korake četiri i pet za prepoznavanje drugog pokreta (u našem slučaju ekstenzije šake).

#### 2.5.4 Prilagođeni *Noise and slope* algoritam

Prilagođenje ovog algoritma je analogno prilagođenju prethodnog algoritma. Prate se isti koraci dok ne dobijemo vrednosti prozora skalirane između 0 i 1, odnosno -1 i 0. Nakon toga, ukoliko su vrednosti ordinate pozitivne, pratimo korake 4-6 za prepoznavanje prvog pokreta, odnosno fleksije šake. U suprotnom, posmatramo apsolutnu vrednost elemenata u prozoru, i pratimo korake 4-6 za prepoznavanje drugog pokreta, odnosno ekstenzije šake.



## 2.6 Softverska realizacija algoritama

Svi algoritmi su realizovani kao podfunkcije u okviru softverskog paketa "LabVIEW (National Instruments Inc., Austin, USA)". Ovaj softverski paket je izabran jer omogućuje brzu i jednostavnu analizu signala. Takođe, omogućuje brz i jasan prikaz signala operateru, kao i interfejs ka Windows virtualnoj tastaturi i mišu. Virtualna tastatura i miš se koriste za kontrolu vizuelnog *feedbacka* koji se pruža krajnjem korisniku.

## 2.7 Vizuelni *feedback*

Po preuzimanju i obradi podataka, krajnja akcija se prikazuje subjektu u formi igrice. Kao *feedback* pri izradi rada, korišćene su dve kompjuterske igre. Jedna od njih je web igra "Jumpit 2, dockyard run", korišćena za jednokanalni *feedback*, a druga je igra "BioRacer" razvijena u *Unity engine* [8] za potrebe ovog rada, od strane kolege Stefana Pekića.

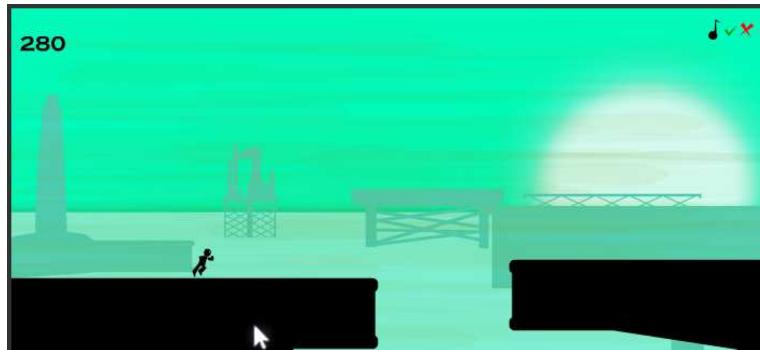
U okviru "Jumpit 2", od igrača se očekuje da u pravim trenucima napravi akciju, kako bi prešao na drugu platformu. Konačni skor se računa na osnovu pređene distance.

U oviru "BioRacer", igraču se prikazuje na koju stranu će auto krenuti da skreće pri kretanju, tako da igrač mora da inicira mišićnu aktivnost (dve različite aktivnosti), kako bi kontrolisao kretanje automobila po putu. Skor se određuje na osnovu pređene distance i udaljenosti od centralne linije.

Kako svaki pokušaj ima svoj skor, korisnik sistema za *biofeedback* može da prati napredak između dva pokušaja, kao i napredak od dana do dana. Takođe, postoji mogućnost upoređivanja rezultata sa drugim igračima, što povećava kompetitivnost (želju da se osvoji bolji skor) što dodaatno motiviše korisnika da nastavi sa vežbom.



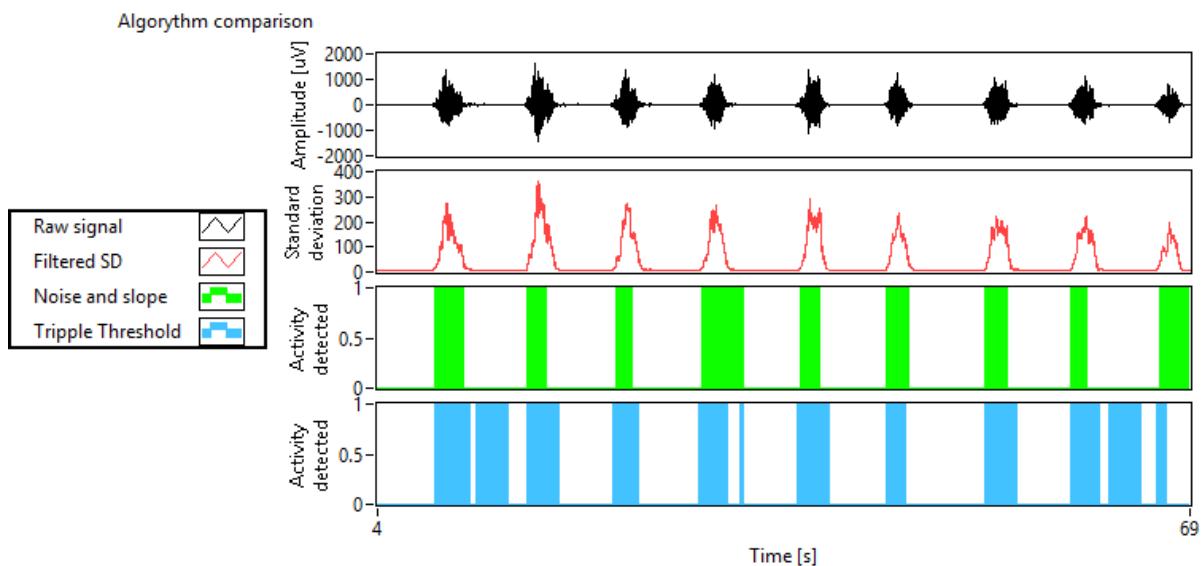
Slika 13: Izgled ekrana koji se prikazuje korisniku dvokanalnog EMG biofeedback-a. Kao feedback se koristi igra razvijena za potrebe rada, "BioRacer", koja nasumično obaveštava korisnika o smeru u koji auto krene da zanosi, a korisnik mora da izvrši određeni pokret kako bi auto vratio na pravi put. Skor se računa na osnovu pređene distance i blizine sredini puta.



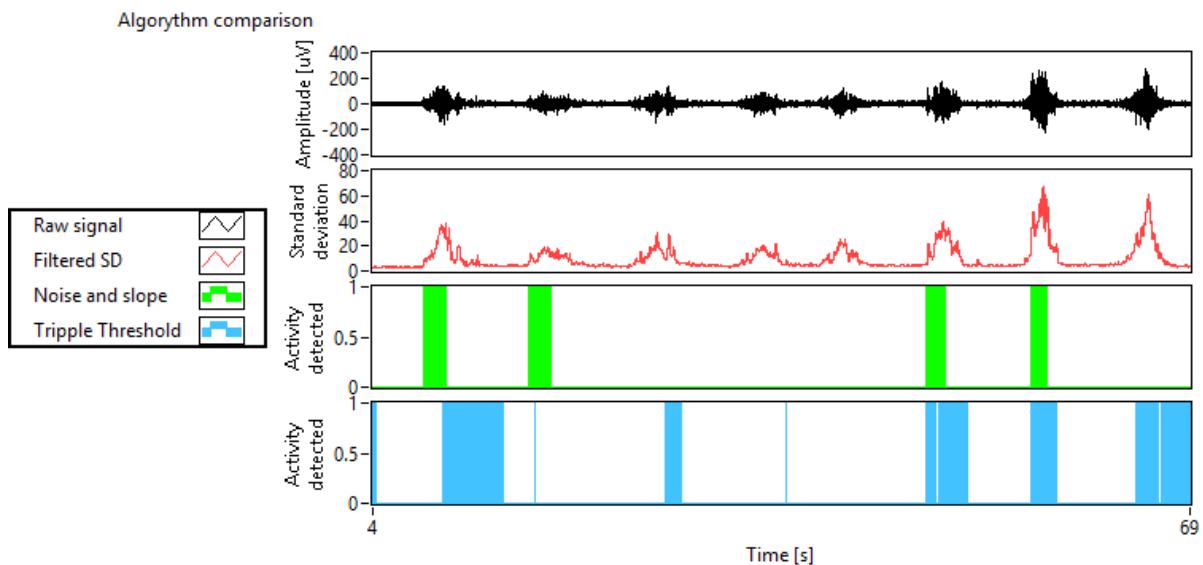
Slika 14: Izgled ekrana koji se prikazuje koriniku jednokanalnog EMG biofeedback-a. Kao feedback se koristi web igra "JumpIt 2, dockyard run", koja od korisnika traži da u određenom trenutku pošalje informaciju o skoku, kako bi nastavio kroz polje sa platformama. Skor se računa na osnovu pređene distance.

### 3 REZULTATI

Kako su prva dva algoritma poznati postojeći algoritmi rezultati testiranja algoritama se mogu pronaći u referencama [4] i [6]. Na sledeće tri slike se mogu naći rezultati algoritama opisanih u sekcijama 2.4.3 i 2.4.4.

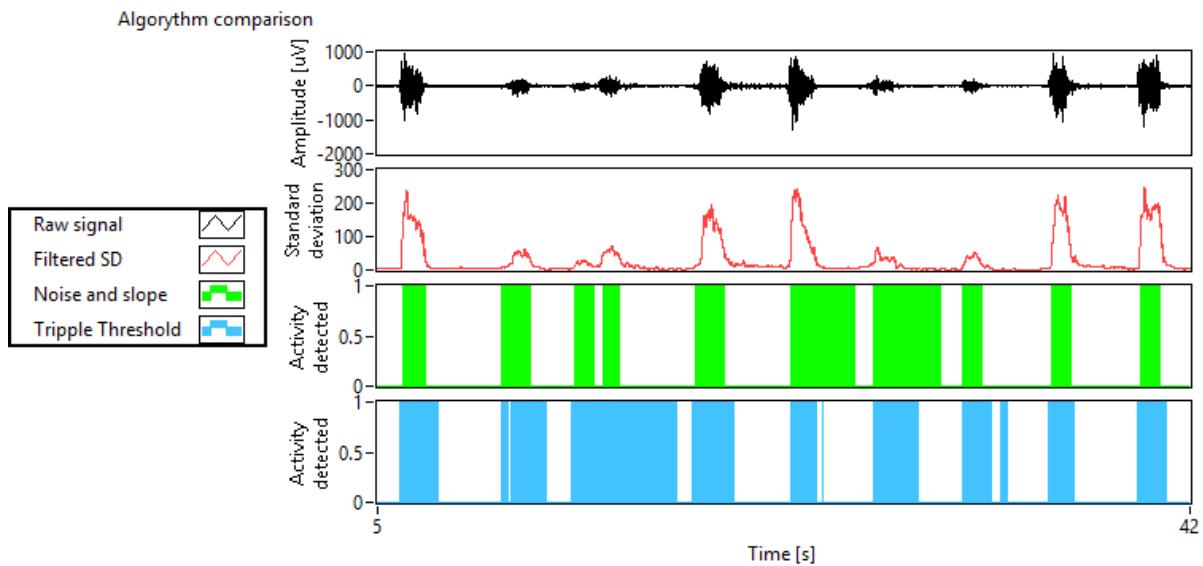


Slika 15: Uporedni prikaz algoritama za prepoznavanje signala na jednom kanalu. Od gore, grafici redom prikazuju: Elektromiografski signal filtriran visokopropusnim Butterworth filtrom drugog reda na 10Hz i Butterworth filtrom nepropusnikom učestanosti na uskom opsegu oko 50Hz, zatim standardnu devijaciju izračunatu u prozorima opisanim u algoritmu i filtriranu *moving average* filtrom. Za njim sledi detektovano postojanje aktivnosti algoritmima „Noise and slope“ i „Tri praga“ algoritmom.



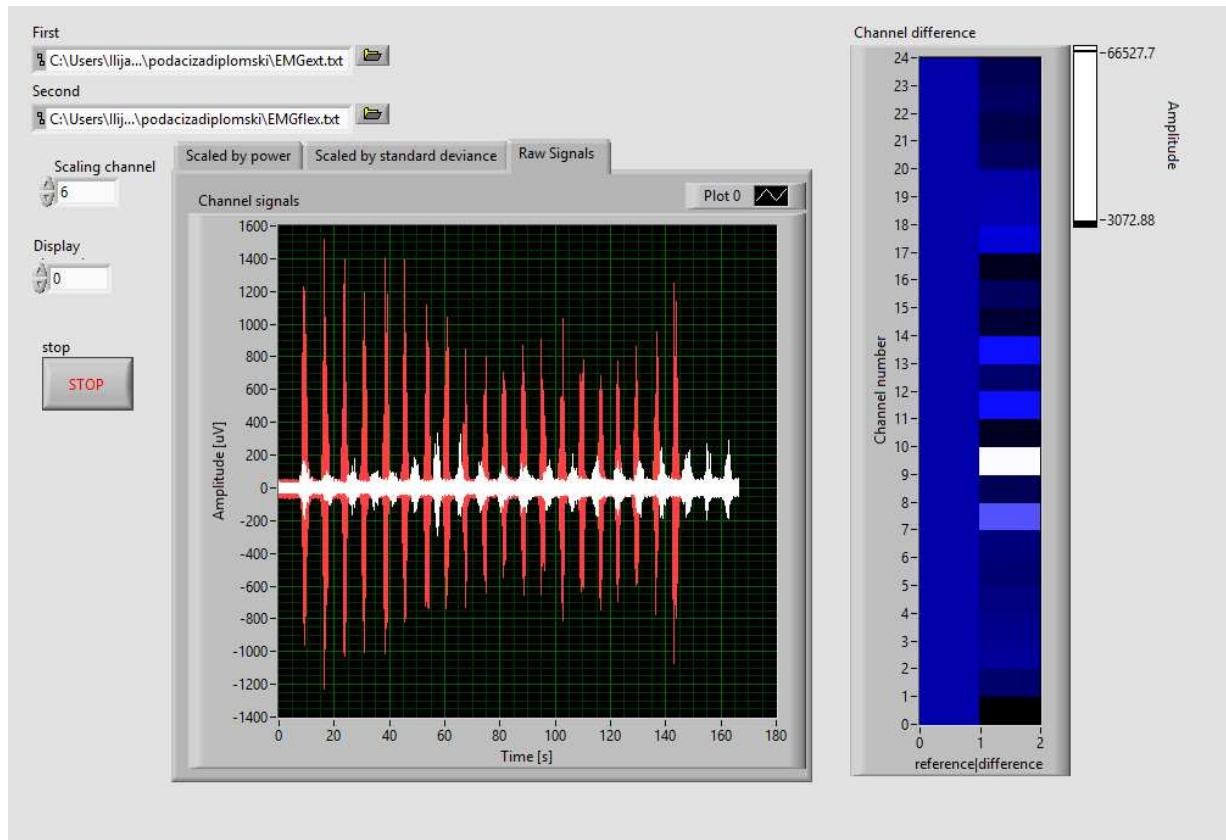
Slika 16: Primer visoko zašumljenog signala. Od gore, grafici redom prikazuju: Elektromiografski signal filtriran visokopropusnim Butterworth filtrom drugog reda na 10Hz i Butterworth filtrom nepropusnikom učestanosti na uskom opsegu oko 50Hz, zatim standardnu devijaciju izračunatu u prozorima opisanim u algoritmu i filtriranu *moving average* filtrom.

Za njim slede detektovano postojanje aktivnosti algoritmima „Noise and slope“ i „Tri praga“ algoritmom.



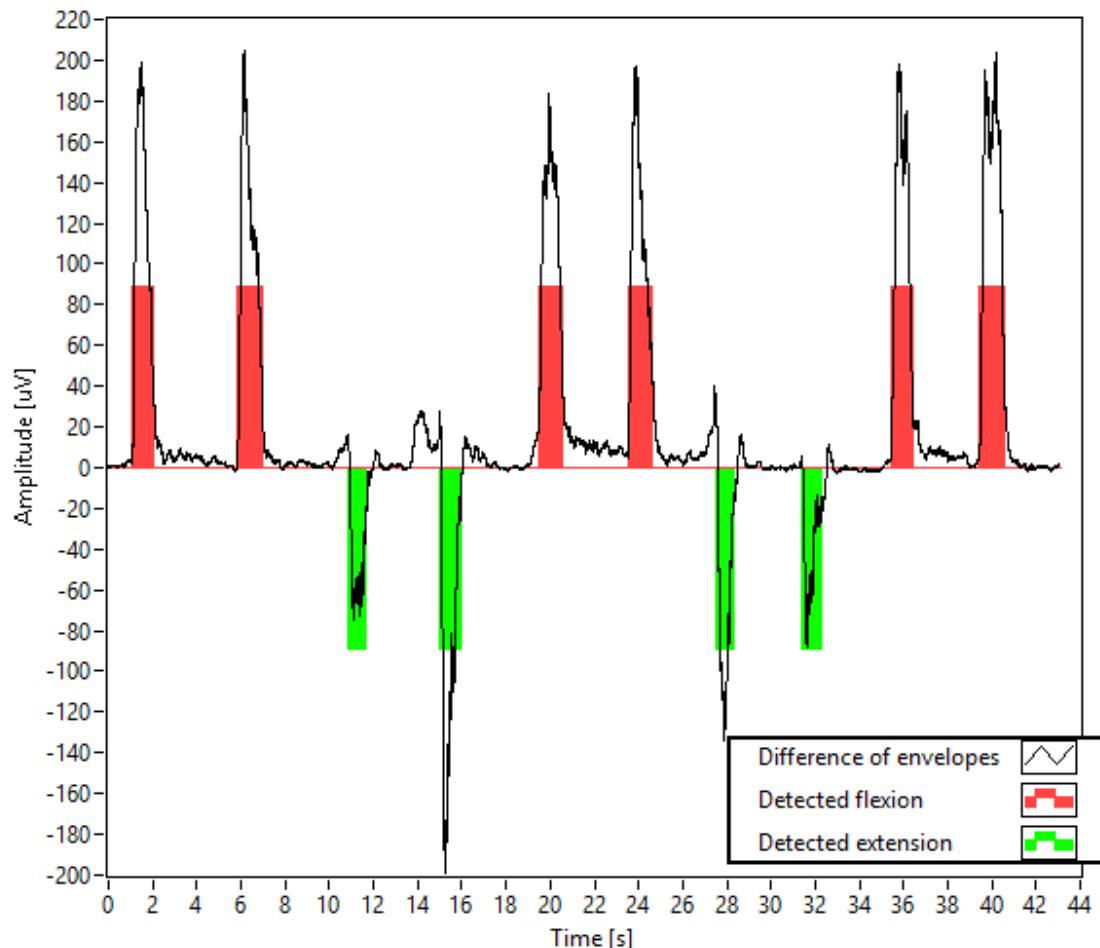
Slika 17: Primer signala sa promenama u intenzitetu. Od gore, grafici redom prikazuju: Elektromiografski signal filtriran visokopropusnim Butterworth filtrom drugog reda na 10Hz i Butterworth filtrom nepropusnikom učestanosti na uskom opsegu oko 50Hz, zatim standardnu devijaciju izračunatu u prozorima opisanim u algoritmu i filtriranu *moving average* filtrom.

Za njim slede detektovano postojanje aktivnosti algoritmima „Noise and slope“ i „Tri praga“ algoritmom.



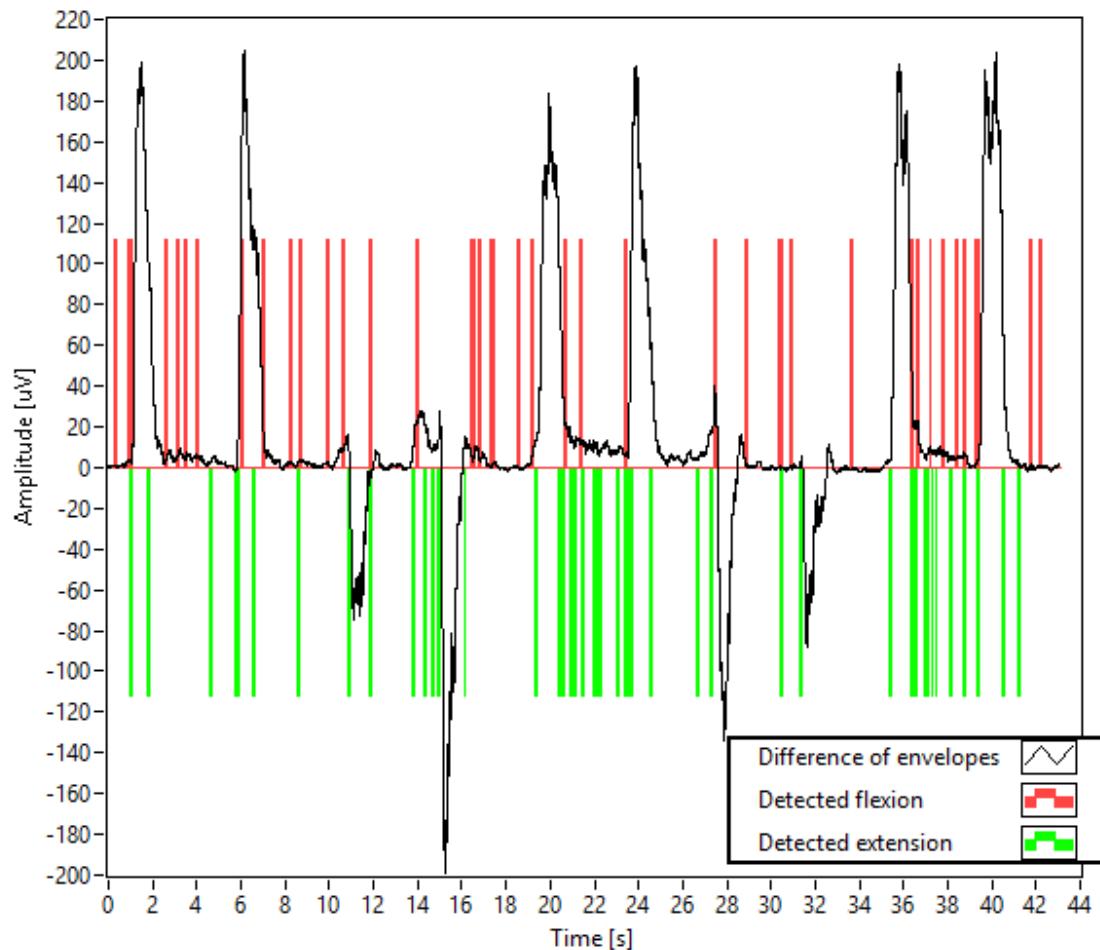
Slika 18: Rezultati softvera za prepoznavanje "optimalnih" kanala. Na grafiku možemo videti izgled signala koje obrađujemo, dok sa desne strane imamo prikaz razlike između kanala. Leva traka predstavlja srednju liniju. Što je boja sličnija referentnoj (plavoj), to su signali na tim kanalima sličniji. Crni i beli kanal predstavljaju kanale optimalne za prepoznavanje pokreta, s obzirom da su najudaljeniji od srednje vrednosti. Kao što možemo da vidimo na slici, ovde bi izbor bio: kanali 0 i 9.

Moving average detection



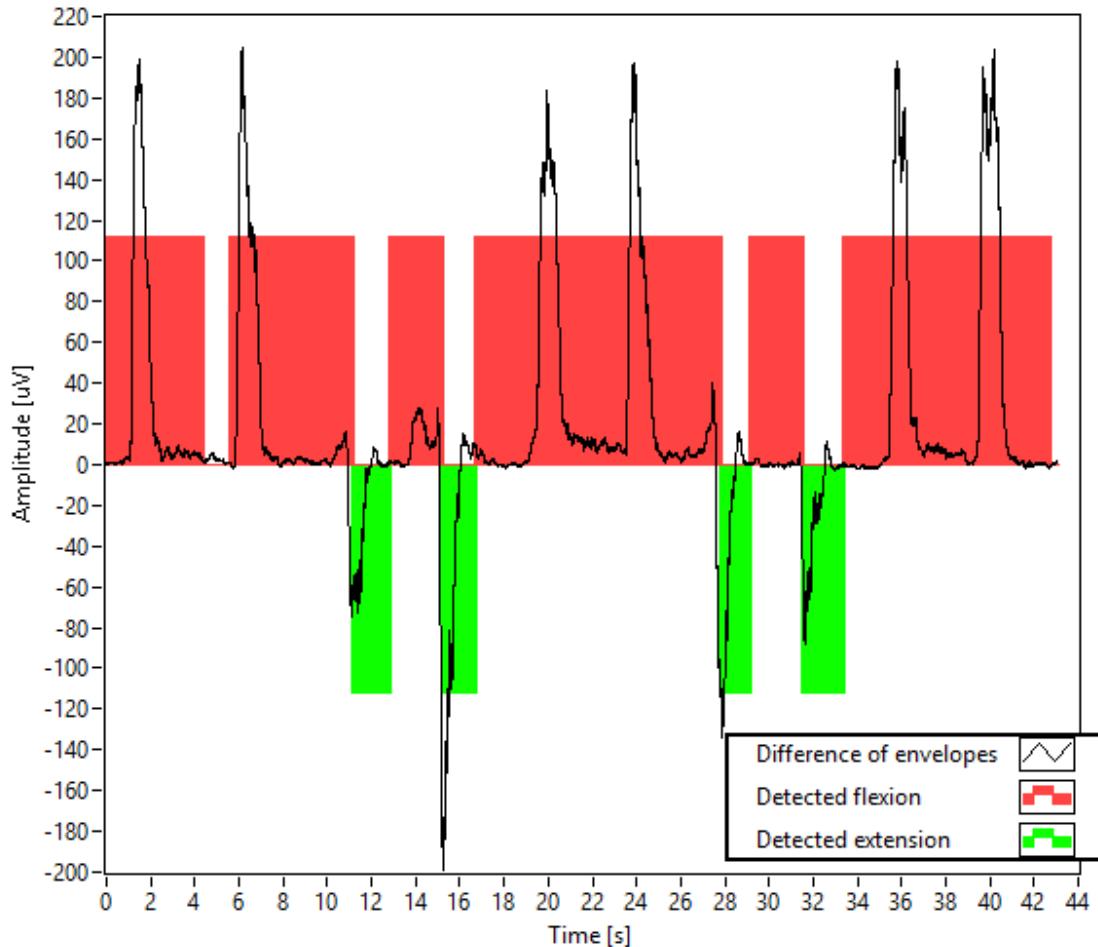
Slika 19: Primer detekcije aktivnosti prilagođenim *Moving average threshold* algoritmom. Crna linija prikazuje razliku između anvelopa sa signala izabranih za prepoznavanje fleksije i ekstenzije zgloba. Crveni i zeleni pravougaonici predstavljaju mesta na kojima je respektivno prepoznata fleksija ili ekstenzija šake.

Standard deviation detection



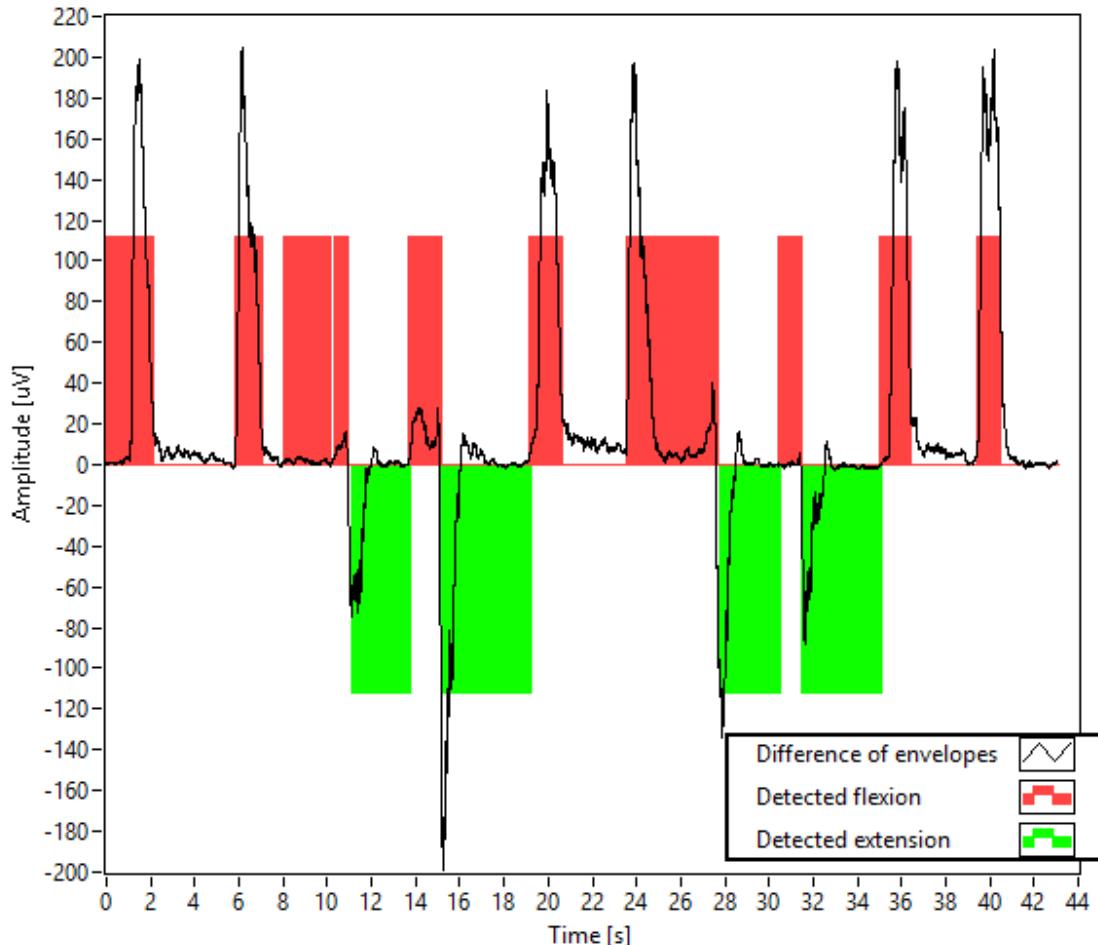
Slika 20: Primer detekcije aktivnosti prilagođenim *Hodges' standard deviation* algoritmom. Crna linija prikazuje razliku između anvelopa sa signalima izabranih za prepoznavanje fleksije i ekstenzije zgloba. Crveni i zeleni pravougaonici predstavljaju mesta na kojima je respektivno prepoznat početak fleksije ili ekstenzije šake.

Tripple threshold detection



Slika 21: Primer detekcije aktivnosti prilagođenim "Tri praga" algoritmom. Crna linija prikazuje razliku između anvelopa sa signalima izabranih za prepoznavanje fleksije i ekstenzije zgloba. Crveni i zeleni pravougaonici predstavljaju mesta na kojima je respektivno prepoznata fleksija ili ekstenzija šake.

## Noise and slope detection



Slika 22: Primer detekcije aktivnosti prilagođenim *Noise and slope* algoritmom. Crna linija prikazuje razliku između anvelopa sa signalima izabranih za prepoznavanje fleksije i ekstenzije zgloba. Crveni i zeleni pravougaonici predstavljaju mesta na kojima je respektivno prepoznata fleksija ili ekstenzija šake.



## 4 DISKUSIJA

### 4.1 Predloženi novi algoritmi za prepoznavanje aktivnosti na jednom kanalu

Na slici 15. možemo videti rezultate prepoznate aktivnosti na jednom kanalu za dva algoritma zamišljena za potrebe rada. Kao što se vidi i sa slike, i što je bilo očekivano iz teorije iznete u uvodu, Možemo primetiti da je *Noise and slope* algoritam za signale sa visokim odnosom signal/šum praktično nepogrešiv. Kao što je već navedeno, algoritam „Tri praga“ je nešto manje otporan na šum, pa usled toga nastaje veći broj lažnih detekcija aktivnosti.

Na slici 16. je prikazan zašumljeniji signal, koji pokazuje da ovi algoritmi za male odnose signal/šum mogu napraviti veći broj grešaka. Iz tog razloga je u uvodu bilo naglašeno da treba paziti da elektrode budu što bolje postavljene, što bliže posmatranoj motornoj jedinici. Ono što možemo uočiti jeste da *Noise and slope* algoritam iako nekad propusti detekciju aktivnosti, ne prijavljuje pogrešno prepoznate aktivacije. Ovo pokazuje da je ovaj algoritam visoko otporan na šum. U slučaju visoko zašumljenog signala, mogli bi da osetimo slab odziv signala (da je sistem *unresponsive*), ali ni u jednom trenutku ne bi osetili gubljenje kontrole nad sistemom za *biofeedback*. Dakle, sistem bi mogao da pruži osećaj konzistentnosti i sigurnosti.

Na slici 17. je prikazan signal u kom su akcije izvršavane različitom jačinom. Kao što vidimo na slici, algoritam *Noise and slope* se pokazao vrlo dobrim u detekciji aktivnosti, prepoznajući čak i najmanje aktivacije. Kako „Tri praga“ algoritam ne poseduje uslov za strminu pri prelaznom procesu, tada je daleko manje otporan na šumove, i samim tim možemo uočiti ne zanemariv broj pogrešno prepoznatih aktivacija.

Treba naglasiti da iako je manje otporan na šumove, „Tri praga“ algoritam je računski daleko manje zahtevan u odnosu na *Noise and slope* algoritam. Iz tog razloga, „Tri praga“ algoritmu je bilo potrebno  $\sim 29\mu\text{s}$  da bi se izvršio, dok je *Noise and slope* algoritmu bilo potrebno  $\sim 58\mu\text{s}$ . Oba algoritma su uspevala da se izvrše u roku jedne petlje programskega koda, u trajanju od 2ms, bez usporavanja obrade, tako da su bili pogodni za željenu obradu.

Oba algoritma su se pokazali uporedivo dobrim u odnosu na konvencionalne algoritme, sa tom prednošću što za prikazane algoritme nije potrebno usvajati parametre, već se samoinicijalizuju.

## 4.2 Prepoznavanje aktivnosti na dva kanala

Na slici 18. možemo videti korisnički interfejs za traženje optimalnih kanala za prepoznavanje dve različite aktivnosti, razvijen u LabVIEW okruženju. Izabrani kanali su potvrđeni kao najbolji za prepoznavanje aktivnosti kako vizuelnom inspekcijom, tako i daljom analizom u višekanalnim algoritmima za prepoznavanje.

Na slici 19. je prikazan prilagođeni *Moving average threshold* algoritam, i aktivnost koju je on prepoznao. Na ovoj, i svim daljim slikama, prikazana je razlika u envelopama izabranih kanala, kako bi bilo moguće i vizuelno potvrditi rezultate algoritama. Na slici 20. je prikazan prilagođeni *Hedges' standard deviation* algoritam, na slici 21. prilagođeni „Tri praga“ algoritam, a na slici 22. prilagođeni *Noise and slope* algoritam.

Iz priloženog možemo zaključiti da je postojeći *Moving average threshold* algoritam dao najbolje rezultate prepoznavanja mišićne aktivnosti. Ovo je slučaj za signale koji ne menjaju karakteristike u velikoj meri tokom vremena. Kako ovaj algoritam koristi fiksne pragove, tada, ukoliko sistem bude korišćen duže vremenske periode, može doći do porasta šuma, ili opadanja amplituda signala, što bi dovelo do potrebe za novom kalibracijom i određivanjem pragova.

U kategoriji neparametarskih algoritama, iako dobar algoritam za detekciju početka jedne aktivnosti, *Hedges' standard deviation* algoritam se pokazao kao težak za implementaciju u problemima sa većim brojem aktivnosti, i u prikazanom obliku praktično neupotrebljiv. Iz slike je moguće uočiti da je visoko osetljiv na šum, zbog čega daje informacije o aktivaciji nasumično.

Dva neparametarska algoritma, osmišljena za potrebe rada, su dali zadovoljavajuće rezultate pri detekciji pokreta. S obzirom da je metoda neparametarska, nije bilo teško odrediti da li postoji aktivnost, ali je prepoznavanje porekla aktivnosti predstavljalo izazov. Usled načina na koji su signali bili posmatrani, samo prepoznavanje je postalo daleko osetljivije na šum (*Noise and slope* algoritam koji nije imao detekciju u periodu mirovanja, pravio je takve greške u višekanalnoj varijanti).

Iako nesavršeni, poslednja dva algoritma bi davali ispravan skor, s obzirom da je duži vremenski period prepoznat ispravan pokret, pa bi i skor u okviru igara prilagođenih za ovaj sistem sa vremenom rastao, ukoliko korisnik ispravno radi vežbu, čime bi se ova greška efektivno uklonila.

## 5 ZAKLJUČAK

Trenutni sistem i algoritmi su razvijeni i testirani kao ilustrativni, i kao takvi pokazali dobre rezultate. Cilj ovog rada bio je kako da ilustruje rešavanje ovog problema, tako i da postavi dobar osnov za dalji razvoj sistema za *biofeedback*. Kao smernica za nastavak na ovom radu, ovde će biti predstavljeno par mogućih unapređenja.

Kako koristimo samo dva kanala za snimanje signala (kanale koje odredimo kao optimalne za prepoznavanje željene aktivnosti), tada je moguće koristiti matričnu elektrodu samo za pronalaženje željenih tačaka na telu, a za samo snimanje koristiti sistem koji bi u sebi integrisao dve sEMG elektrode, i veći broj drugih elektroda za biomedicinske signale (elektroencefalografske, elektrookulografske, i sl.). Na ovaj način bi mogli da postignemo potpuniji *biofeedback*, koji bi vraćao informaciju o većem broju fizioloških funkcija. Treba naglasiti da Smarting uređaj već poseduje ove mogućnosti, tako da se problem svodi na prihvatanje i obradu ovih informacija.

Kako su fleksija i ekstenzija šake vrlo laki da se razlikuju, bili su odabrani kao ilustrativni primer. Sa druge strane, iako imaju visoku ilustrativnu namenu, pacijenti koji bi mogli da koriste ovakav sistem za rehabilitaciju ne vežbaju ovakav pokret. Iz tog razloga, bilo bi dobro naći dva pokreta koji se koriste za vežbu u kliničkoj praksi, i pronaći dobra mesta za elektrode, kako bi ovi pokreti mogli što lakše da se prepoznaju.

Takođe, novi algoritmi prikazani u radu su nesavršeni, i moguće ih je dodatno unaprediti. Jedno od unapređenja bi moglo da bude merenje nagiba pod kojim izračunata funkcija seče svaki od pragova u „Tri praga“ algoritmu, i taj nagib uvede kao dodatni kriterijum za prepoznavanje aktivnosti, kako bi se umanjio uticaj šuma.

Isto važi i za algoritme koji se bave prepoznavanjem više različitih aktivnosti. Kao što smo mogli da zaključimo, neparametarski algoritmi nemaju veliku tačnost detekcije aktivnosti. Uticaj šuma pri posmatranju razlike u standardnim devijacijama bi bilo moguće otkloniti tako što zasebno koristimo algoritme da prepoznamo da li uopšte postoji aktivnost, pa u slučaju postojanja, ukoliko je na oba kanala prepoznata aktivnost, rešavamo sukob odabirom signala sa najvećim intenzitetom, ili standardnom devijacijom. Takođe, mogli bi problem prepoznavanja *Moving average threshold* algoritmom da umanjimo ili uklonimo uvođenjem adaptivnog praga, koji bi se sam menjao u određenim granicama tokom vremena.

## 6 LITERATURA

1. [www.aapb.org](http://www.aapb.org)
2. Jovanov IM, Popović DB. *Biofeedback: Software for processing of multiple electrophysiological signals*, u štampi.
3. Popović DB, Popović MB, Janković M. *Biomedicinska merenja i instrumentacija*, Akademska misao, Beograd, 2014.
4. Roberto Merletti, *Standards for Reporting EMG Data*, Journal of Electromyography and Kinesiology, February 1999; 9(1):III-IV.
5. Lev Vaisman, Jose Zariffa, Milos R. Popovic, *Application of singular spectrum-based change-point analysis to EMG-onset detection*, Journal of Electromyography and Kinesiology 20, pp. 750-760, 2010.
6. Paul W. Hodges, Bang H. Bui, *A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography*, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology* 101, pp. 511-519, 1996.
7. <http://www.addictinggames.com/sports-games/jump-it-2-dockyard-run-game.jsp>
8. <http://unity3d.com/>



## PRILOG A

Diplomski rad može da sadrži maksimalno 5 priloga. Prilozi su opcioni. Potrebno je numerisati priloge azbučno ili abecedno (u zavisnosti da li se diplomski rad piše čirilicom ili latinicom). Primeri šta sve Prilog može da sadrži:

1. programski kod
2. slike koda u slučaju grafičkog interfejsa (na primer: slike Block Diagram-a u LabVIEW-u ili slike Simulink dijagrama)
3. jednačine matematičkog modela
4. dodatne grafike merenih signala