

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA

DIPLOMSKI RAD br. 41

**Analiza algoritma za automatsko
određivanje perioda mišićne aktivnosti
temeljenog na statističkoj evaluaciji hipoteza**

Armin Rist

Zagreb, lipanj 2010.

Sažetak

U ovom radu ćemo se baviti problemom detekcije perioda mišićne aktivnosti. Problem detekcija perioda mišićne aktivnosti se najčešće rješava manualnom analizom signala od strane stručnjaka za EMG signale. Kod ovakvog načina detekcije dolazi do velikih odstupanja nalaza u ovisnosti o ispitivačima, njihovoj stručnosti i koncentraciji. Iz tog razloga su napravljeni razni algoritmi za automatsku detekciju perioda mišićne aktivnosti. Ovdje će biti prikazana implementacija dvije vrste algoritma za automatsku detekciju perioda mišićne aktivnosti, odnosno detekciju početka i kraja mišićne aktivnosti.

Prvi algoritam se bazira na *Micera, Sabatini & Dario* algoritmu, koji se temelji na statističkoj metodi „*Maximum Likelihood method*“. Rad drugog algoritma se temelji na zadavanju amplitudnog praga, nakon kojeg se smatra da je došlo do detekcije. Nakon implementacije ovih dvaju algoritama obavljena je analiza rezultata uspješnosti na način da su uspoređeni dobiveni rezultati obaju algoritama. Analiza je provedena na EMG signalima koji predstavljaju pokret vertikalnog skoka, a dobiveni su od ispitanika aktivnih sportaša.

Sadržaj

1.	ELEKTROMIOGRAFIJA	1
1.1.	Fiziologija elektromiografskog signala	2
1.2.	Analiza i interpretacija EMG signala	7
2.	OPIS MJERENJA.....	11
2.1.	Motorički test	11
2.2.	Elektromiografski sustav BTS FREEEMG	12
3.	DETEKCIJA PERIODA MIŠIĆNE AKTIVNOSTI	15
3.1.	Primjene i prednosti elektromiografije.....	15
3.2.	Važnost detekcije perioda mišićne aktivnosti	16
3.3.	Predobrada signala	17
3.3.1.	Visokopropusno filtriranje	18
3.3.2.	Uklanjanje istosmjerne komponente signala	19
3.3.3.	Punovalno ispravljanje	20
3.3.4.	Niskopropusno filtriranje	21
3.4.	Relaksirano stanje mišića	22
3.5.	Metoda preuzeta od <i>Hodges & Bui, 1996</i>	23
3.6.	<i>Hodges & Bui</i> algoritam	24
3.7.	Metoda preuzeta od <i>Micera, Sabatini & Dario, 1998</i>	28
3.8.	Prerađeni <i>Micera, Sabatini & Dario</i> algoritam.....	31
3.9.	Modificirani <i>GLR</i> algoritam	35
3.10.	Razvijeni algoritam.....	40
4.	EVALUACIJA REZULTATA	42
4.1.	Statistička evaluacija	42
4.2.	Primjeri	45

5.	ZAKLJUČAK	53
6.	LITERATURA.....	54
	Dodatak A.....	55
	Dodatak B.....	57

Popis tablica

Tablica 1 Prikaz statističke evaluacije rezultata, podjela po vrsti mišića43

Tablica 2 Prikaz statističke evaluacije rezultata, svi signali.....45

Popis slika

Slika 1 Širenje akcijskog potencijala	3
Slika 2 Prikaz aktivacije vlakana u zavisnosti od dužine vlakana.....	4
Slika 3 Jedna motorna jedinica Slika 4 Dvije motorne jedinice	5
Slika 5 Doprinos akcijskog potencijala svakog pojedinačnog vlakna elektromiogramu.....	6
Slika 6 M-val.....	7
Slika 7 Tipični izvorni EMG signal	8
Slika 8 Izvorni EMG signal	8
Slika 9 Punovalno ispravljen EMG signal.....	9
Slika 10 Utjecaj niskopropusnog filtriranja na određivanje početka EMG signala. (A) Punovalno ispravljen izvorni EMG signal; (B) niskopropusno filtriran s graničnom frekvencijom od 500 Hz; (C) granična frekvencija od 50 Hz; (D) granična frekvencija od 10 Hz	10
Slika 11 Faze vertikalnog skoka (Kasović, 2007. – prerađena slika).....	12
Slika 12 Bežična sonda.....	13
Slika 13 Punjač za baterije	13
Slika 14 BTS FREEEMG sve komponente	14
Slika 15 Neobrađeni EMG signal	18
Slika 16 Visokopropusno filtriran EMG signal	19
Slika 17 Uklonjena istosmjerna komponenta EMG signala.....	20
Slika 18 Punovalno ispravljen EMG signal.....	21
Slika 19 Niskopropusno filtriran EMG signal	22
Slika 20 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam <i>Hodges & Bui</i> , bez postprocesiranja.....	25
Slika 21 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam <i>Hodges & Bui</i> , sa postprocesiranjem	25

Slika 22 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam <i>Hodges & Bui</i> , sa postprocesiranjem, prikaz na filtriranom signalu.....	26
Slika 23 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom <i>Hodges & Bui</i> , bez postprocesiranja	27
Slika 24 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom <i>Hodges & Bui</i> , sa postprocesiranjem	27
Slika 25 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom <i>Hodges & Bui</i> , sa postprocesiranja, prikaz na filtriranom signalu.....	28
Slika 26 Određivanje početka mišićne aktivacije prerađenim <i>Micera, Sabatini & Dario</i> algoritmom, sa postprocesiranjem	33
Slika 27 Određivanje početka mišićne aktivacije prerađenim <i>Micera, Sabatini & Dario</i> algoritmom, sa postprocesiranjem	34
Slika 28 Neobrađen EMG signal	35
Slika 29 Obraden EMG signal	36
Slika 30 Funkcija odlučivanja - DF	36
Slika 31 Funkcija odlučivanja 2 - DF_2	37
Slika 32 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem	38
Slika 33 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem	39
Slika 34 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem	39
Slika 35 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem	40
Slika 36 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem	41
Slika 37 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem	41
Slika 38 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	44

Slika 39 Usporedba klasičnog algoritma i razvijenog algoritma	46
Slika 40 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	47
Slika 41 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	47
Slika 42 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	48
Slika 43 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	49
Slika 44 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	49
Slika 45 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	50
Slika 46 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma	51
Figure 47 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma.....	51

1. ELEKTROMIOGRAFIJA

Riječ *elektromiografija* dolazi od grčkih riječi *elektron+mys+gramma*, što bi u slobodnom prijevodu značilo jantar+mišić+pisanje. Naime, grčka riječ *elektron* je označavala različite fenomene vezane za prisutnost električnog naboja poput munje ili statičkog elektriciteta. Stari Grci su znali da jantar izaziva statički elektricitet kada se protrlja uz suh materijal.

Elektromiografija (EMG) proučava mišićne električne impulse, koristeći instrument – elektromiograf, koji bilježi signal – elektromiogram. Elektromiograf detektira električni potencijal koji stvara mišićno tkivo. Analiza elektromiograma može otkriti nepravilnosti u radu mišića. Često se koristi u analizi ljudskih ili životinjskih pokreta, odnosno u biomehanici. EMG je također korisna kod kliničkih dijagnoza neuroloških i neuromuskularnih problema. Koristi se i u različitim istraživačkim laboratorijima, uključujući one povezane s biomehanikom, neuromuskularnom fiziologijom, analizom hoda, kontrolom držanja i fizikalnom terapijom.

Francesco Redi je prvi dokumentirao svoje eksperimente s električnom jeguljom 1666. godine, kada je otkrio da ova vrsta jegulje ima mišić koji stvara elektricitet. Međutim, Étienne-Jules Marey je prvi znanstvenik koji je snimio električnu aktivnost mišića 1890. godine. On je ujedno i uveo termin elektromiografija. Mogućnosti otkrivanja i snimanja električnog signala su se intenzivnije razvijale od 1930.-ih godina kada su znanstvenici počeli koristiti poboljšanje elektrode u svrhu proučavanja mišićne aktivnosti.

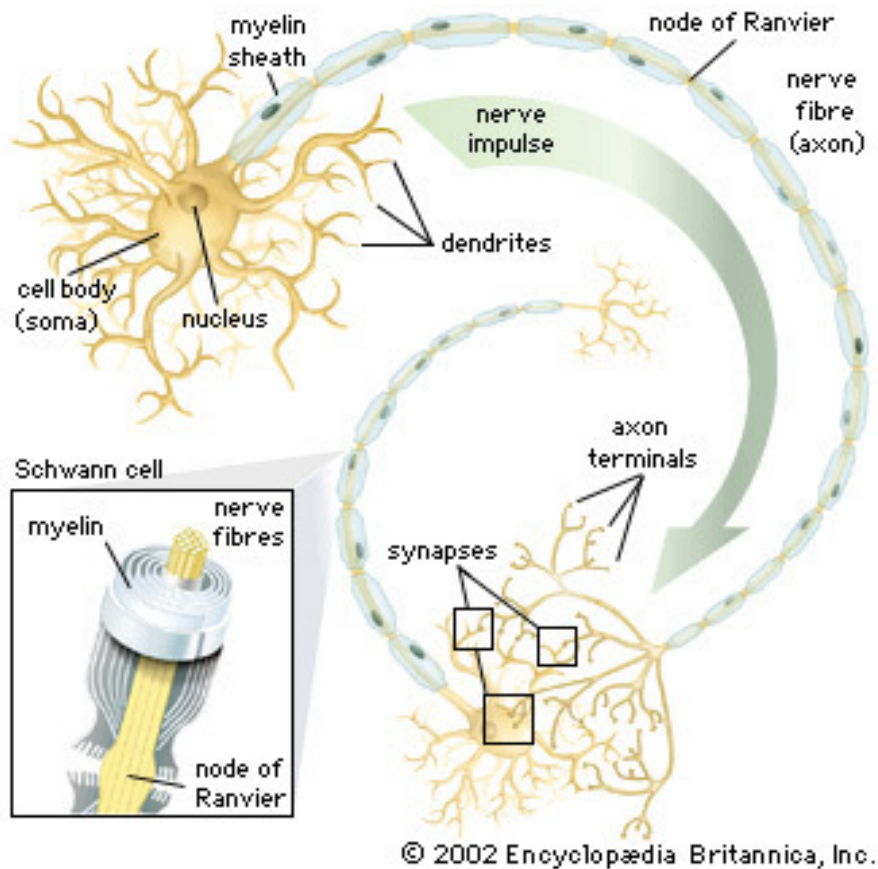
Tek se 1980. godine počinju proizvoditi malene i dovoljno lagane elektrode, te pojačala praktična za EMG. Danas postoji širok izbor pojačala i elektroda na tržištu i zahvaljujući tome istraživanja su kvalitetnija i mnogobrojnija.

Postoji razlika između kliničke elektromiografije, koja koristi intramuskularne elektrode, koje snimaju električni signal u unutrašnjosti mišića i elektromiografije koja koristi površinske elektrode (SEMG – *surface electromyography* – površinska elektromiografija), koje se stavljaju na površinu kože.

1.1. Fiziologija elektromiografskog signala

Da bi mišić proizveo silu mišićnim vlaknima je potreban impuls, koji dolazi od motornog neurona. Centralni živčani sustav (CŽS) aktivira motorni neuron i električni impuls putuje niz motorni neuron do svake sinapse. Sinapsa je zapravo komunikacijski spoj između dva neurona, jer se na tom mjestu signal prenosi s jednog neurona na drugi. Sinapsa je mjesto na kojem se stvara akcijski potencijal (AP).

Podražaj neurona dovodi do promjena na membrani koja je propusna za određene ione. Ioni su čestice koje imaju električni naboj, a taj naboj nastaje zbog razlike u broju protona i elektrona. Prolaskom iona kroz membranu nastaje akcijski potencijal. Akcijski potencijal ne nastaje odjednom u cijelom motornom neuronu. Kada nastane putuje po čitavoj membrani. Putovanja akcijskih potencijala niz akson ili uz dendrit su osnova mehanizama za prijenos informacija u mozgu. Na slici 1 je prikazan motorni neuron koji šalje signal do sinaptičkih veza, dendrit prepoznaje signal, a akson ga odašilje do svojih završetaka tzv. aksonskih nožica.

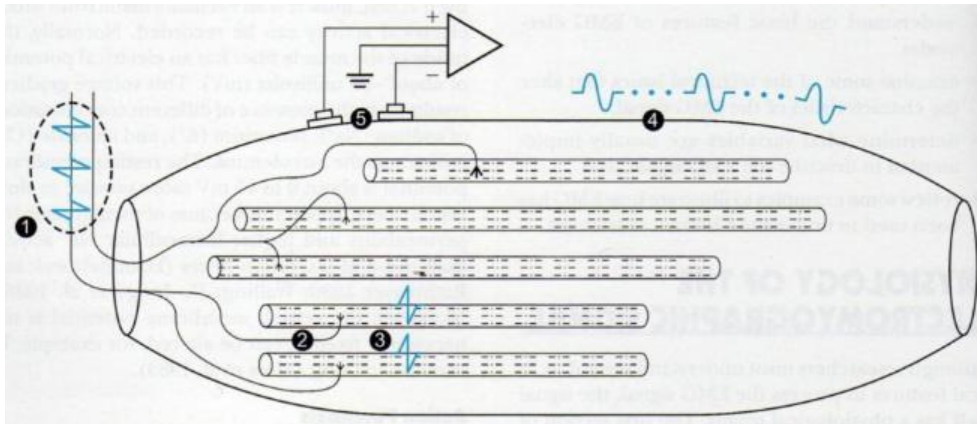


Slika 1 Širenje akcijskog potencijala¹

Čak i kada je u stanju mirovanja mišićno tkivo proizvodi električne signale. Unutrašnjost mišićnog vlakna ima električni potencijal od oko 90 milivolta (mV). Ovaj potencijal varira u zavisnosti od prisutnosti različitih koncentracija iona natrija (Na^+), kalija (K^+) i klora (Cl^-).

Slika 2 prikazuje širenje akcijskog potencijala mišićnog vlakna. Aksonski završeci ili nožice motornih neurona nisu uvijek jednake, tako da se akcijski potencijal ne širi ravnomjernom brzinom.

¹ <http://media-2.web.britannica.com/eb-media/64/72764-004-CFB3AF9A.jpg>



Slika 2 Prikaz aktivacije vlakana u zavisnosti od dužine vlakana.²

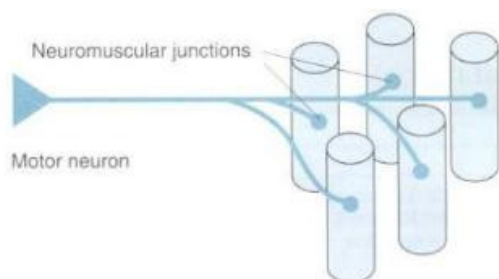
1. AP motornog neurona započinje proces podraživanja mišićnog vlakna
2. AP stiže do kraja aksonskih završetaka
3. Elektrokemijskim postupkom AP se širi čitavom dužinom vlakna
4. Suma svih potencijala mišićnih vlakana proizvodi AP motorne jedinice
5. AP Motorne jedinice se može snimiti na površini kože

Različita brzina provodljivosti mišićnog vlakna je u zavisnosti od akcijskog potencijala, što direktno utječe na elektromiografiju. Kada AP putuje sporije, to doprinosi niskim frekvencijama na površini. Nastajanje akcijskog potencijala je ionski proces, pa samim time brzina širenja akcijskog potencijala zavisi od brzine razmjene iona.

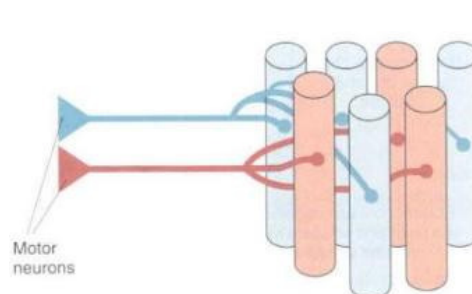
Motornu jedinicu čine: motorni neuron, sva mišićna vlakna koja neuron nadražuje. Na slikama 3 i 4 vidimo motornu jedinicu.

² Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics, Human Kinetics*, 2004. p. 163.

(A) SINGLE MOTOR UNIT

Slika 3 Jedna motorna jedinica³

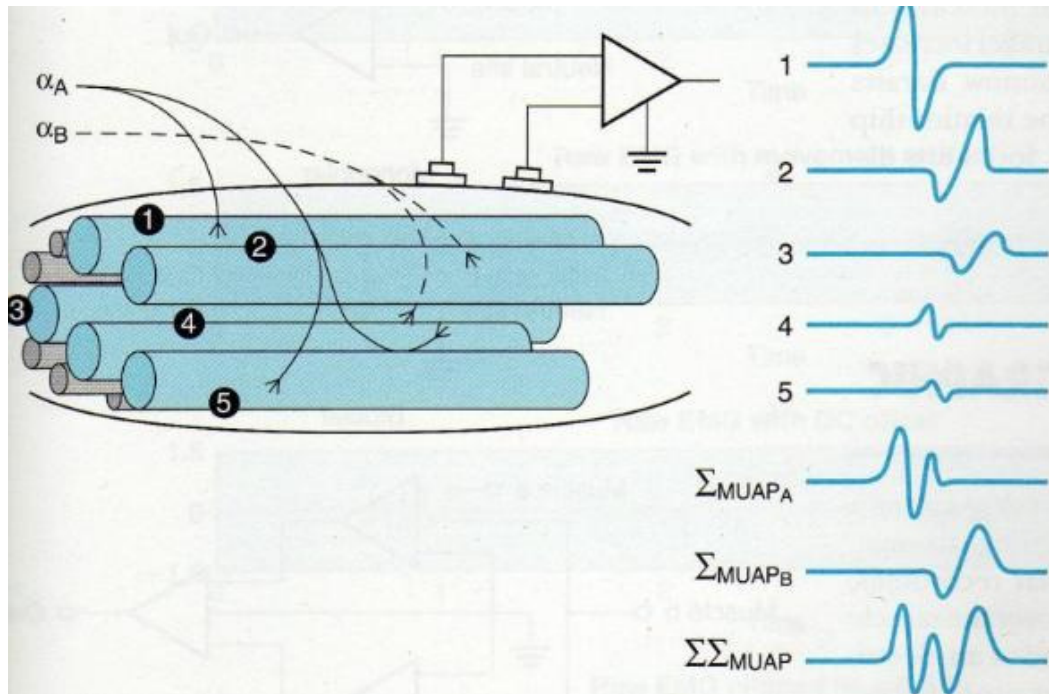
(B) TWO MOTOR UNITS

Slika 4 Dvije motorne jedinice⁴

Svaki motorni neuron podražuje nekoliko stotina mišićnih vlakana, premda taj broj varira u zavisnosti od vrste mišića. Akcijski potencijal motorne jedinice (*Motor unit action potential - MUAP*), predstavlja sumu električnih aktivnosti svih mišićnih vlakana unutar te motorne jedinice. Dakle, motorne jedinice s više mišićnih vlakana imaju veći *MUAP*.

³ <http://www.mona.uwi.edu/fpas/courses/physiology/muscles/MotorUnits.jpg>

⁴ <http://www.mona.uwi.edu/fpas/courses/physiology/muscles/MotorUnits.jpg>



Slika 5 Doprinos akcijskog potencijala svakog pojedinačnog vlakna elektromiogramu⁵

Na slici 5 se vidi da vlakno broj 5 daje manji doprinos MUAP-u nego vlakno broj 1. Prikazane su dvije motorne jedinice, A i B, a njihove amplitude su prikazane kao algebarska suma individualnih akcijskih potencijala mišićnih vlakana. Snimljeni EMG signal je algebarska suma akcijskih potencijala obje motorne jedinice, odnosno $\sum \sum MUAP$.

Postoji 5 karakteristika elektromiografskog signala:

1. Voltaža ili amplituda, koja služi za mjerenje od vrha do vrha. Vrijednosti amplitude su najčešće reda veličine mikrovolta (μV) ili milivolta (mV).
2. Trajanje
3. Valni oblici
4. Frekvencija

⁵ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics, Human Kinetics*, 2004. p. 165

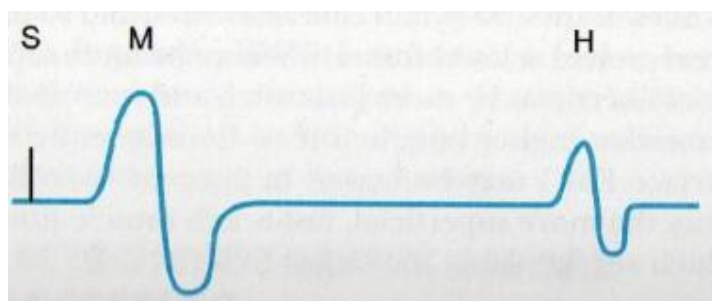
5. Zvuk, EMG signali se mogu čuti preko pojačala i njihove individualne zvučne karakteristike

1.2. Analiza i interpretacija EMG signala

Obrada bioelektričnih signala u biomedicini je vrlo važna. Provodi se radi dobivanja informacija o signalu «prikrivenom» šumom ili neželjenim većim bioelektričnim naponom. Cilj je isticanje mjerene veličine, a potiskivanje smetnje ili nepoželjnih signala te izvlačenje signala iz šuma (najčešće se signal prikazuje u frekvencijskoj domeni) ili određivanje periodičnosti signala.

Od već spomenutih karakteristika EMG signala, najvažnije su amplituda i frekvencija. Amplituda je pokazatelj snage mišićne aktivnosti. Frekvencija je u direktnoj zavisnosti od snage.

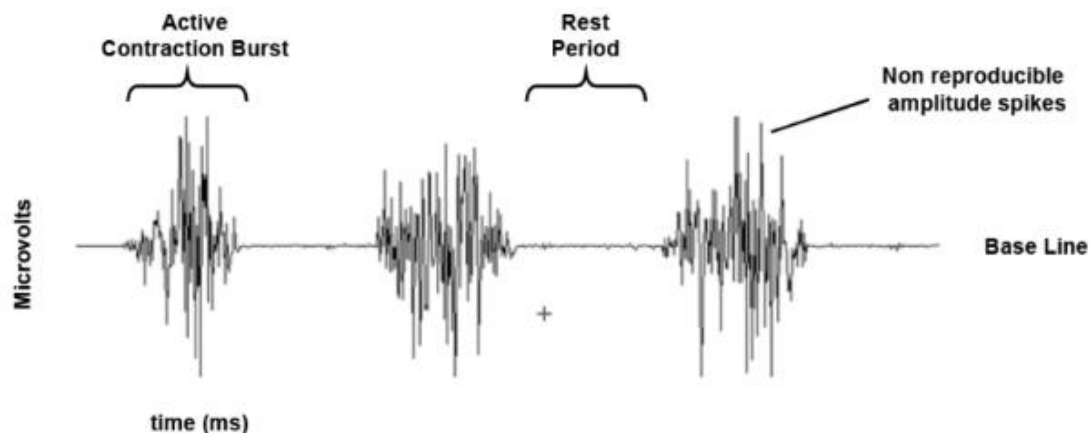
Najjednostavniji način da se objasni snaga elektromiografskog signala je na primjeru jednostavne PP (*peak to peak*) amplitude. Na primjer, kada se svi motorni neuroni simultano aktiviraju, proizvode sinkronizirani signala koji se zove M-val (slika 6).



Slika 6 M-val⁶

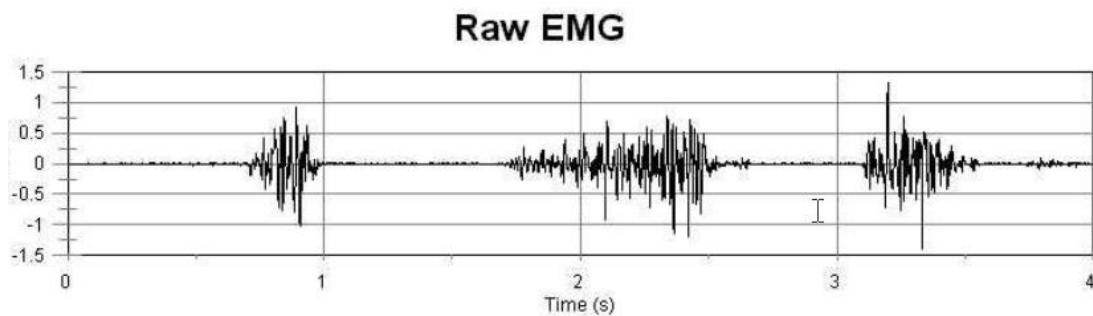
⁶ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics, Human Kinetics*, 2004. p. 172

Dobiveni signal je potrebno obraditi, neke od obrada EMG signala su: punovalno ispravljanje, usrednjavanje signala, te niskopropusno i visokopropusno filtriranje signala.



Slika 7 Tipični izvorni EMG signal⁷

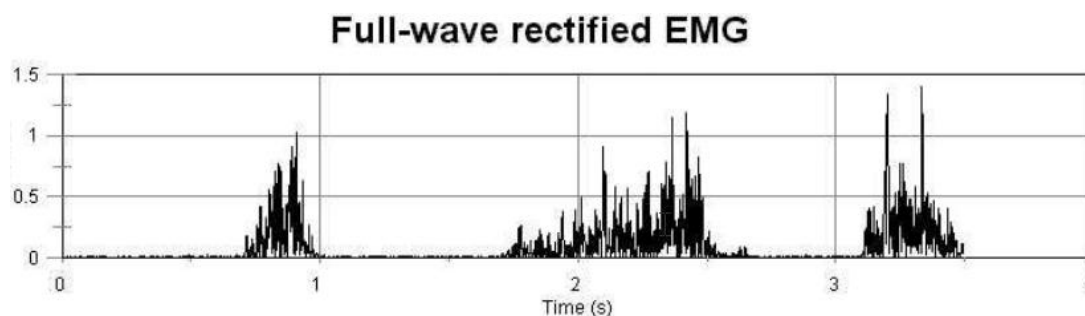
Izvorni signal (*raw signal*, slika 7 i 8) je nefiltriran i neobrađen signal. On je obično u rasponu od +/- 5000 mikrovolti (istrenirani sportaši), a frekvencija mu iznosi između 6 i 500 Hz.



Slika 8 Izvorni EMG signal⁸

⁷ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics*, Human Kinetics, 2004. p. 173

⁸ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics*, Human Kinetics, 2004. p. 173



Slika 9 Punovalno ispravljen EMG signal⁹

Punovalno ispravljen signal (slika 9) se obično opisuje kao apsolutna vrijednost izvornog signala i uglavnom služi kao međukorak za neku drugu obradu.

Analiza frekvencije signala je jedna od čestih analitičkih metoda. Jedan od najjednostavnijih načina opisivanja frekvencije je brojanje šiljaka.

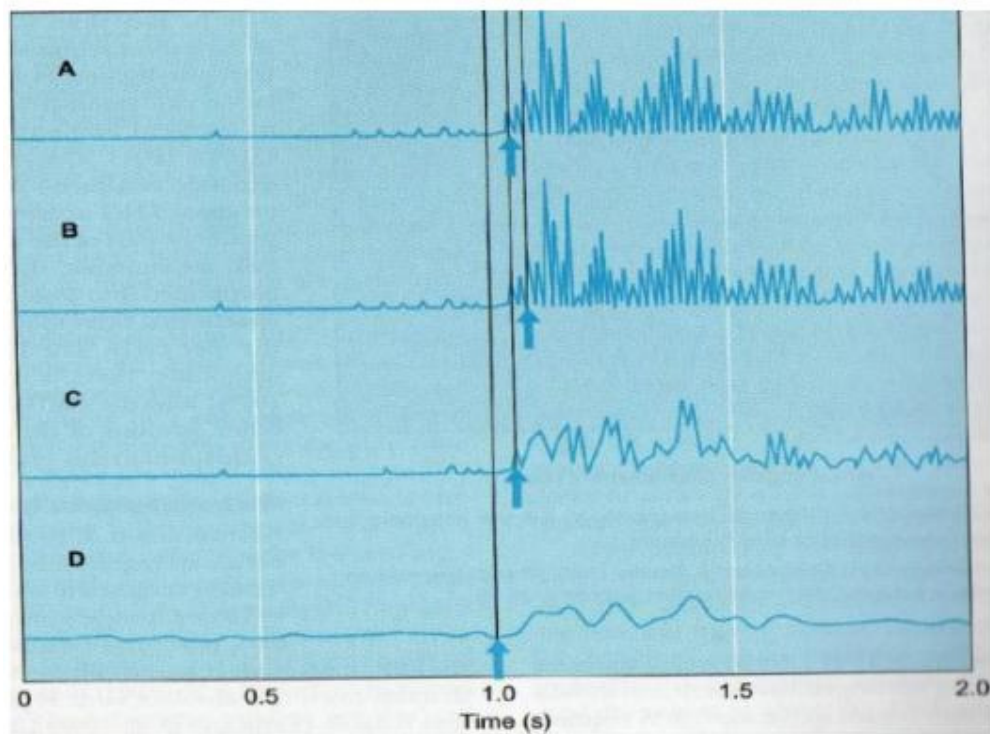
Tehnika spektralne analize se često koristi kod opisivanja frekvencijskih karakteristika EMG signala. Frekvencija površinski snimljenog EMG signala se često pogrešno tumači, pa tako treba imati na umu da:

- pojačana frekvencija ne podrazumijeva da su aktivne sve motorne jedinice u mišiću

- smanjena frekvencija ne podrazumijeva povećanje sinkronizacije u radu motornih jedinica

Analiza početka i kraja perioda mišićne aktivnosti je također veoma interesantna, jer pokazuje kada mišićna aktivnost započne, te kada završi. Bitan kriterij, kod određivanja početka i kraja perioda mišićne aktivnosti, je ispravan odabir graničnih frekvencija kod visokopropusnog i niskopropusnog filtriranja . Neispravna filtracija signala može odgoditi identifikaciju trenutka početka mišićne aktivnosti. Primjer filtracije signala na slici 10.

⁹ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics*, Human Kinetics, 2004. p. 173



Slika 10 Utjecaj niskopropusnog filtriranja na određivanje početka EMG signala. (A) Punovalno ispravljen izvorni EMG signal; (B) niskopropusno filtriran s graničnom frekvencijom od 500 Hz; (C) granična frekvencija od 50 Hz; (D) granična frekvencija od 10 Hz ¹⁰

¹⁰ Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics*, Human Kinetics, 2004. p. 175

2. OPIS MJERENJA

EMG signale koji se u ovom diplomskom radu koriste su snimali dr. Stanislav Peharec i Petar Bačić u biomehaničkom laboratoriju Poliklinike Peharec u Puli.

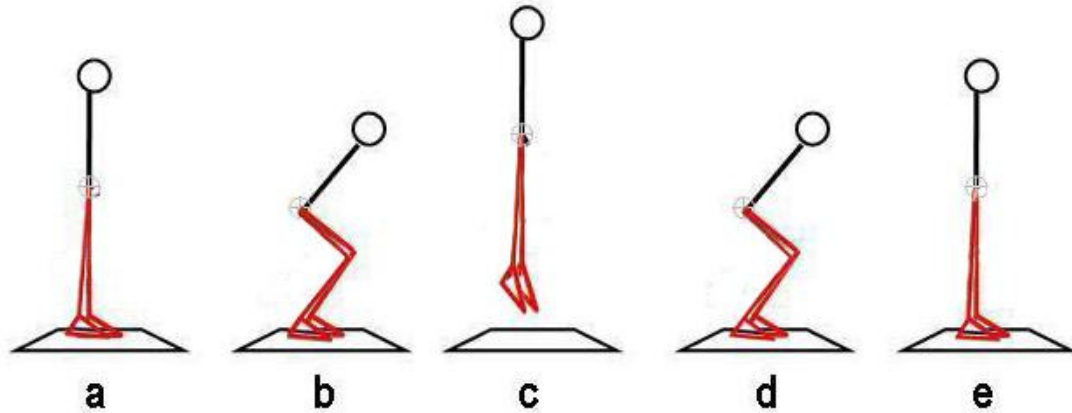
Ispitanici su bili aktivne rukometašice iz prve hrvatske rukometne lige (HRL). Za svaku ispitanicu mjereni su EMG signali pri vertikalnom skoku sa obje noge. Mjerenje je ponavljano tri do četiri puta za svaku ispitanicu.

2.1. Motorički test

Mjerena je elektromiografska aktivnost mišića pri vertikalnom skoku. Skok je pokret koji uzrokuje projekciju centra težišta tijela u vis te podizanje stopala od tla. On može biti opisan i izveden na više načina, ovisno o cilju koji se želi ostvariti, npr. postizanje maksimalne visine centra težišta (vertikalni skok), maksimalni horizontalni pomak centra težišta (skok u dalj) ili maksimalno vrijeme provedeno u zraku.

Iz biomehaničke perspektive skok se može opisati kao pokret pri kojem se pokušava postići maksimalna vertikalna brzina centra težišta tijela pri odrazu, pokret pri kojem se pokušava postići maksimalna horizontalna dužina i pokret koji u fazi leta sadrži određene rotacije ili okrete (Enoka, 1988; Enoka 2002).

Vertikalni skok opisuju tri faze koje su povezane sa vertikalnim ubrzanjem i silama reakcije podloge. Prva faza obuhvaća pripremu za skok i odraz (slika 11a i b). Druga faza opisuje tijelo u zraku bez kontakta sa podlogom (slika 11c). Treća faza započinje ostvarivanjem ponovnog kontakta s podlogom i u njoj dolazi do pokušaja stabilizacije tijela, s naglaskom na donje ekstremitete (slika 11d i 11e).



Slika 11 Faze vertikalnog skoka (Kasović, 2007. – prerađena slika)

Ovdje obrađeni signali prikupljeni su snimanjem EMG signala mišića *gluteus maximus*, *biceps femoris caput longus*, *rectus femoris*, *vastus lateralis*, *vastus medialis* i *gastrocnemius medialis*, obje noge, pri vertikalnom skoku.

2.2. Elektromiografski sustav BTS FREEEMG

Za snimanje je korišten uređaj BTS FREEEMG. To je 16-kanalni SEMG (*surface EMG*) bežični sustav za praćenje električne aktivnosti mišića.

Sastoji se od 16 bežičnih sondi (svaka teži 8 g) s aktivnim elektrodama, sve sonde mogu slati i primiti podatke. Sonde pojačavaju EMG signale, zatim ih digitaliziraju s 16 bitnom rezolucijom i frekvencijom otipkavanja do 1 kHz, nakon čega komuniciraju s prijenosnom jedinicom (za komunikaciju koriste *IEEE802.15.4 standard*). Domet signala je do 30 m. Sonde su napajane punjivim baterijama, koje mogu raditi 3 sata, također posjeduju *Stand-by mode* u kojem imaju smanjenu potrošnju. Uz sonde se dobije i punjač za njihove baterije. Jedna sonda je prikazana na slici 12, a na slici 13 je prikazan punjač za sonde.

Slika 12 Bežična sonda¹¹Slika 13 Punjač za baterije¹²

Prijenosna jedinica je 16-kanalna što znači da ima mogućnost prikupljanja signala šesnaest mišića istovremeno. Bežično komunicira (*WiFi standard 802.11b*)

¹¹http://www.btsbioengineering.com/images/phocagallery/Productsandservices/FREEEMG/Right/thumbs/phoca_thumb_I_BTSFREEEMGPROBE.jpg

¹²http://www.btsbioengineering.com/images/phocagallery/Productsandservices/FREEEMG/Right/thumbs/phoca_thumb_I_BTSFREEEMGCHARGER.jpg

sa glavnom jedinicom i ima doomet do 30 m. Može raditi sa jednom baterijom do 9 sati, teži 240 g. Na slici 14. su prikazane sve komponente BTS FREEEMG uređaja.

Glavna jedinica je računalo predviđeno za prikupljanje, dekodiranje, konvertiranje i filtriranje signala koji dolaze od prijenosne jedinice.



Slika 14 BTS FREEEMG sve komponente¹³

¹³http://www.btsbioengineering.com/images/phocagallery/Productsandservices/FREEEMG/Right/thumbs/p_hoca_thumb_I_BTSFREEEMGKIT.jpg

3. DETEKCIJA PERIODA MIŠIĆNE AKTIVNOSTI

3.1. Primjene i prednosti elektromiografije

Prednosti korištenja elektromiografije ima mnoštvo. Na prvom mjestu elektromiografija daje objektivne podatke koji se ne mogu dobiti na bilo koji drugi način. Test je vrlo osjetljiv, i u može dati mikrofiziološki pregled dijela mišića i živaca s kojima je povezan. Potpuno objektivna metoda. Pacijent ne može promjeniti ili na bilo koji način utjecati na dobivene rezultate. Kod korištenja površinskog EMG-a ne postoje nikakvi naknadni popratni simptomi ili komplikacije. Cijena je podnošljiva. Test se može provesti bilo gdje.

Elektromiografija nije zamišljena da zauzme mjesto neurološkog pregleda, röntgena ili drugih laboratorijskih procedura. Dobiveni podaci nemaju ni manju ni veću važnost od ostalih dijagnostičkih podataka, iako u nekim uvjetima ova metoda daje bitne podatke koji inače ne bi nikako mogli biti dobiveni.

Konkretna podjela područja primjene elektromiografije bi bila:

1. Medicinska istraživanja: ortopedija, kirurgija, funkcionalna neurologija, analiza hoda i stajanja.
2. Rehabilitacija: postoperativna stanja, neurološka rehabilitacija, fizioterapija i aktivna terapija u treningu
3. Sportska istraživanja: biomehanika, analiza pokreta, trening snage sportaša i prevenciju ozljeda
4. Ergonomija: analize zahtjevnosti, prevencija rizika, ergonomički dizajn, itd.

3.2. Važnost detekcije perioda mišićne aktivnosti

Kod dijela nabrojanih primjena iz prošlog poglavlja od velike je važnosti znati točno odrediti periode aktivnosti mišića. Područja u kojima je određivanje perioda aktivnosti mišića bitno uključuju istraživanja abnormalnih motornih funkcija kod hoda nakon moždanog udara. Procjena parametara poput trenutka početka mišićne aktivnosti, trajanje perioda aktivnosti i sl. , može dati bolji uvid u pacijentov oporavak nakon moždanog udara.

Određivanje perioda aktivnosti mišića je također bitno kod planiranja operacija vezanih za cerebralnu paralizu. Npr. elektromiografija se često koristi prije planiranja operacije transplantacije tetive. Glavna pretpostavka ovdje je da se nakon transplantacije tetive period mišićne aktivnosti neće znatno promijeniti.

Točno određivanje perioda aktivnosti je također bitno kod mjerenja takozvanog vremena reakcije (*Reaction time - RT*). *RT* predstavlja mjerenje koje odražava senzomotorno procesiranje informacijama centralnog živčanog sustava. *RT* pokusi se znatno koriste za procjenu neuropsihološkog deficita u pacijenata koji pate od neuroloških poremećaja poput Parkinsonove bolesti. Pacijenti moraju određenim pokretom tijela odgovoriti čim brže na zadanu pobudu. Za analizu *RT* (vremenski interval između vremena t_s pobude i vremena t_o početka pokreta) potrebno je točno odrediti vrijeme t_o koje označava početak voljnog pokreta pacijenta.

Kod svih ovih primjena detekcija perioda aktivnosti je najčešće procjenjena vizualnom inspekcijom EMG signala od strane stručnjaka za EMG signale. Ovakav način procjene nije pouzdan i znatno se razlikuje od stručnjaka do stručnjaka. Drugi način detekcije perioda aktivnosti je pomoću algoritma za automatsko određivanje mišićne aktivnosti. Ovakav način detekcije je mnogo objektivniji. U ovome radu ćemo se baviti upravo ovakvim načinom detekcije perioda mišićne aktivnosti.

Postoje primjene elektromiografije gdje je detekcija perioda aktivnosti jedino moguća pomoću algoritma za automatsko određivanje mišićne aktivnosti. Npr. kod istraživanja koja se bave izradom uređaja koji poboljšavaju ili ispravljaju rad udova i kod istraživanja koji se bave kontrolom umjetnih udova najčešće se upravo EMG

signali koriste za kontroliranje uređaja . Za omogućavanje ispravnog rada ovakvih uređaja točno određivanje perioda aktivacije mišića je vrlo bitno.

Najmodernije kompjuterizirane metode za određivanje perioda mišićne aktivnosti najčešće koriste algoritme koji se temelje na nalaženju srednje vrijednosti i standardne devijacije iz dijela EMG signala koji pripada mišiću kad je u relaksiranom stanju. Te dvije vrijednosti se zatim koriste na način da se početak perioda mišićne aktivnosti identificira na mjestu (s time da se ne uzima samo jedan uzorak već se uzima prozor od više uzoraka i on se usrednjava) gdje signal ima vrijednost koja je za određeni broj standardnih devijacija veća od srednje vrijednosti relaksiranog signala.

Temeljna pretpostavka većine metoda je da je snaga EMG signala mnogo veća kad se mišić kontrahira.

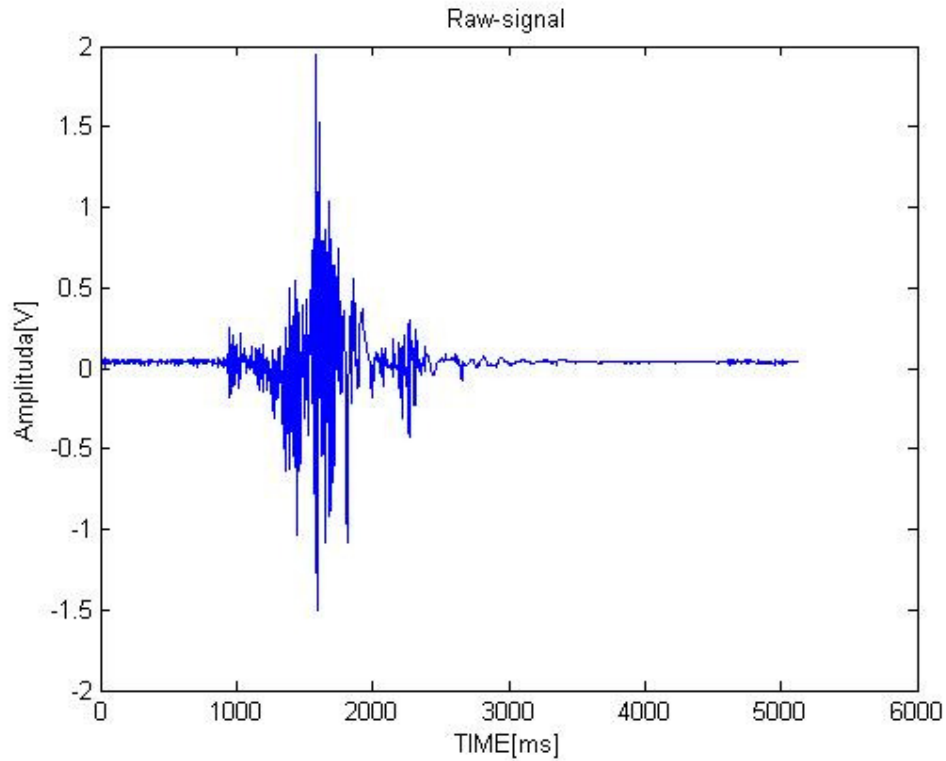
Ovdje ćemo razmatrati dvije različite metode za detekciju praga aktivacije. Prva metoda će se temeljiti na algoritmu opisanom u studiji od *Hodges & Bui, 1996*. Druga metoda se temelji na algoritmu izrađenom u studiji od *Micera, Sabatini & Dario, 1998*. Obje metode su iskorištene kod pisanja 3 različite vrste algoritama. Prvi algoritam koristi metodu preuzetu od Hodges & Bui, dok drugi i treći algoritam koriste metodu preuzetu od *Micera, Sabatini & Dario*.

3.3. Predobrada signala

Kod ostvarivanja ove detekcije veliki problem je bilo nepostojanje točno i stručno označenih početaka i krajeva u EMG signalima. Ovo je posebno bio problem kod signala koji imaju veliku količinu šuma i artefakata.

Ovaj dio opisuje zajedničke značajke svih napisanih algoritama.

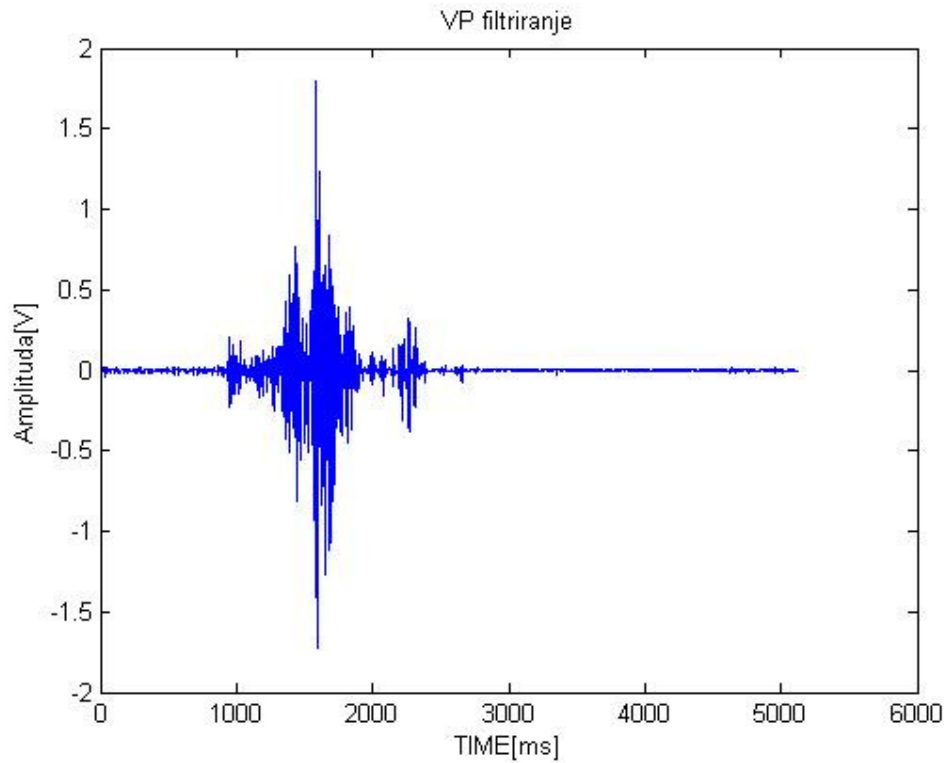
Svi algoritmi su ostvareni u programskom okruženju *Matlab*. Program počinje izborom signala iz dostupne baze podataka. Prije primjene algoritma za detekciju signal je bilo potrebno obraditi. Obradu ćemo pokazat na signalu prikazanom na slici.



Slika 15 Neobrađeni EMG signal

3.3.1. Visokopropusno filtriranje

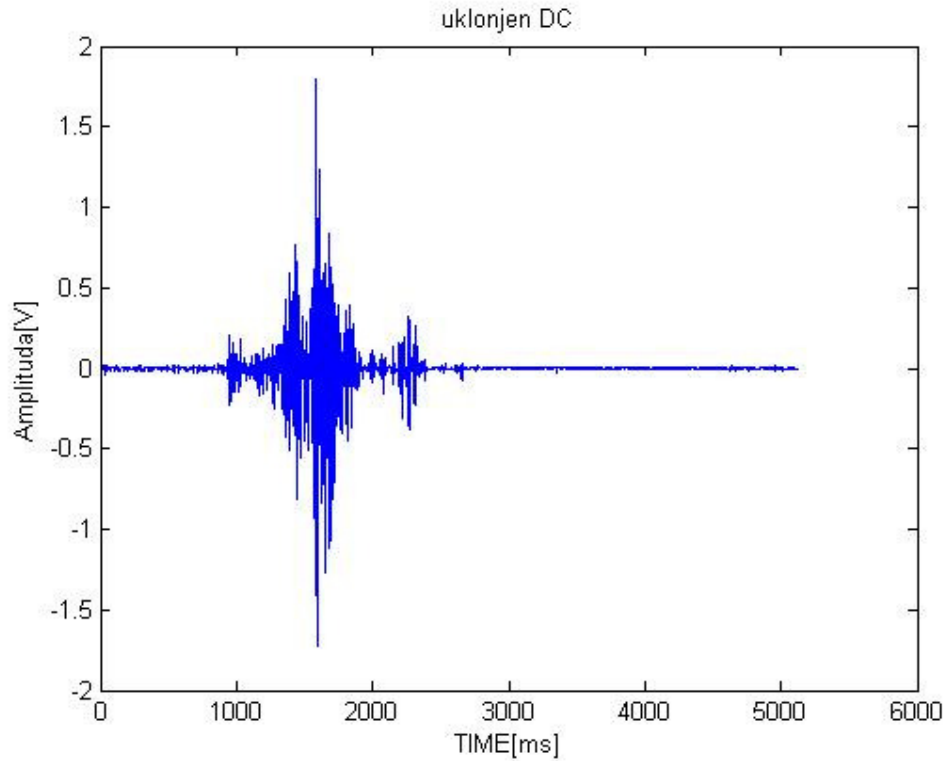
Prvi korak obrade je visoko propusno filtriranje. Visokopropusno filtriranje se izvodi radi uklanjanja artefakata pomaka. Radi se o smetnjama koje nastaju zbog pomicanja kablova i/ili kontakta između elektrode i kože. Za filtriranje je korišten Butterworthov filter 5. reda. Filtriranje signala može utjecati na rezultate određivanja perioda mišićne aktivnosti zbog čega je potrebno izabrati graničnu frekvenciju kod koje ne dolazi do velikih gubitaka podataka. Granična frekvencija je određena eksperimentalno, a određena je na način da je signal filtriran nizom frekvencija i na temelju izgleda filtriranog signala je odabrana granična frekvencija od 25 Hz (Dodatak A).



Slika 16 Visokopropusno filtriran EMG signal

3.3.2. Uklanjanje istosmjerne komponente signala

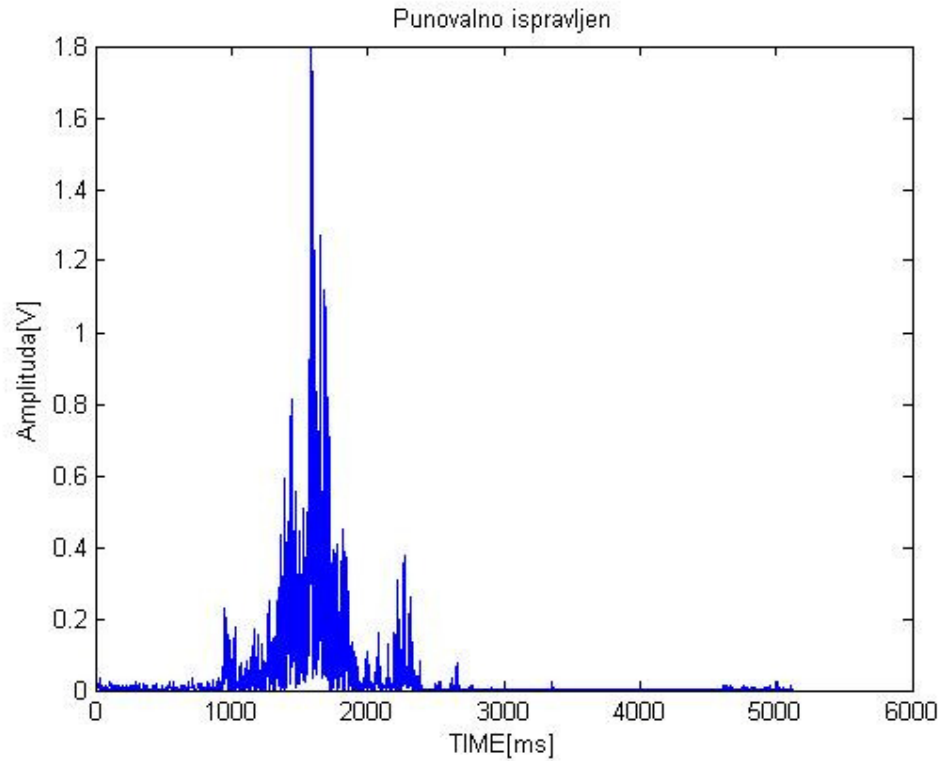
Drugi korak predobrade signala je uklanjanje istosmjerne komponente signala. Ovo se radi na način da se računa srednja vrijednost signala, koja se zatim oduzima od signala, tako da srednja vrijednost signala postaje jednaka nula.



Slika 17 Uklonjena istosmjerna komponenta EMG signala

3.3.3. Punovalno ispravljanje

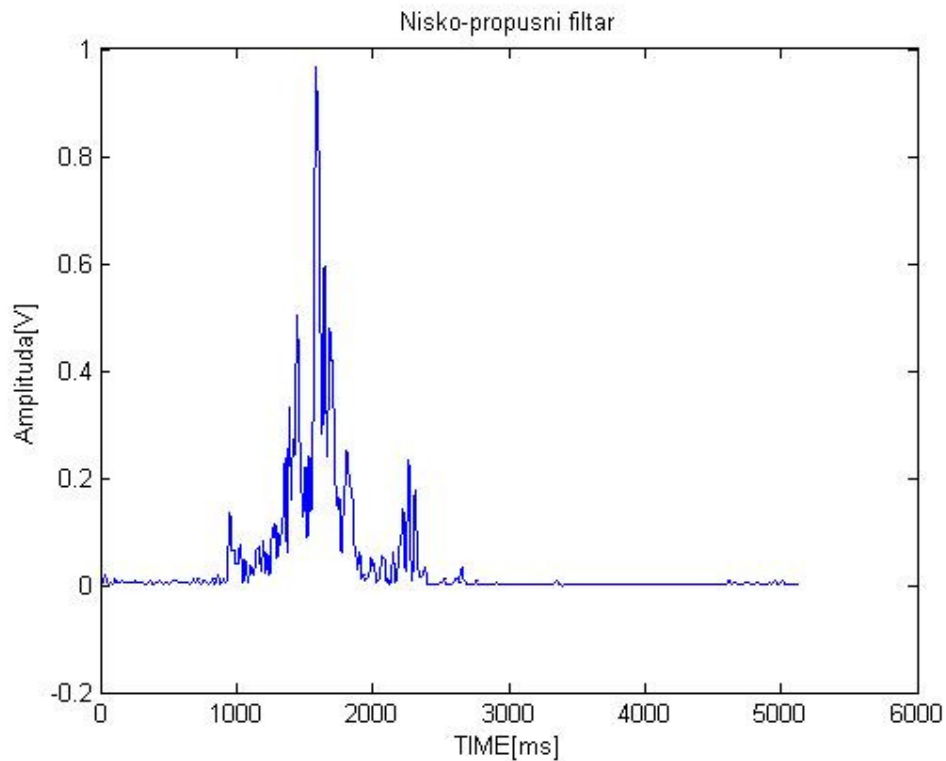
Treći korak obrade EMG signala je punovalno ispravljanje. Punovalnim ispravljanjem sve negativne vrijednosti postaju pozitivne, dobiva se apsolutna vrijednost. Na ovaj način srednja vrijednost punovalno ispravljenog EMG signala poprima vrijednost različitu od nule.



Slika 18 Punovalno ispravljen EMG signal

3.3.4. Niskopropusno filtriranje

Četvrti korak obrade EMG signala je niskopropusno filtriranje. Ono se koristi za određivanje anvelope signala. Korišten je Butterworthov filtar 5. reda, granične frekvencije od 40 Hz. Granična frekvencija je određena vizualno usporedbom izgleda filtriranih signala (Prilog B). Ovaj korak se primjenjuje samo za klasični algoritam, dok se u preostala dva ne primjenjuje.



Slika 19 Niskopropusno filtriran EMG signal

3.4. Relaksirano stanje mišića

Sljedeći korak pri analizi periode mišićne aktivnosti je izbor dijela EMG signala koji prikazuje mišić u relaksiranom stanju. Kod svih EMG signala se pretpostavilo da početak (prvih 100 ms) EMG signala predstavlja mišić u relaksiranom stanju, ali također je omogućeno i ručno odabiranje perioda gdje je mišić u relaksiranom stanju. Nakon izbora računa se srednja vrijednost μ_0 i standardna devijacija σ_0 tog dijela signala.

Ostatak realizacije se razlikuje od algoritma do algoritma.

3.5. Metoda preuzeta od *Hodges & Bui, 1996.*

Metoda *Hodges & Bui, 1996.* počinje s izračunom srednje vrijednosti μ_0 i standardne devijacije σ_0 koje se računaju iz dijela EMG signala koji predstavlja mišić u relaksiranom stanju. Trenutak početka mišićne aktivnosti se utvrđuje u trenutku kada srednja vrijednost prozora od određenog broja uzoraka (broj uzoraka obuhvaća period od 25 ms) ima vrijednost veću od $\mu_0 + 3\sigma_0$. Na isti način se otkriva i kraj aktivacije mišića, samo sada se traži trenutak kada zadani prozor ima vrijednost manju od $\mu_0 + \sigma_0$.

Ova metoda je modificirana kod implementacije algoritma, samo je osnovni koncept preuzet iz rada od *Hodges & Bui.*

Osnovna pretpostavka dobre detekcije je da je standardna devijacija σ_1 mišića u kontrakciji znatno veća od relaksiranog mišića¹⁴. Jedino kada je ova pretpostavka točna je moguće pomoću ovoga algoritma točno odrediti (s neznatnim kašnjenjem) prag aktivacije mišića.

Predložena pretpostavka, koja se tiče razlika standardnih devijacija ne mora biti točna za subjekte koji imaju smanjenu mišićnu funkcionalnost ili ako signal sadrži veliku količinu šuma. Drugim riječima kada se omjer signal-šum $\rho = \sigma_1/\sigma_0$ približava jedinici, dolazi do znatnog smanjena točnosti detekcije ovog algoritma. Ovo je glavna motivacija za pronalazak novih naprednijih metoda detekcije praga aktivacije.

¹⁴ Micera, S., Sabatini, A. M., & Dario, P. (1998). An algorithm for detecting the onset of muscle contraction by EMG signal processing. *Medical Engineering & Physics*, 20: 211-212.

3.6. Hodges & Bui algoritam

Nakon obavljenih prethodno opisanih, zajedničkih koraka, u prvom algoritmu korak koji slijedi je korištenje pomičnog prozora veličine 25 ms i računanje srednje vrijednosti za svaku vrijednost:

$$f_2(i) = \frac{\sum_{i-24}^{i+24} f(i)}{25} \quad (10)$$

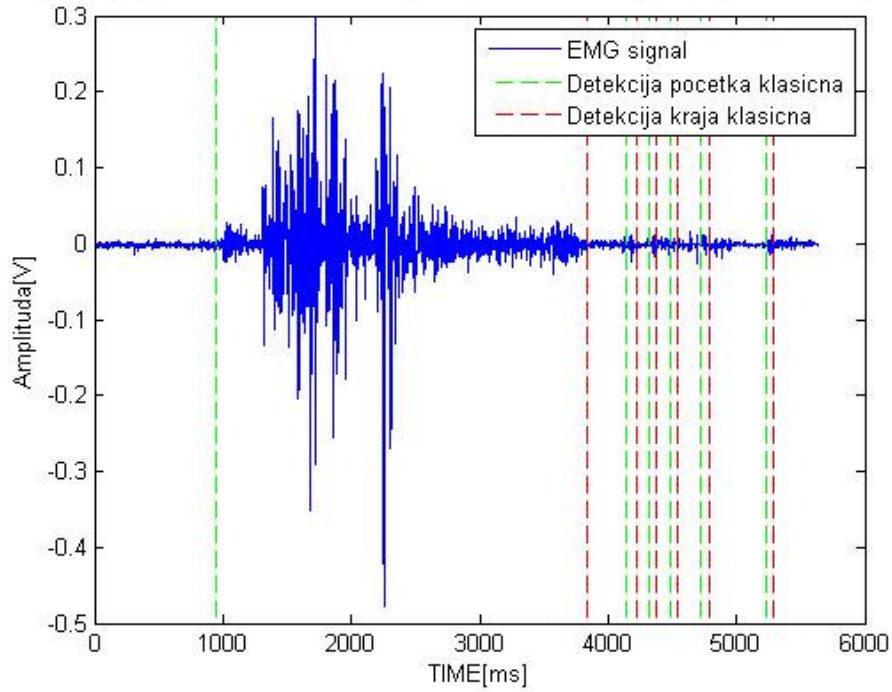
Nakon toga se traže vrijednosti iz funkcije f_2 (formula 10) koje su veće od srednje vrijednosti $\mu_0 + 3$ standardne devijacije σ_0 :

$$f_2(i) > \mu_0 + 3\sigma_0 \quad (11)$$

Sve vrijednosti koje su veće dobivaju vrijednost „1“, sve koje su manje od te vrijednosti se označavaju s „0“.

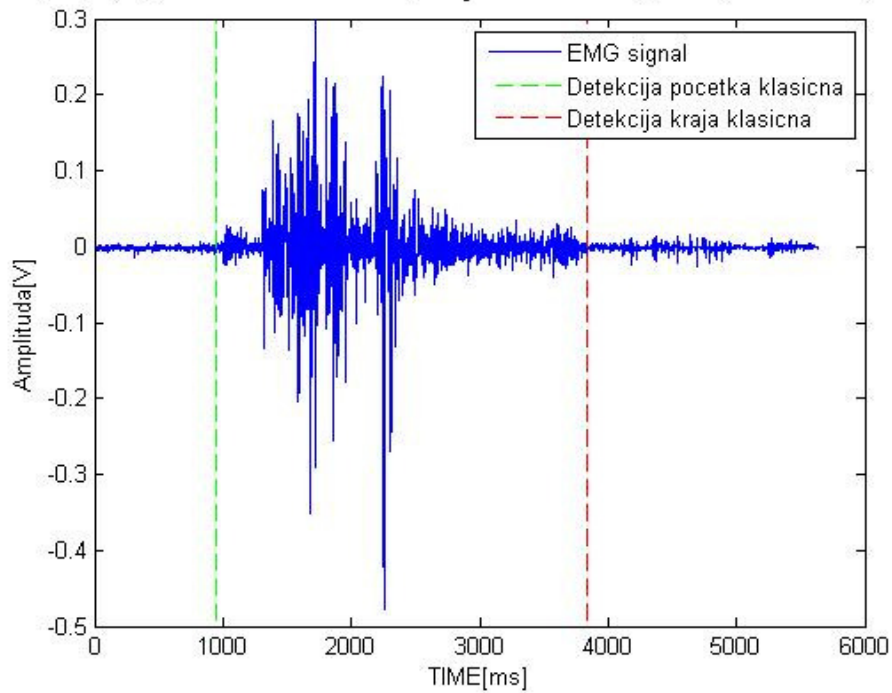
Nakon što se odrede područja gdje je mišić aktivan vrši se postprocesiranje. Područja koja sadrže više od 100 (dakle 100 ms) uzastopnih vrijednosti „1“ se označavaju kao aktivni dio mišića. Minimalno trajanje perioda aktivnosti mišića od 100 ms smo dobili testiranjem algoritma na nizu signala. Kada se minimalno trajanje perioda aktivnosti smanjlo na vrijednost manju od 100 ms dobivao se velik broj krivih detekcija. Primjer na slikama:

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za mišic Right Biceps femoris caput longu



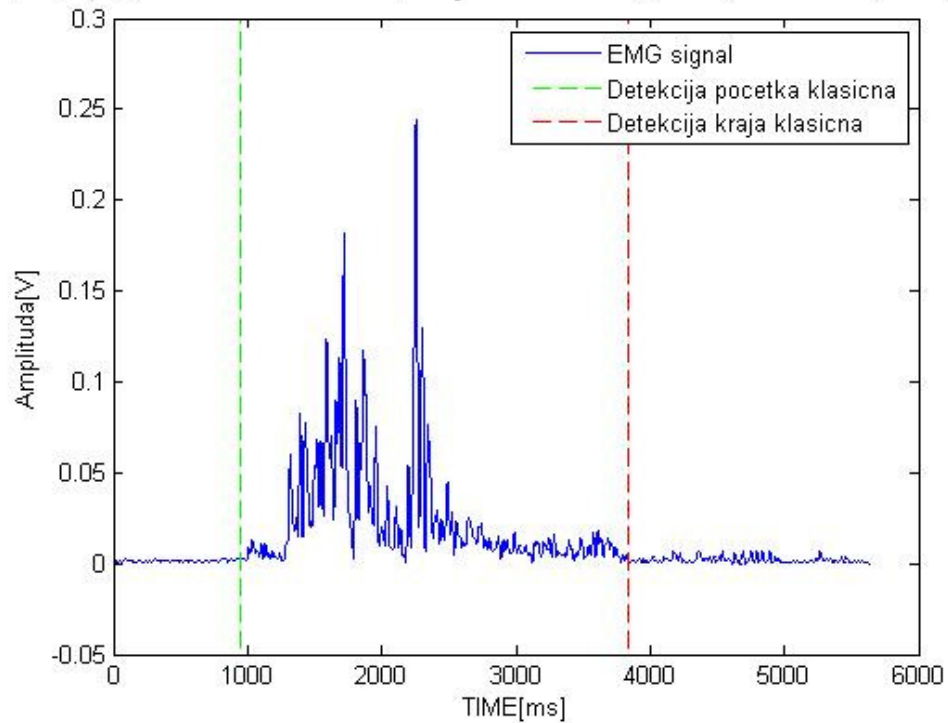
Slika 20 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam *Hodges & Bui* , bez postprocesiranja

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za mišic Right Biceps femoris caput longu



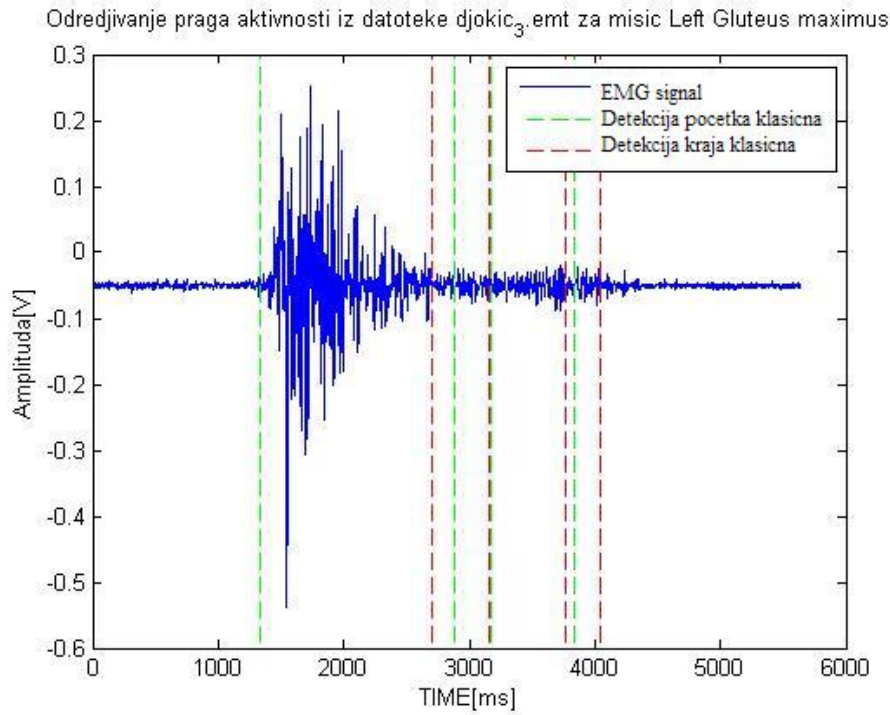
Slika 21 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam *Hodges & Bui* , sa postprocesiranjem

Uredjivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za misic Right Biceps femoris caput longus filt



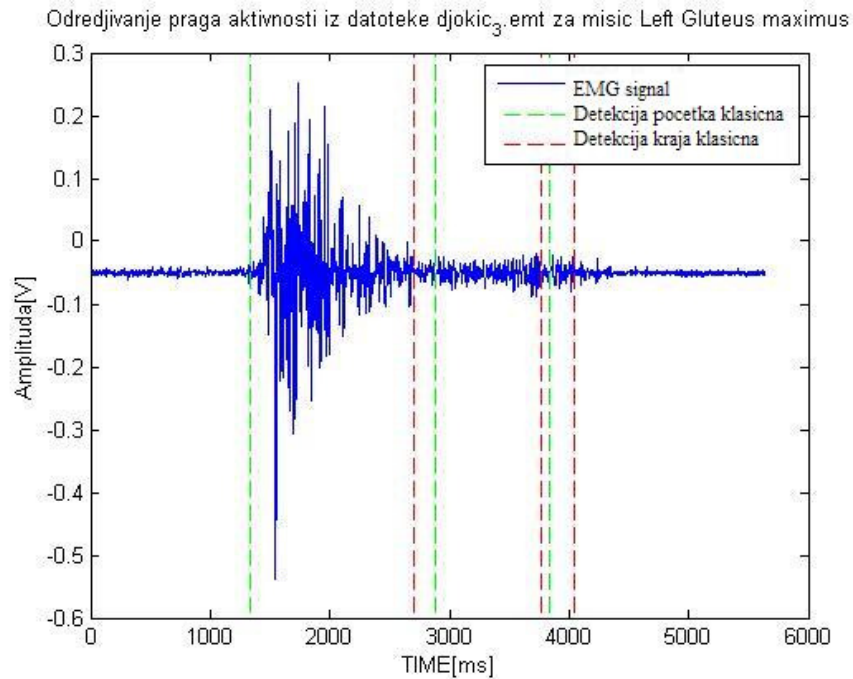
Slika 22 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritam *Hodges & Bui*, sa postprocesiranjem, prikaz na filtriranom signalu

Drugi dio postprocesiranja se svodi na spajanje dvaju područja aktivacije u slučaju da je kraj jedne aktivacije u neposrednoj blizini početka druge aktivacije mišića. Primjer na slikama:



Slika 23 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom *Hodges & Bui*, bez postprocesiranja

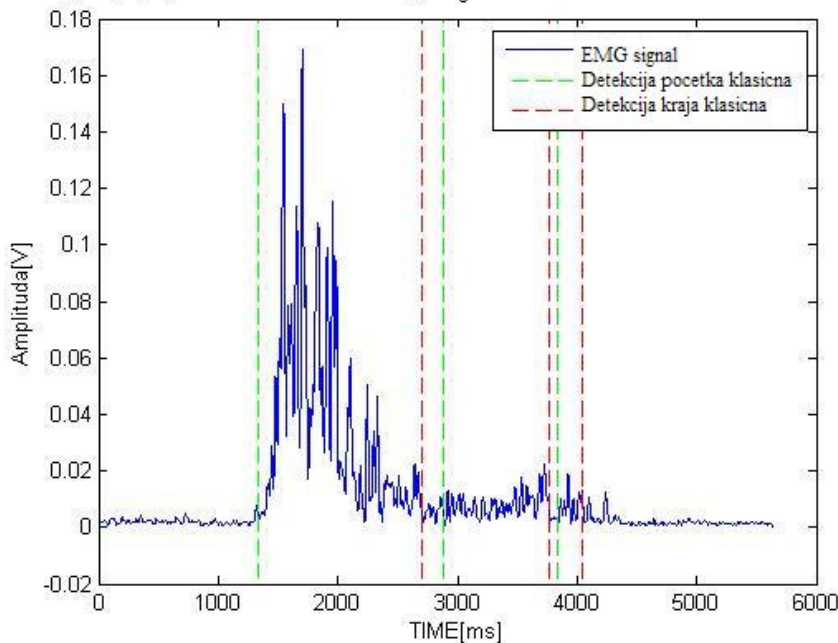
Nakon postprocesiranja:



Slika 24 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom *Hodges & Bui*, sa postprocesiranjem

Izgled obrađenog signala, i prikaz detektiranih perioda aktivnosti mišića:

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za misic Left Gluteus maximus filtrirano



Slika 25 Određivanje perioda mišićne aktivnosti algoritmom *Hodges & Bui*, sa postprocesiranj, prikaz na filtriranom signalu

Potrebno je naglasiti da je algoritam *Hodges & Bui* za sva tri prikaza (slika 20, 21 i 22) primjenjen na prethodno punovalno ispravljenom i filtriranom signalu (dakle na signalu koji je prikazan na slici 22.). Isto vrijedi za slike 23, 24 i 25.

3.7. Metoda preuzeta od *Micera, Sabatini & Dario, 1998.*

Ova preuzeta metoda je jedna od naprednijih metoda za detekciju perioda aktivnosti. Metoda se temelji na statističkoj metodi koja se naziva *GLR* (*Generalized Likelihood Ratio*) test. Kod ove metode postavljene su dvije hipoteze. Prva hipoteza predstavlja relaksirano stanje i označava se sa H_0 . H_0 je opisana funkcijom gustoće vjerojatnosti $p_0(y[t])$. Druga hipoteza H_1 predstavlja kontrakciju mišića. H_1 je opisana funkcijom gustoće vjerojatnost $p_1(y[t])$.

Sada kada smo postavili hipoteze potrebno je pronaći trenutak kada je najveća vjerojatnost da hipoteza H_0 vrijedi od trenutka 0 do trenutka $r-1$, a hipoteza H_1 od trenutka r do n . *Likelihood* funkcija koja to opisuje je:

$$L(0,1,r,y_0^n) = p_0(y_0^{r-1})p_1(y_r^n) \quad (1)$$

Trenutak r predstavlja trenutak kada je došlo do početka mišićne aktivnosti, n predstavlja broj uzoraka EMG signala.

Za početak se pretpostavi da je cijeli EMG signal u relaksiranom stanju, odnosno da je hipoteza H_0 točna. Vjerodostojnos(*Likelihood*) da hipoteza H_0 važi za cijeli EMG signal se označava sa:

$$L(0,y_0^n) = p_0(y_0^n) \quad (2)$$

Zatim se napravi omjer tih dviju *Likelihood* funkcija:

$$\begin{aligned} \frac{L(0,1,r,y_0^n)}{L(0,y_0^n)} &= \frac{p_0(y_0^{r-1})p_1(y_r^n)}{p_0(y_0^n)} = \frac{\cancel{p_0}(y_0^{r-1})p_1(y_r^n)}{\cancel{p_0}(y_0^{r-1})p_0(y_r^n)} = \\ &= \frac{p_1(y_r^n)}{p_0(y_r^n)} = \prod_{t=r}^n \frac{p_1(y[t])}{p_0(y[t])} \end{aligned} \quad (3)$$

Dobivena funkcija se logaritmiri i naziva se funkcija odlučivanja (*decision function*=>*DF*):

$$DF(0,1,y_0^n) = \log \prod_{t=r}^n \frac{p_1(y[t])}{p_0(y[t])} = \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{p_1(y[t])}{p_0(y[t])} \right] \quad (4)$$

Budući da se EMG signal smatra stohastičkim signalom normalne distribucije vrijedi:

$$p_i = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y_i(t)-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (5)$$

Vrijednosti μ_0 i σ_0 su poznate (srednja vrijednost i standardna devijacija relaksiranog mišića), ali vrijednosti μ_1 i σ_1 (mišić u kontrakciji) nisu. U slučaju normalne razdiobe obje vjerojatnost (p_0 i p_1), može se doći do njihove aproksimacije:

$$\hat{\mu}_1(r, n) = \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n y[k] \quad (6)$$

i

$$\hat{\sigma}_1^2(r, n) = \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n (y[k] - \hat{\mu}_1(r, n))^2 \quad (7)$$

Sada funkciju odlučivanja možemo pisati kao:

$$DF(0, 1, y_0^n) = \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \quad (8)$$

Iz dobivene funkcije odlučivanja, koja se sastoji od omjera gustoća vjerojatnosti je potrebno odrediti r za koji funkcija ima maksimalnu vrijednost. Dakle za kraj tražimo:

$$DF(0, 1, y_0^n) = \max_{r \in [0, n]} \left\{ \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \right\} \quad (9)$$

3.8. Prerađeni *Micera, Sabatini & Dario* algoritam

Nakon obavljenih prethodno opisanih zajedničkih koraka u drugom algoritmu korak koji slijedi je računanje funkcije odlučivanja po formuli 8:

$$DF(0,1, y_0^n) = \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \quad (8)$$

Za r od 0 do n .

Za svaki r je također potrebno izračunati:

$$\hat{\mu}_1(r, n) = \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n y[k] \quad (6)$$

i

$$\hat{\sigma}_1^2(r, n) = \frac{1}{n-r+1} \sum_{k=r}^n (y[k] - \hat{\mu}_1(r, n))^2 \quad (7)$$

Iz funkcije odlučivanja je sada potrebno odrediti za koji r funkcija odlučivanja ima maksimum, prema formuli 9:

$$DF(0,1, y_0^n) = \max_{r \in [0, n]} \left\{ \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \right\} \quad (9)$$

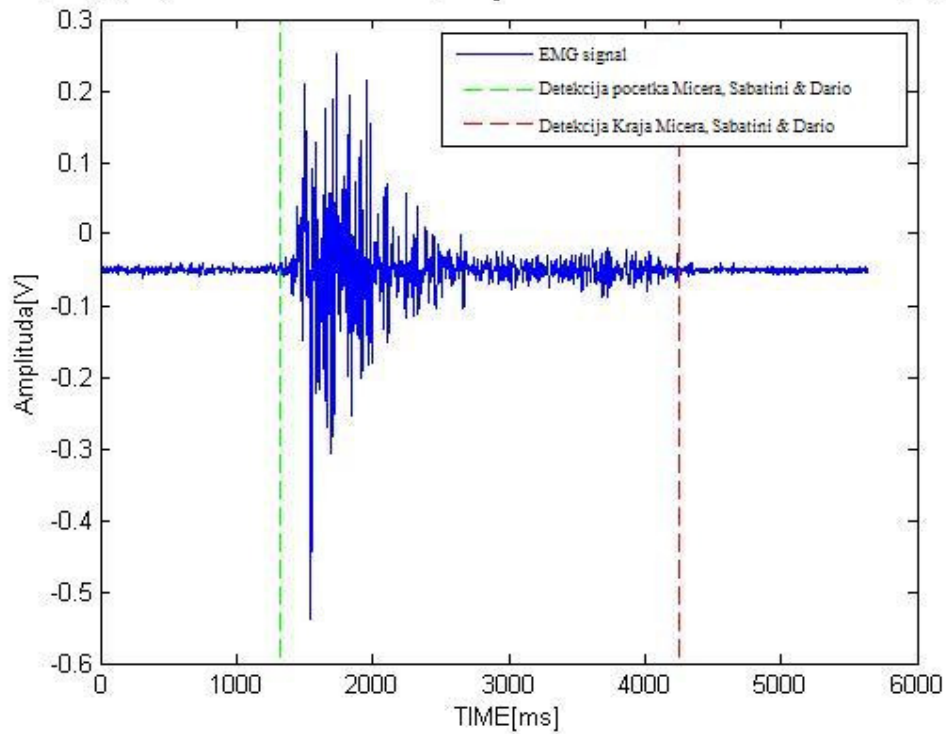
Dobiveni r označava početak mišićne aktivnosti.

Nakon određivanja početka sada je potrebno odrediti kraj mišićne aktivnosti. Detekcija kraja mišićne aktivnosti nije opisana u radu od *Micera, Sabatini & Dario*, pa smo za tu detekciju djelomično preradili njihovu metodu. Kraj se određuje na sličan način:

$$DF(0,1, y_r^n) = \max_{m \in [r, n]} \left\{ \sum_{t=r}^m \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \right\} \quad (12)$$

Razlika između ove formule naspram gornjoj je u tome što sada imamo određen početak aktiviranja mišića r , i on je konstantan. Sada je potrebno odrediti kraj, koji smo označavali sa m , tako da se sada m mijenja od r do kraja signala. Dobivena funkcija odlučivanja će opet imati maksimum u trenutku kada se signal vrati u relaksirano stanje. Problem kod ovog algoritma je što on omogućava otkrivanje samo jednog početka i jednog kraja, dakle ako se u signalu nalaze više mjesta aktiviranja mišića, ono će otkriti samo prvi početak i zadnji kraj. Točnost algoritma znatno ovisi o izboru dijela signala u kojem se mišić smatra relaksiranim. Za sve primjere se smatra da prvih 100 ms predstavljaju relaksirani signal. Jasno se vidi da je detekcija znatno lošija u signalima gdje prvih 100 ms signala ne predstavljaju najbolje relaksirani mišić. Kao što je već spomenuto, u nekim signalima je teško vizualno odrediti gdje je početak, odnosno kraj aktivacije mišića.

Odredjivanje praga aktivnosti iz datoteke *djokic₃.emt* za mišic Left Gluteus maximus, Algoritam

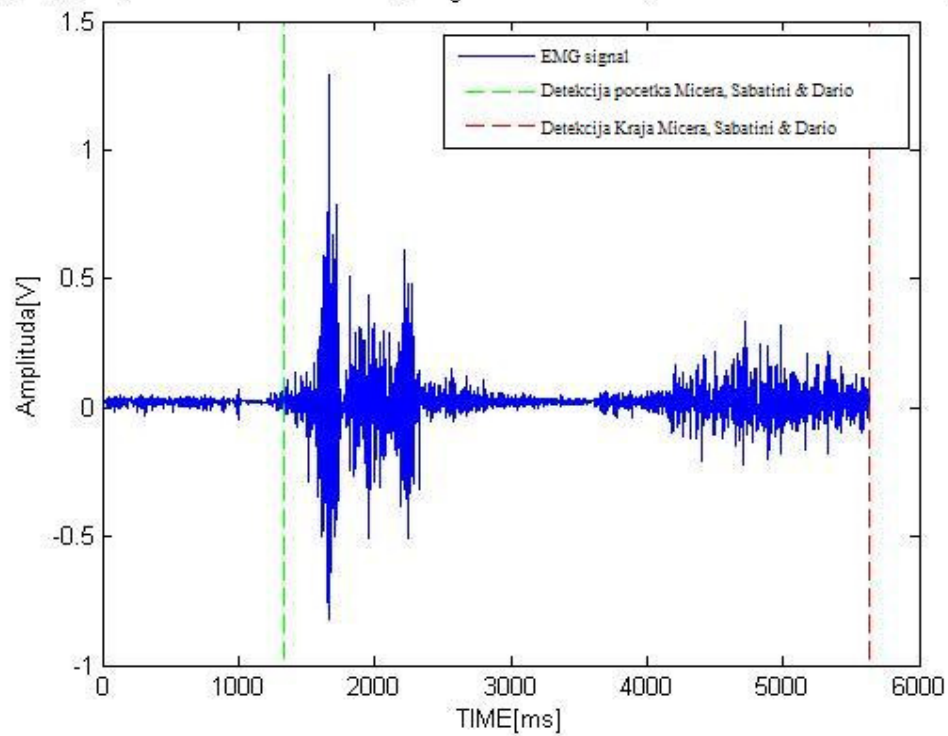


Slika 26 Određivanje početka mišićne aktivacije prerađenim *Micera, Sabatini & Dario* algoritmom, sa postprocesiranjem

U ovom signalu (slika 23.) je teško odrediti koliko perioda aktivnosti mišića postoji (Algoritam *Hodges & Bui* ih je našao čak 3), tako da se ova detekcija može smatrati točnom.

Na sljedećem signalu (slika 24.) se jasno vidi da postoje barem 2 perioda aktivnosti, a prerađeni *Micera, Sabatini & Dario* algoritam je otkrio samo 1:

dredjivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za misic Right Gastrocnemius medialis, Algor



Slika 27 Određivanje početka mišićne aktivacije prerađenim *Micera, Sabatini & Dario* algoritmom, sa postprocesiranjem

Upravo iz ovog razloga smo prerađeni *Micera, Sabatini & Dario* algoritam morali dodatno modificirati.

3.9. Modificirani *GLR* algoritam

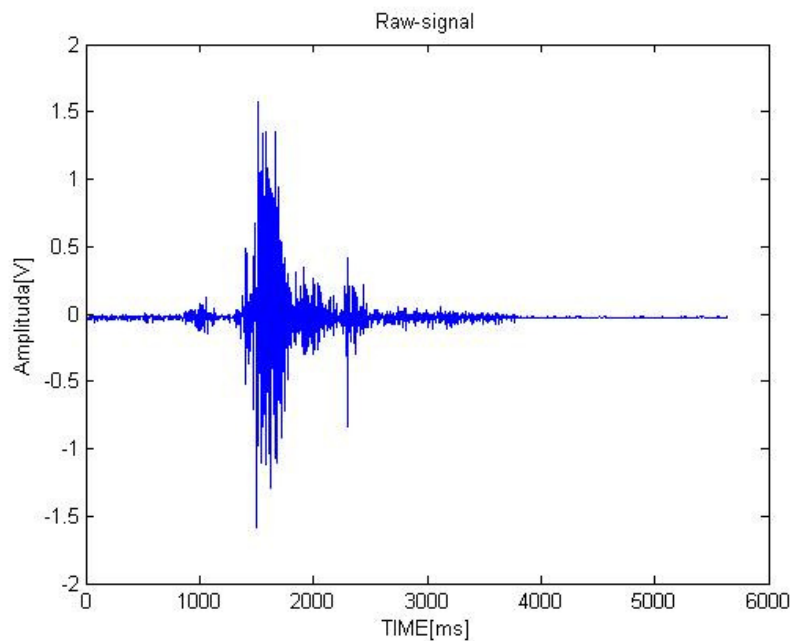
Implementacija ovog algoritma se temelji na *Micera, Sabatini & Dario* algoritmu, ali zbog velikog broja uvedenih modifikacija nazvali smo ga modificirani *GLR* algoritam.

Ovaj algoritam također koristi gore objašnjenu funkciju odlučivanja:

$$DF(0,1, y_0^n) = \max_{r \in [0,n]} \left\{ \sum_{t=r}^n \log \left[\frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(y[t]-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}}} \right] \right\} \quad (9)$$

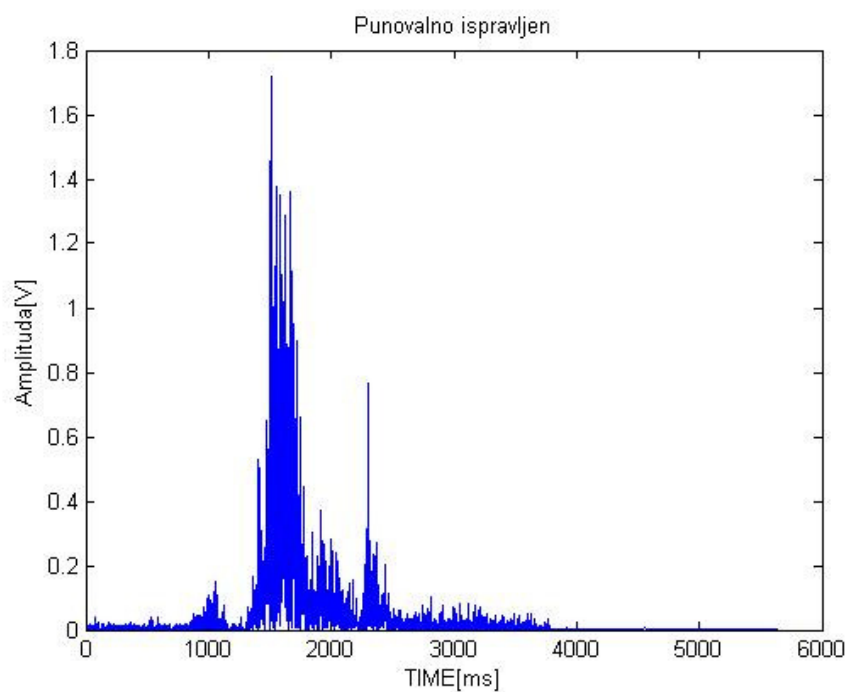
Razlika od prošlog algoritma je u tome što se ovog puta ne traži maksimum funkcije već se na druge načine pokušava odrediti trenutak početka i kraja aktiviranja mišića.

Rad algoritma ćemo pokazati na primjeru sljedećeg signala:



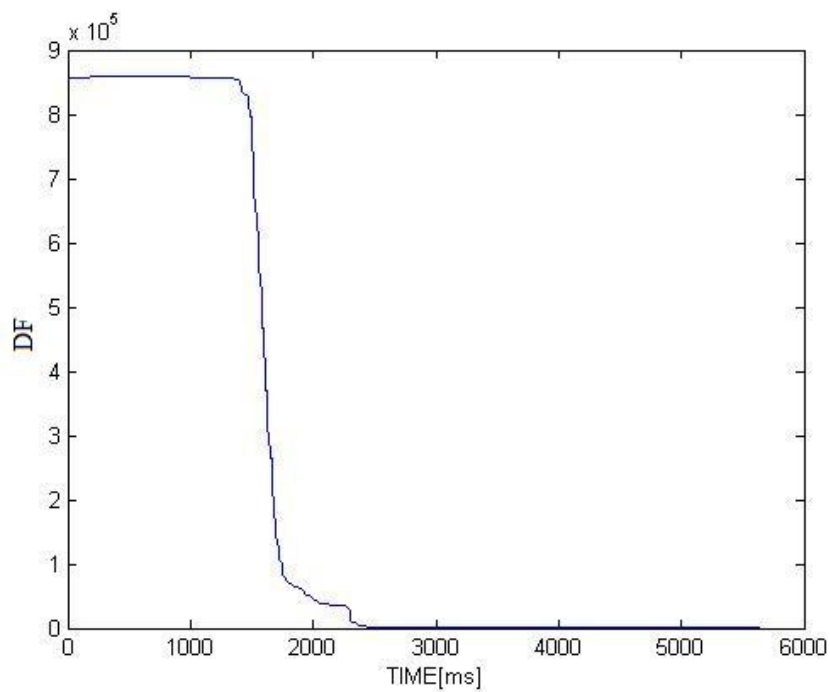
Slika 28 Neobrađen EMG signal

Nakon početne kratke obrade signala dobijemo:



Slika 29 Obraden EMG signal

I na kraju funkcija odlučivanja za zadani signal izgleda ovako:



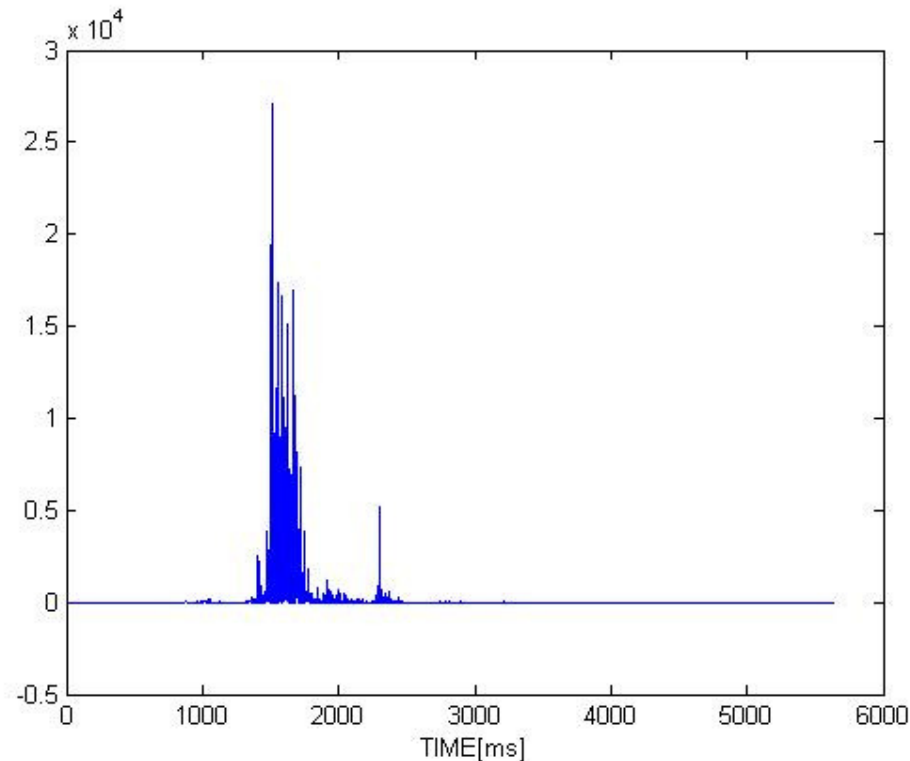
Slika 30 Funkcija odlučivanja - *DF*

Iz ove funkcije se jasno vidi da je početak obilježen znatnom promjenom vrijednosti u funkciji odlučivanja. Dakle ideja bi bila praćenje promjene. Da bi lakše pratili promjenu, napravili smo novu funkciju odlučivanja:

$$DF_2(i) = DF(i) - DF(i+1) \quad (13)$$

Za i od 0 do $n-1$.

Nova funkcija odlučivanja sada izgleda ovako:



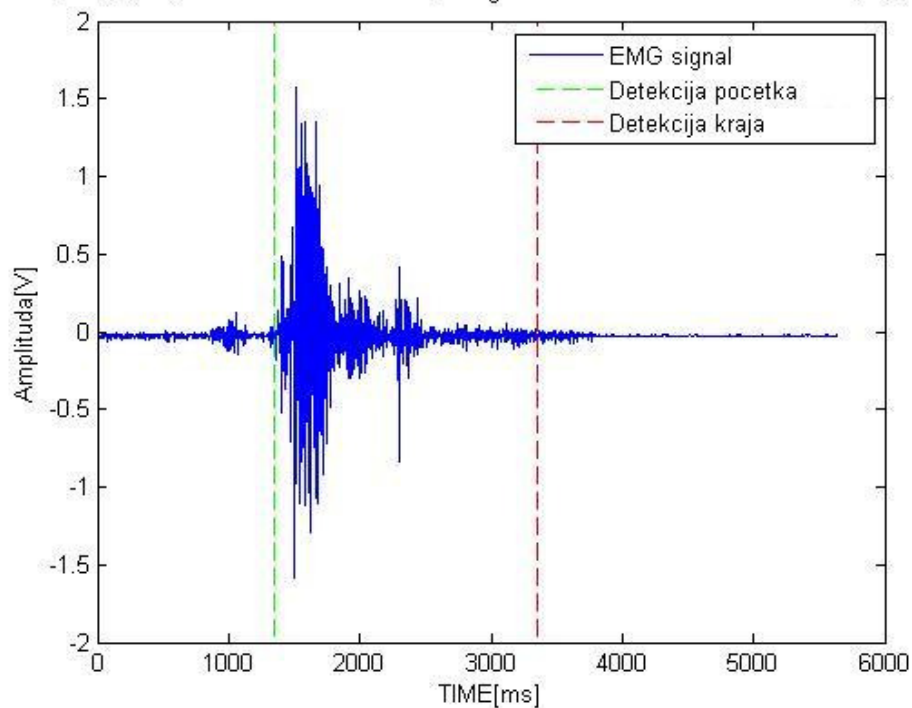
Slika 31 Funkcija odlučivanja 2 - DF_2

Iz ovakve funkcije je sada lakše odrediti početak i kraj aktiviranja mišića. Uvjet koji određuje početak i kraj mišićne aktivnosti ovisi o odnosu između srednje vrijednosti relaksiranog mišića i srednje vrijednosti mišića u aktivnom stanju. Dakle, ako je razlika u amplitudi relaksiranog i aktivnog mišića manja bit će manji i uvjet, vrijedi i obrnuti slučaj. Uvjeti su određeni eksperimentalno kako bi se dobio što veći broj točnih detekcija.

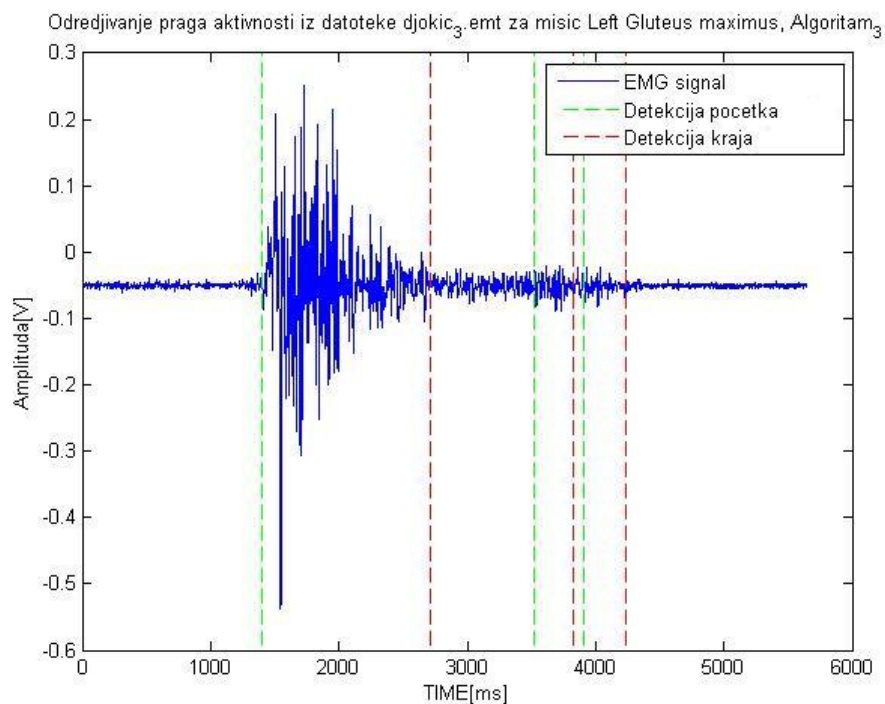
Također i u ovaj algoritam je uvedeno postprocesiranje. Postprocesiranje se očituje prvo u kontroli duljine detektiranog signala. Ako je detektirani period aktivnosti mišića kraći od 100 ms, smatra se da je došlo do krive detekcije i taj period aktivnosti se briše. Druga kontrola se očituje u razmaku između dva perioda mišićne aktivnosti, ako je udaljenost između kraja i početka dvaju perioda mišićne aktivnosti kraća od 50 ms, onda se ta dva perioda mišićne aktivnosti spajaju u jedan zajednički.

Primjeri detekcije:

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za mišic Left Rectus femoris, Algoritam₃

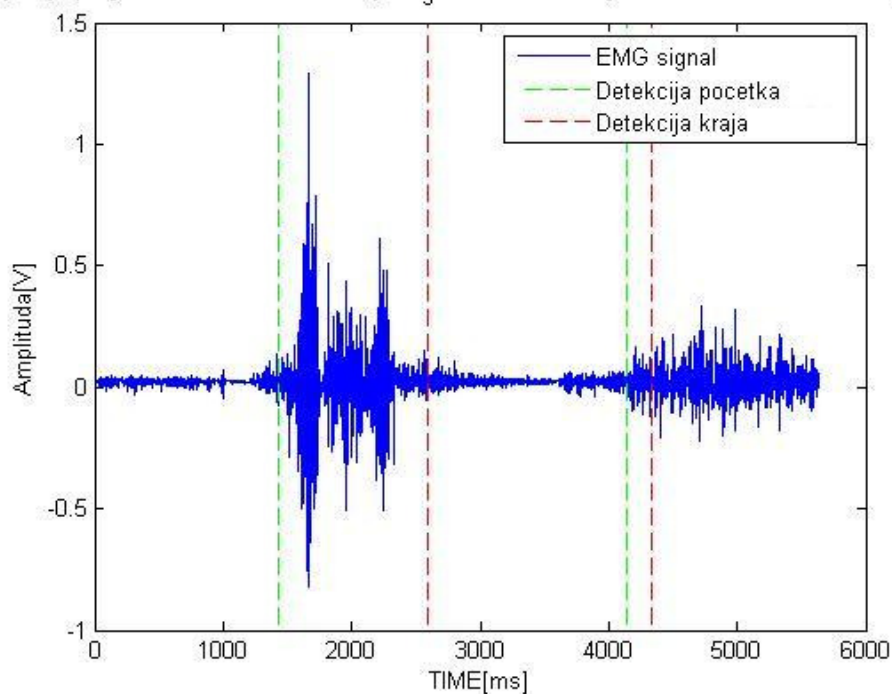


Slika 32 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem



Slika 33 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke djokic₃.emt za mišic Right Gastrocnemius medialis, Algor

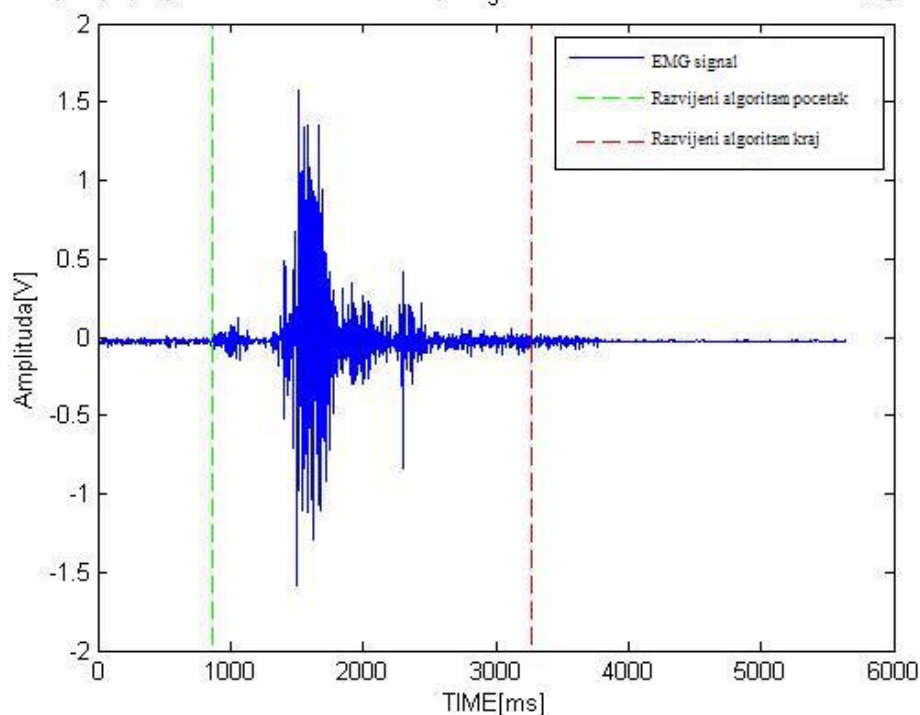


Slika 34 Određivanje praga aktivacije modificiranim GLR algoritmom, sa postprocesiranjem

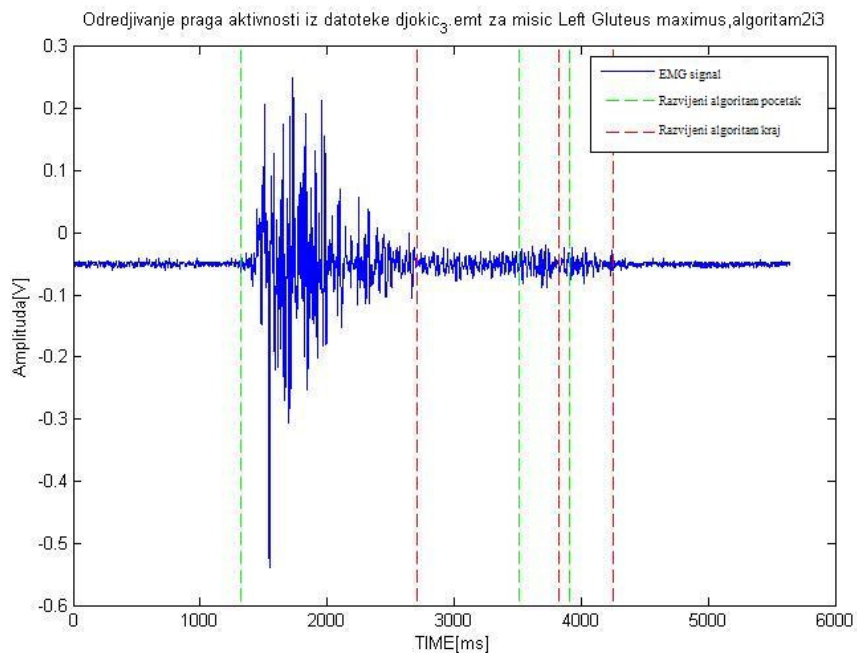
3.10. Razvijeni algoritam

Usporedbom prerađenog *Micera, Sabatini & Dario* algoritma i modificiranog *GLR* algoritma došli smo do zaključka da *Micera, Sabatini & Dario* algoritam u većini slučajeva nešto bolje od modificiranog *GLR* algoritma detektira početak prve aktivacije i kraj zadnje aktivacije mišića, te smo iz toga razloga napravili novi algoritam koji je kombinacija ova dva algoritma. Dakle novi algoritam za detekciju prvog početka i posljednjeg kraja aktivnosti koristi prerađeni *Micera, Sabatini & Dario* algoritam, a ostale detekcije nalazi korištenjem modificiranog *GLR* algoritma. Ovakvom kombinacijom smo uspjeli dobiti najbolju moguću detekciju.

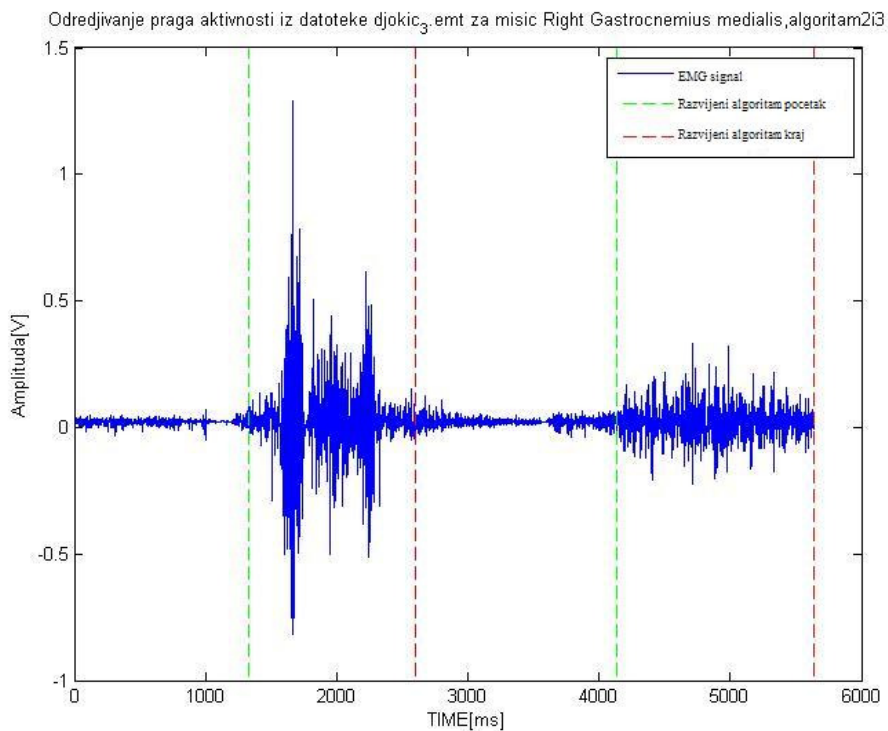
Određivanje praga aktivnosti iz datoteke *djokic_3.emt* za mišić Left Rectus femoris, algoritam2i3



Slika 35 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem



Slika 36 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem



Slika 37 Određivanje praga aktivacije razvijenim algoritmom, sa postprocesiranjem

4. EVALUACIJA REZULTATA

4.1. Statistička evaluacija

Zadatak ovog diplomskog rada je bio implementirati algoritam koji se temelji na statističkoj evaluaciji hipoteza, te analizirati uspješnost dobivenih rezultata, na način da se ti rezultati usporede s rezultatima klasičnog algoritma koji koristi amplitudni prag, definiran pomoću standardne devijacije signala u mirovanju, za detekciju mišićne aktivnosti.

Bitno je za napomenuti da ovakav način analize uspješnosti nažalost uopće ne analizira uspješnost, već samo uspoređuje razliku između dva algoritma. Naime, u svim sličnim radovima, koji su se bavili detekcijom perioda mišićne aktivnosti, usporedba se vršila na način da su signali prvo pregledani od stručnjaka za analizu EMG signala, koji su vizualno odredili početke mišićne aktivnosti. Tako vizualno određeni početci aktivnosti su se koristili kao referentna točka i uspješnost algoritma se onda određivala prema tome koliko su detekcije algoritma bile slične vizualno određenima. Evaluacija rezultata u ovom radu ne može na takav način biti sprovedena zbog nedostupnosti stručnjaka za EMG signale. Doduše važno je za napomenuti da je i vizualan način detekcije mišićne aktivnosti vrlo nepouzdan, odnosno velika su odstupanja od stručnjaka do stručnjaka, pa čak i isti stručnjak zna za isti signal u različitim vremenskim periodima na drugom mjestu odredit aktivaciju mišića. Zaključak iz svega ovoga je da je analizu uspješnosti algoritma za detekciju EMG signala vrlo teško za provesti zbog toga što su svi rezultati detekcije nepouzdana.

Još jedan problem kod analize uspješnosti je da je kod velikog broja dostupnih EMG signala vrlo teško precizno odrediti početak i kraj mišićne aktivnosti.

Tako da smo za analizu uspješnosti izračunali u jednom slučaju na svim, a u drugom samo na signalima kod kojih prvih 100 ms EMG signala dobro predstavlja relaksirani mišić, te kod kojih se vizualno moglo lakše odrediti gdje su periodi mišićne aktivnosti. Ovakvu podjelu smo napravili iz razloga što smo nakon

testiranja svih algoritama na brojnim EMG signalima došli do zaključka da testirani algoritmi kod određenih EMG signala točnije detektiraju period mišićne aktivnosti.

Analiza uspješnosti se prvo vršila prema vrsti mišića. Dobiveni su sljedeći rezultati:

Tablica 1 Prikaz statističke evaluacije rezultata, podjela po vrsti mišića

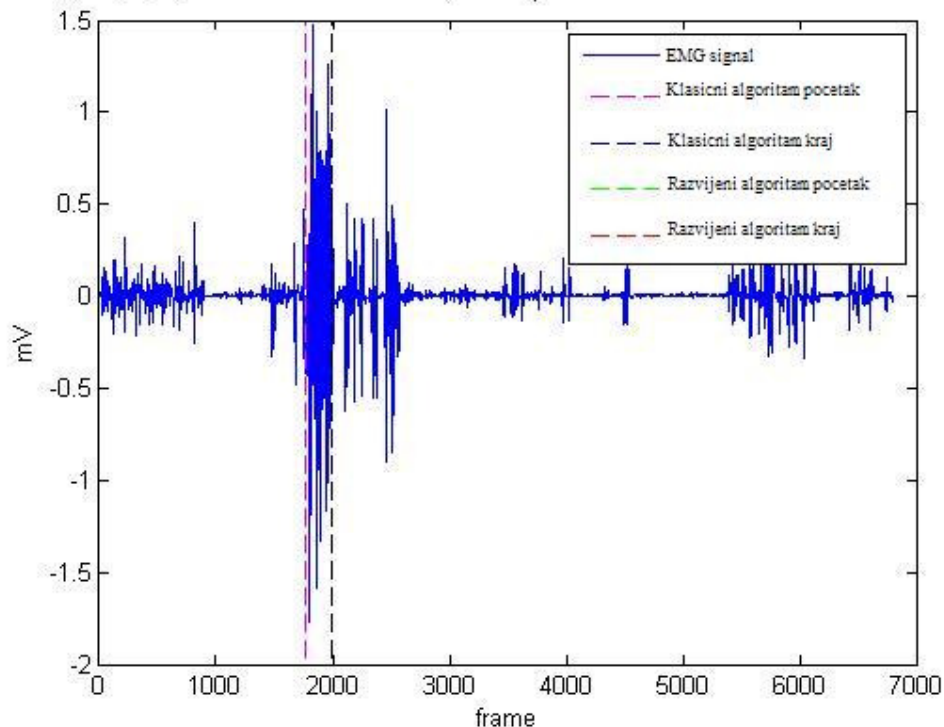
66 EMG signala za svaki mišić 22 ispitanika	Počeci mišićne aktivnosti (ms)	Krajevi mišićne aktivnosti (ms)	Broj detekcija	Ukupno trajanje mišićne aktivnosti (%)
Left Gluteus maximus	-9,65	463,68	0,00	9,69
Left Biceps femoris caput longus	-47,53	980,71	0,73	14,89
Left Rectus femoris	-8,91	260,39	0,26	6,37
Left Vastus lateralis	-83,45	146,30	0,21	5,48
Left Vastus medialis	-62,48	247,65	0,35	3,58
Left Gastrocnemius medialis	-155,06	966,50	0,67	13,11
Right Gluteus maximus	-4,88	478,24	-0,33	13,83
Right Biceps femoris caput longus	-119,36	677,95	0,59	14,60
Right Rectus femoris	-28,71	210,98	0,06	6,38
Right Vastus lateralis	-81,68	132,77	0,18	5,70
Right Vastus medialis	-43,89	178,67	0,20	4,46
Right Gastrocnemius medialis	-117,52	1031,32	0,94	12,61

Analiza se vršila na 66 EMG signala za svaku vrstu mišića koji su prikupljeni od 22 ispitanika. Početak mišićne aktivnosti označava razliku između trenutaka prve detekcije početka razvijenog algoritma i klasičnog algoritma (algoritam *Hodges & Bu*), a krajevi mišićne aktivnosti označavaju razliku između trenutaka zadnjih

krajeva razvijenog i klasičnog algoritma. Broj detekcija predstavlja razliku broja detektiranih perioda mišićne aktivnosti između razvijenog i klasičnog algoritma. Ukupno trajanje mišićne aktivnosti predstavlja razliku između ukupnog trajanja perioda mišićne aktivnosti razvijenog i klasičnog algoritma, obje vrijednosti su izražene kao dio signala koji su algoritmi označili kao mišićnu aktivnost, izraženo u postocima.

Ovi rezultati se poprilično razlikuju od mišića do mišića. Najveću razliku su dali mišići: lijevi i desni *Biceps femoris caput longus*, *Gastrocnemius medialis*. Upravo kod EMG signala ovih mišića prvih 100 ms, koji predstavljaju mišić u relaksiranom stanju, imaju velike amplitudne vrijednosti, dok se u nastavku signala amplituda signala znatno smanjuje, ove razlike u amplitudi jako ometaju rad algoritma za detekciju. Primjer ovakvog EMG signala je na slici 35:

Odredjivanje praga aktivnosti iz datoteke penezic₁.emt za misic Left Gastrocnemius medialis



Slika 38 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Nakon svih problema vezanih za analizu uspješnosti algoritma, evo i rezultata:

Tablica 2 Prikaz statističke evaluacije rezultata, svi signali

<i>792 EMG signala, 22 ispitanika</i>	<i>Svi signali</i>	<i>Signali sa točno određenim periodom reksacije mišića</i>
<i>Počeci mišićne aktivnosti</i>	-63,5947 ms	-34,316 ms
<i>Krajevi mišićne aktivnosti</i>	481,2652 ms	281,7706 ms
<i>Broj detekcija</i>	0,320707	0,101732
<i>Ukupno trajanje mišićne aktivnosti</i>	9,23 %	6,94 %

Iz rezultata se može zaključiti da razvijeni algoritam detektira početak mišićne aktivnosti nešto ranije od klasičnog algoritma, da se kraj mišićne aktivnosti detektira znatno kasnije od klasičnog algoritma, da razvijeni algoritam detektira nešto veći broj perioda aktivnosti, te da razvijeni algoritam detektira mišićnu aktivnost u većem dijelu EMG signala.

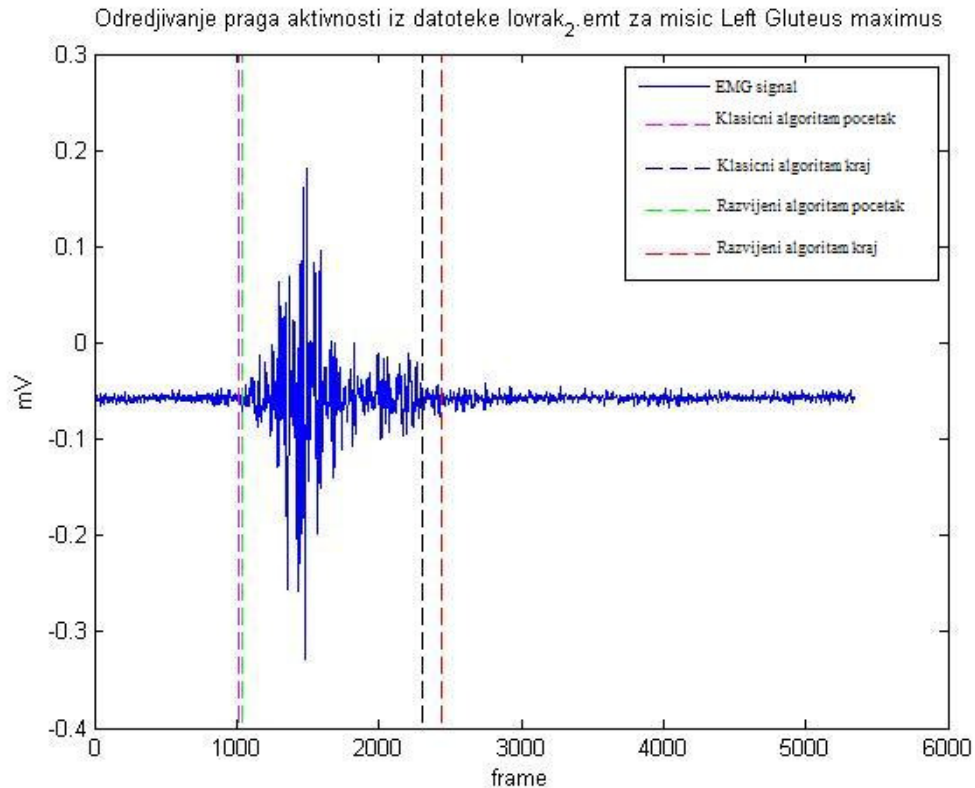
4.2. Primjeri

Kao što je već spomenuto analiza uspješnosti koja je provedena uopće ne pokazuje uspješnost konačnog algoritma, već samo koliko se razlikuje od standardnog algoritma.

Naravno ovime ne želimo reći da su već prikazani statistički podaci netočni, ali iz njih se sigurno ne može dobiti jasna slika o tome koliko uspješno ovaj algoritam

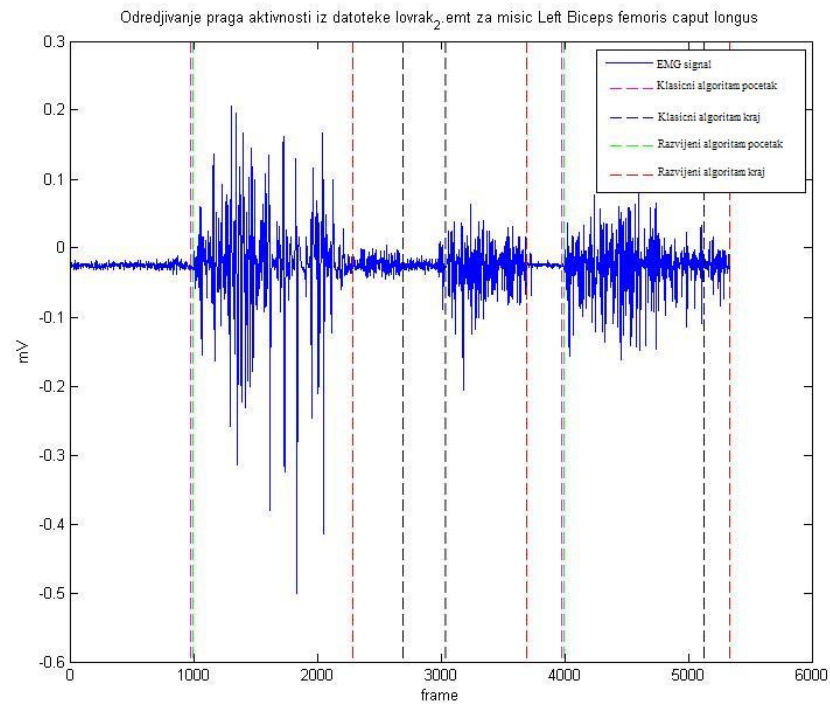
funkcionira. Iz tog razloga ćemo ovdje na nizu primjera prikazati usporedbu klasičnog i konačnog algoritma.

Prvi dio se sastoji od signala u kojima se relativno jednostavno može vizualno odrediti period mišićne aktivnosti, i u kojima se u prvih 100 ms signala nalazi dio koji predstavlja relaksirani mišić:

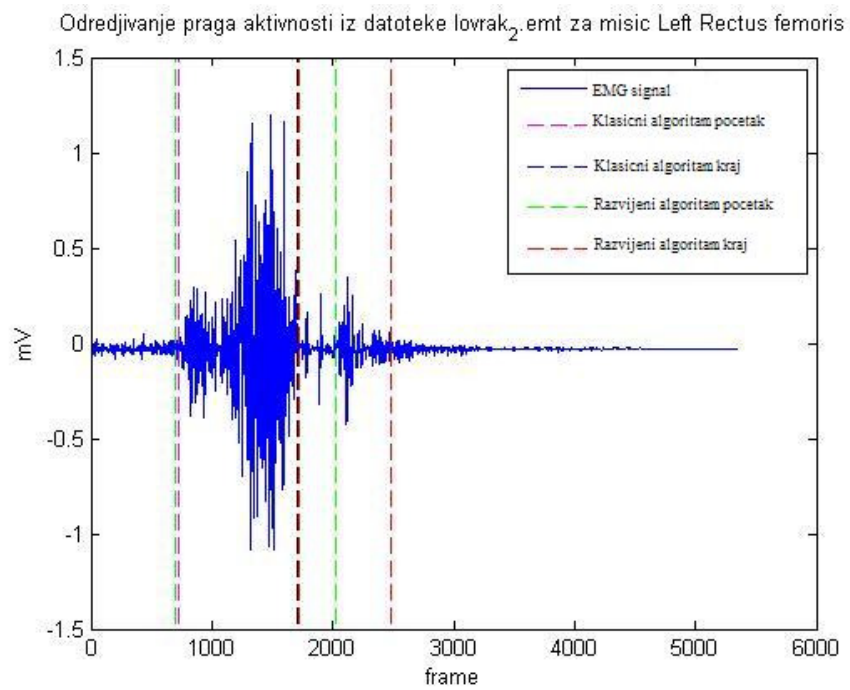


Slika 39 Usporedba klasičnog algoritma i razvijenog algoritma

Oba algoritma početak određuju na skoro istoj poziciji, dok se detekcija kraja ponešto razlikuje. Teško je odrediti koji je algoritam točniji, ali se vidi da je na ovakvom signalu odstupanje minimalno.

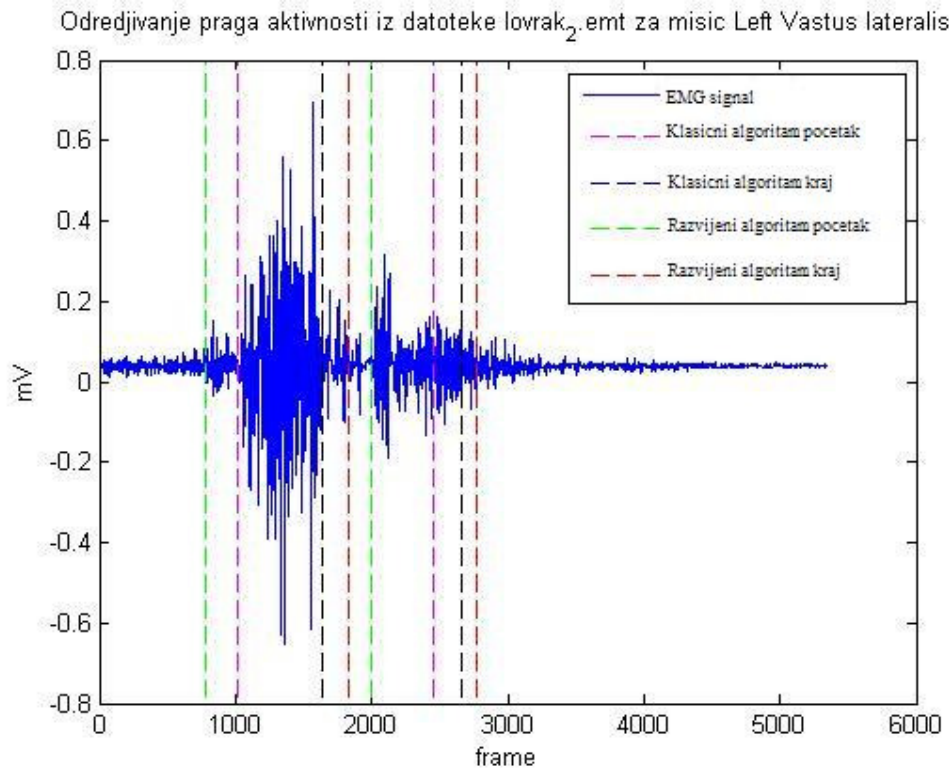


Slika 40 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma



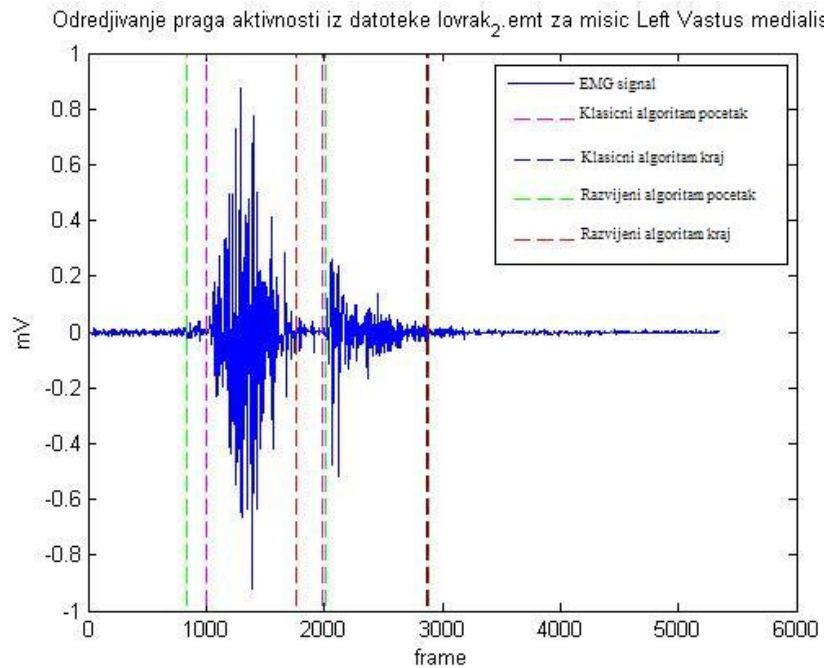
Slika 41 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Ovdje je klasični algoritam otkrio samo 1 period, dok je razvijeni algoritam otkrio 2, što je očito točnije.



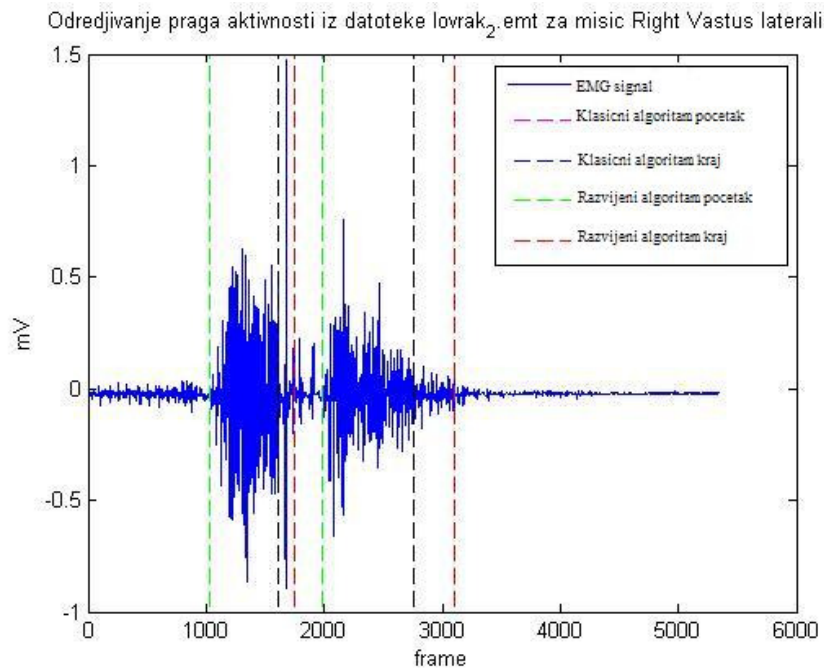
Slika 42 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Razvijeni algoritam je ovdje dosta bolje odredio početke i krajeve mišićne aktivnosti. Na ovom signalu se jasno vidi prednost korištenja generalized likelihood metode, iz razloga što je ta metoda znatno manje osjetljiva na smetnje.



Slika 43 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Ovdje je također detekcija perioda mišićne aktivnosti jako slična za oba algoritma. Krajevi su jednaki, dok se prvi početak aktivacije razlikuje.

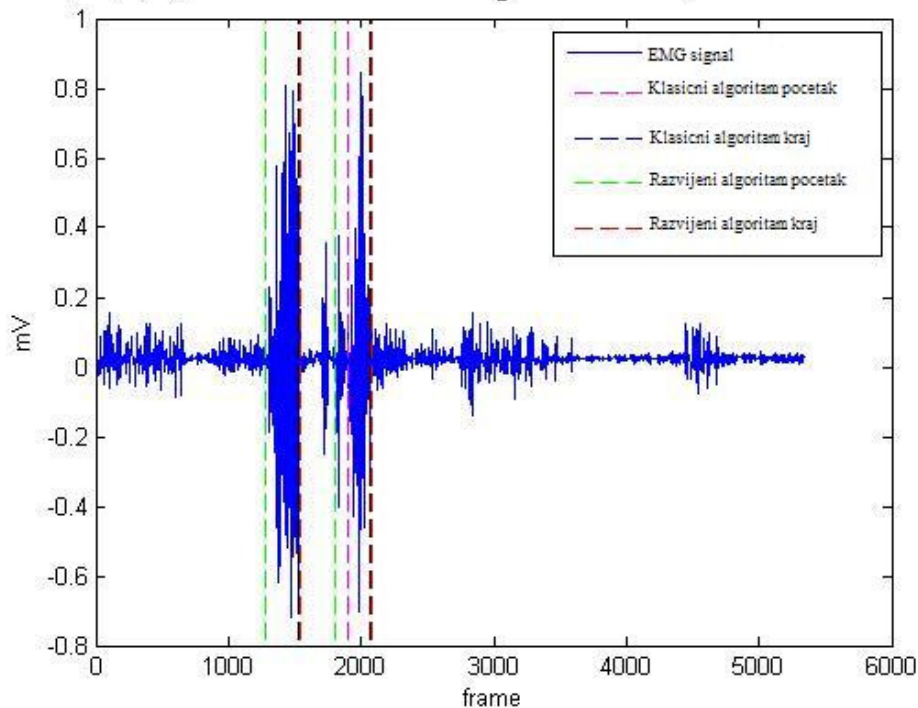


Slika 44 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Ovdje razvijeni algoritam ima nešto bolju detekciju. Razlog nešto slabije detekcije klasičnog algoritma je u pošumljenosti početnog dijela signala, za koji je određeno da predstavlja relaksirani dio mišića.

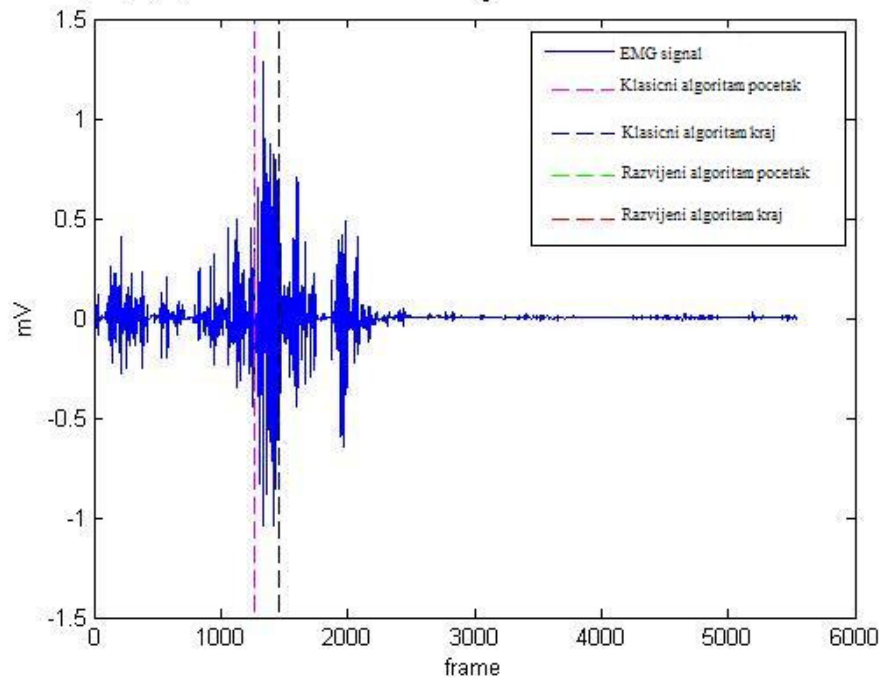
Sljedeći signali predstavljaju signale kod kojih je problem što je određeno da početni dio signala (prvih 100 ms) predstavlja relaksirani mišić. Ovo predstavlja problem iz razloga što, kao što se može vidjeti na slikama 42. – 44. , prvih 100 ms signala imaju prevelike amplitudne vrijednosti u odnosu na ostatak EMG signala. Postavlja se pitanje da li je razlog tome velika pošumljenost ili jednostavno taj dio uopće ne predstavlja relaksirani mišić. Također vizualno je teško odredit period aktivacije :

Odredjivanje praga aktivnosti iz datoteke lovrak₂.emt za misic Right Gastrocnemius medialis



Slika 45 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke seric₃.emt za misic Left Gastrocnemius medialis



Slika 46 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Određivanje praga aktivnosti iz datoteke seric₃.emt za misic Left Biceps femoris caput longus

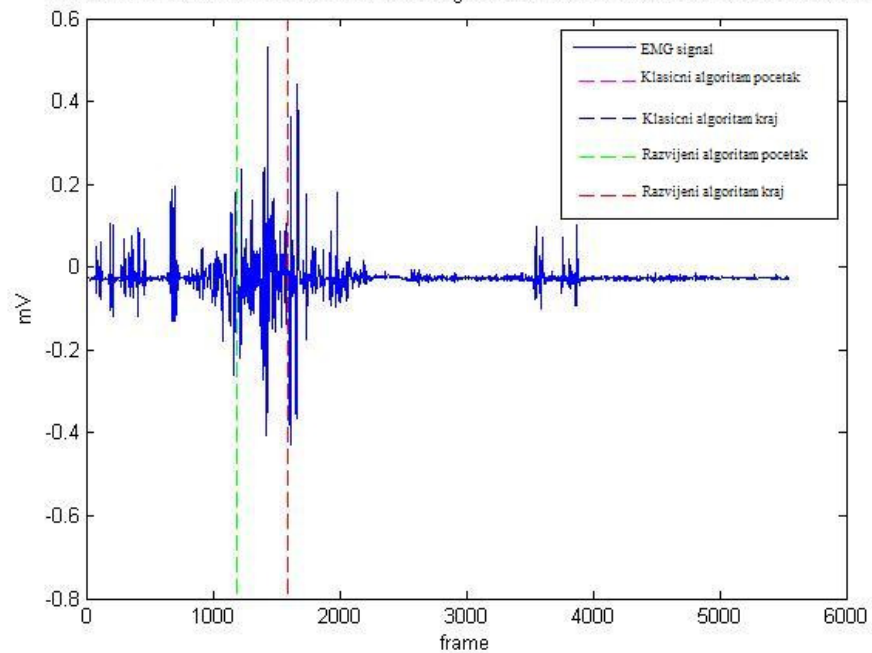


Figure 47 Usporedba klasičnog i razvijenog algoritma

Ovakvim vizualnim načinom usporedbe rezultata dolazi se do zaključka da je razvijeni algoritam nešto bolje detektirao periode mišićne aktivnosti, ali broj netočnih detekcija oba algoritma ostaje velik.

5. ZAKLJUČAK

Zadatak ovog diplomskog rada je analiza algoritma za automatsko određivanje perioda mišićne aktivnosti koji se temelji na statističkoj evaluaciji hipoteza.

Rješavanjem tog zadatka došlo se do zaključka da korištenjem spomenute metode dobivamo nešto veći broj detekcija perioda aktivnosti mišića, prvi period u signalu je nešto ranije detektiran, a zadnji znatno kasnije nego korištenjem klasične metode koja se temelji na detekciji prelaska signala preko amplitudnog praga (definiranog u odnosu na standardnu devijaciju EMG signala mišića u mirovanju). Također subjektivnom, vizualnom procjenom smo zaključili da metoda temeljena na statističkoj evaluaciji hipoteza ima nešto veći broj točnih detekcija. Iako je testirana metoda nešto bolja od klasične broj pogrešnih detekcija je još uvijek dosta velik.

Glavni uzrok velike težine rješavanja ovog problema je velika raznolikost EMG signala, te neravnomjerna raspodjela šuma i smetnji u istome. Upravo zbog ovih razloga bez obzira koju metodu za detekciju koristimo dolazit će do čestih pogrešnih detekcija. Jedino rješenje koje se nameće za dobivanje bolje točnosti je velika količina postprocesiranja.

Postprocesiranje se u ovome radu nije moglo znatnije primjeniti iz razloga što se na mnogim signalima nije moglo vizualno točno odrediti gdje se nalazi period aktivnosti. Pošto vrlo često nismo znali gdje se period aktivnosti točno nalazi, nismo ni mogli optimizirati algoritam da detektira točnije.

Za buduće pokušaje izrade algoritma za automatsku detekciju perioda mišićne aktivnosti trebalo bi puno više pažnje usmjeriti na postprocesiranje. Također od ključne je važnosti da se prije početka izrade algoritma angažiraju stručnjaci koji imaju potrebna znanja za točno određivanje perioda mišićne aktivnosti.

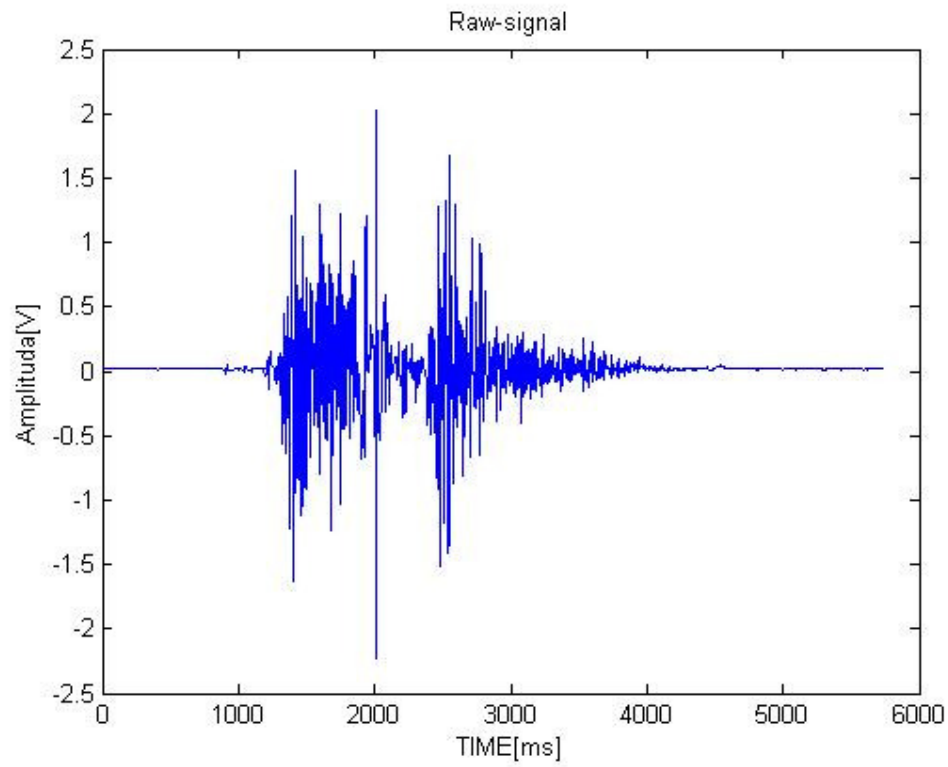
6. LITERATURA

1. Gordon, D., Robertson, E., *Research Methods in Biomechanics*, Human Kinetics, 2004.
2. Echtenach, John L., *Introduction to electromyography and nerve conduction testing*, SLACK Incorporated, 2003.
3. Jack H. Wilore, *Psychology of Sport and Exercise*, Human Kinetics, 2008.
4. Abbink, J., Van Der Bilt, A., & Van Der Glas, H. W. (2002). Detection of onset and termination of muscle activity in. *Journal of Oral Rehabilitation*, 25 (5): 365-369.
5. Allison, G. T. (2003). Trunk muscle onset detection technique for EMG signals with. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 13: 209-216.
6. Hodges, P. W., & Bui, B. H. (1996). A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 101(6): 511-519.
7. Peter Konrad: The ABC of EMG – A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography, <http://www.noraxon.com/products/educational/index.php3>, 2008.
8. Micera, S., Sabatini, A. M., & Dario, P. (1998). An algorithm for detecting the onset of muscle contraction by EMG signal processing. *Medical Engineering & Physics*, 20: 211-215.
9. Enoka, R.M.: *Neuromechanical Basis of Kinesiology* (Ed. Frey, R.), HumanKinetics, Champaign, 1988.
10. Enoka, R.M.: *Neuromechanics of Human Movement* (Ed. Robertson, L. D.), Human Kinetics, Champaign, 2002.

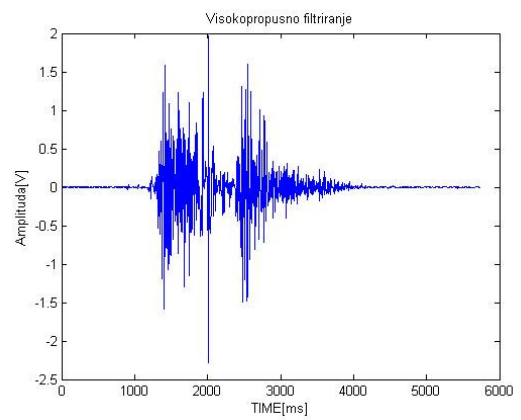
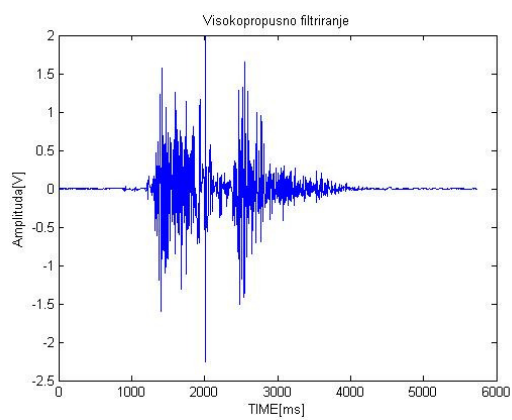
Dodatak A: ODABIR PARAMETARA VISOKOPROPUSNOG FILTRA ZA UKLANJANJE ARTEFAKTA POMAKA

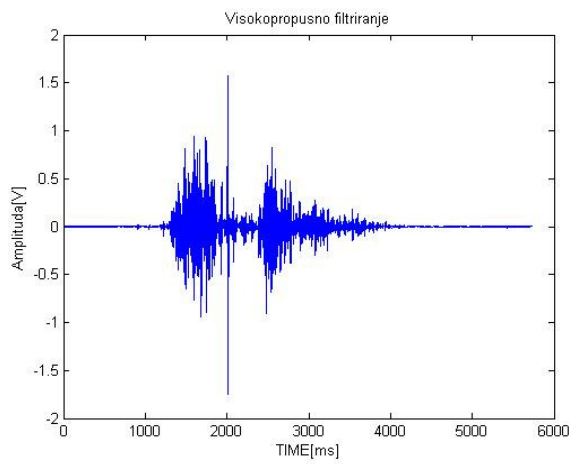
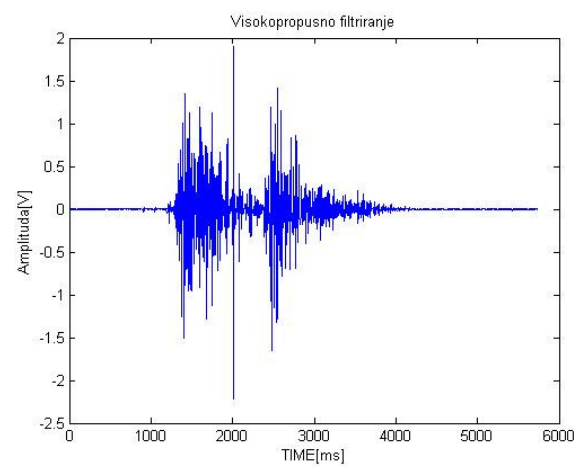
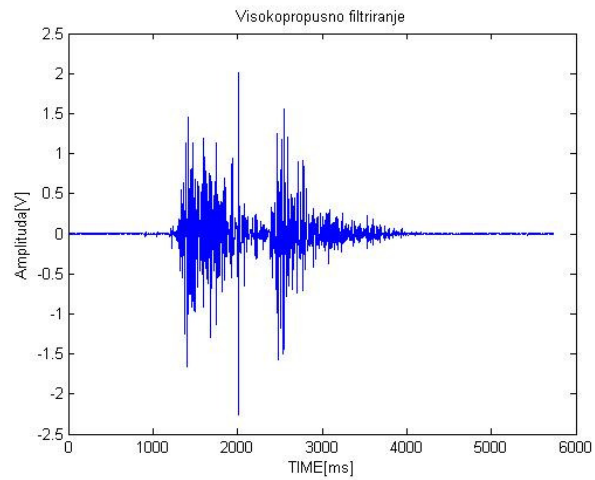
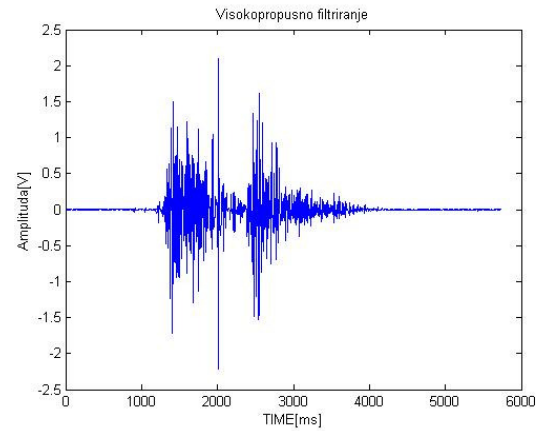
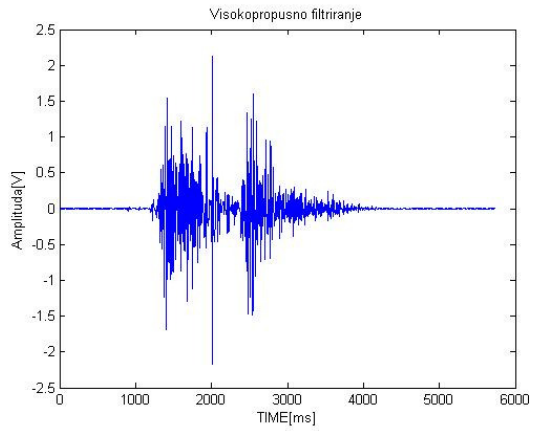
Za odabir parametara visokopropusnog filtra koristio se mišić *vastus medialis* ispitanice Franić, drugo mjerenje. Prikazan je signal u izvornom obliku i nakon propuštanja kroz visokopropusni filter 5. reda te raznih frekvencija 2 Hz, 5 Hz, 10 Hz, 15 Hz, 20 Hz, 25 Hz i 50 Hz. Na temelju oblika izabrana je frekvencija od 25 Hz za uklanjanje artefakta pomaka.

Izvorni signal:



Butterworth, visokopropusni filtar reda 5:

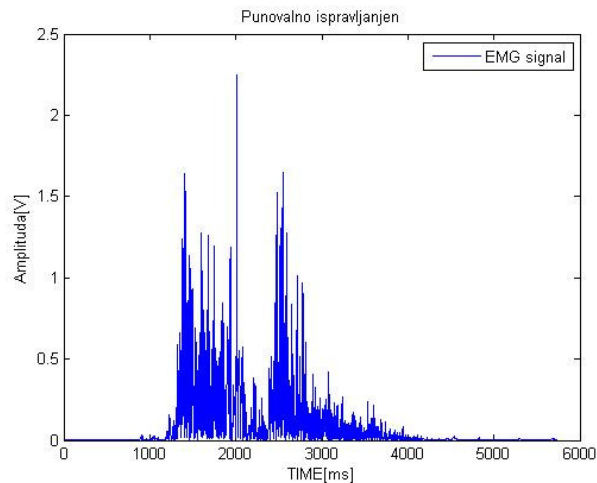




Dodatak B: ODABIR PARAMETARA NISKOPROPUSNOG FILTRA ZA IZRAČUN ANVELOPE SIGNALA

Za odabir parametara filtra koristio se mišić *vastus medialis* ispitanice Franić, drugo mjerenje. Prikazan je signal nakon uklanjanja istosmjerne komponente i punovalnog ispravljanja i nakon propuštanja kroz niskopropusni filter 5. reda sljedećih frekvencija 5 Hz, 10 Hz, 20 Hz, 30 Hz, 40 Hz, 50 Hz i 60 Hz. Na temelju oblika izabrana je frekvencija od 40 Hz za izračun anvelope.

Punovalno ispravljen signal:



Butterworth, niskopropusni filter reda 5:

