

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Blaž Merela

**Odkrivanje kompleksov QRS
elektrokardiograma**

DIPLOMSKO DELO
NA UNIVERZITETNEM ŠTUDIJU

MENTOR: prof. dr. Franc Jager

Ljubljana 2013

Rezultati diplomskega dela so intelektualna lastnina avtorja in Fakultete za računalništvo in informatiko Univerze v Ljubljani. Za objavljanje ali izkoriščanje rezultatov diplomskega dela je potrebno pisno soglasje avtorja, Fakultete za računalništvo in informatiko ter mentorja.

Besedilo je oblikovano z urejevalnikom besedil \LaTeX .



Št. naloge: 00144 / 2013
Datum: 2.9.2013

Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko izdaja naslednjo nalogo:

Kandidat: **BLAŽ MERELA**

Naslov: **ODKRIVANJE KOMPLEKSOV QRS ELEKTROKARDIOGRAMA
QRS COMPLEX DETECTION OF ELECTROCARDIOGRAM**

Vrsta naloge: Diplomsko delo univerzitetnega študija prve stopnje

Tematika naloge:

Implementirajte, izboljšajte in vrednotite dva izbrana detektorja kompleksov QRS elektrokardiograma. Prvi detektor naj sledi paradigmi enoodvodnega detektorja za spremljanje srčnih aritmij, drugi pa paradigmi robustnega večodvodnega detektorja odporne na raznovrstne kombinacije motenj. Oba detektorja testirajte in vrednotite njuno zmogljivost na mednarodnih referenčnih podatkovnih bazah elektrokardiogramov MIT-BIH DB in LTST DB.

Mentor:

prof. dr. Franc Jager



Dekan:

prof. dr. Nikolaj Zimic

IZJAVA O AVTORSTVU DIPLOMSKEGA DELA

Spodaj podpisani Blaž Merela, z vpisno številko **63080440**, sem avtor diplomskega dela z naslovom:

Odkrivanje kompleksov QRS elektrokardiograma

S svojim podpisom zagotavljam, da:

- sem diplomsko delo izdelal samostojno pod mentorstvom prof. dr. Franca Jagra,
- so elektronska oblika diplomskega dela, naslov (slov., angl.), povzetek (slov., angl.) ter ključne besede (slov., angl.) identični s tiskano obliko diplomskega dela
- soglašam z javno objavo elektronske oblike diplomskega dela v zbirki "Dela FRI".

V Ljubljani, dne 15. decembra 2013

Podpis avtorja:

Hvala profesorju dr. Francu Jagru za potrpežljivo vodenje in družini za spodbudo.

“ Še nekaj o najslabšem izrodku črednega nagona, vojski. Kdor more v ritmu glasbe zadovoljno korakati v vrsti, je vreden prezira; ta je možgane po pomoti prejel, saj zanj bi hrbtenjača zadostovala. Ta madež civilizacije mora človek čimprej odstraniti. Junaštvo na ukaz, nesmiselno nasilje in zloraba “domovine”, kako to goreče sovražim, kako odurna je vojna; raje se pustim razkosati, kot da sem del te črede! Navsezadnje pa o človeštvu mislim dobro in menim, da bi ta nočna mora že davno izginila, če le ne bi, v interesu politike in posla, ljudi načrtno kvarili skozi medije in šolstvo.

ALBERT EINSTEIN, *Mein Weltbild* (1933)

”

Kazalo

Povzetek

Abstract

1	Uvod	1
1.1	Namen dela	1
1.2	Elektrokardiografija	2
2	Metode	5
2.1	Srce	5
2.2	Zgodovina EKG	7
2.3	Strani PhysioNet	9
2.3.1	Podatkovna baza MIT-BIH DB	10
2.3.2	Podatkovna baza LTST DB	11
2.4	Pregled področja	11
2.5	Lastni implementaciji	20
2.5.1	Detektor za spremljanje aritmij	20
2.5.2	Večodvodovni QRS detektor	22
3	Rezultati	29
3.1	Detektor za spremljanje aritmij	29
3.2	Večodvodovni QRS detektor	37
3.3	Analiza primerov	46
4	Zaključek	61

Povzetek

Na področju kardiologije je elektrokardiografija med temeljnimi in tudi relativno dostopnimi preiskavami. Znotraj elektrokardiografije pa je ena od ključnih nalog pravilna detekcija posameznih srčnih utripov oziroma tako imenovanega QRS kompleksa kot najbolj prepoznavnega dela elektrokardiograma. V diplomskem delu smo predstavili področje avtomatske detekcije QRS kompleksov kot temeljnega postopka pri avtomatski analizi elektrokardiogramov, nato pa smo implementirali in izboljšali dva detektorja QRS kompleksov. Oba detektorja smo vrednotili na dveh standardnih bazah označenih elektrokardiogramov, MIT-BIH DB bazi aritmij ter bazi LTST DB, nato pa smo drugi, večodvodovni detektor še kvalitativno vrednotili na izbranih, težjih posnetkih. S prvim detektorjem smo na MIT-BIH DB bazi aritmij dosegli 96,09 % občutljivost ter 99,57 % pozitivno napovedno vrednost, na LTST DB bazi pa 94,90 % občutljivost ter 99,30 % pozitivno napovedno vrednost. Z implementacijo drugega detektorja, predstavljenega na lanskoletni *Engineering in Medicine & Biology Society* konferenci, pa smo na MIT-BIH DB bazi aritmij dosegli 99,81 % občutljivost ter 99,90 % pozitivno napovedno vrednost, na LTST DB bazi pa 99,96 % občutljivost ter 99,89 % pozitivno napovedno vrednost.

Ključne besede

Računalniška elektrokardiografija, QRS detektor.

Abstract

Electrocardiography is amongst the basic and relatively accessible examinations in cardiology. One of the key tasks of electrocardiography is accurately detecting each heart beat or the so-called QRS complex, the most recognizable electrocardiogram section. In thesis we have first presented automated QRS complex detection as a principal process in the automatic electrocardiogram analysis, and afterwards implemented, as well as improved upon, two QRS complex detectors. We have evaluated both detectors on two standard databases of annotated electrocardiograms, namely the MIT-BIH DB arrhythmia database and the LTST DB database, as well as on the selected, challenging electrocardiograms. With the first detector we have achieved 96.09 % sensitivity with 99.57 % positive predictive value on MIT-BIH DB arrhythmia database, and 94.90 % sensitivity with 99.30% positive predictive value on the LTST DB database. With our implementation of the second detector, presented at last year's *Engineering in Medicine & Biology Society* conference, we have reached to 99.81 % sensitivity with 99.90 % positive predictive value on the MIT-BIH DB arrhythmia database, and to 99.96 % sensitivity with 99.89 % positive predictive value on the LTST DB database.

Keywords

Computerized electrocardiography, QRS detector.

Poglavje 1

Uvod

1.1 Namen dela

Namen pričujočega diplomskega dela je predstavitev področja avtomatske analize elektrokardiograma in implementacija ter izboljšanje dveh detektorjev srčnih utripov oziroma tako imenovanih QRS kompleksov. V delu predstavimo pomen in osnove elektrokardiografije ter oris njene zgodovine, obenem pa kot del elektrokardiografije zgodovinsko umestimo tudi računalniško elektrokardiografijo. Kot osrednji katalizator in središče razvoja računalniške elektrokardiografije predstavimo strani PhysioNet. Nato prikažemo raznolike pristope k reševanju problema natančnega in robustnega samodejnega odkrivanja QRS kompleksov. V diplomskem delu prikažemo implementacijo dveh izboljšanih detektorjev QRS kompleksov. Najprej predstavimo enoodvodovni detektor za spremljanje aritmij ter njegovo konkretno delovanje na izbranem časovnem intervalu posnetka 100 baze aritmij MIT-BIH DB. Sledi predstavitev drugega, robustnega večodvodovnega detektorja in nato na istem izseku prej izbranega elektrokardiograma prikazano delovanje. Oba implementirana detektorja vrednotimo na celotnih bazah označenih elektrokardiogramov MIT-BIH DB in LTST DB, naposled pa večodvodovni detektor tudi kvalitativno analiziramo na izbranih in težjih elektrokardiogramih.

1.2 Elektrokardiografija

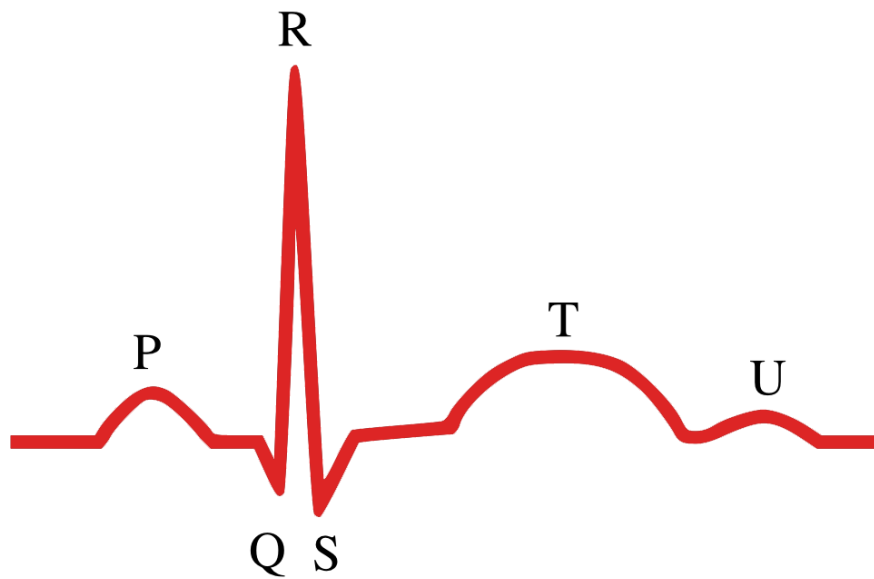
Elektrokardiografija (EKG) je neinvazivna meritev električne aktivnosti srca v času in prostoru ter ena od osnovnih preiskav globalno vodilnega vzroka smrti, kardiovaskularnih bolezni (KVB). Vendar zaradi prehodne narave mnogih bolezenskih stanj običajna, nekajminutna EKG pogosto ne nudi prepričljiv ter dokončen rezultat. Zato se pogosto izvede tudi ambulatorna ali Holter EKG v trajanju vsaj 24 ur. Tako nastali elektrokardiogram (EKG) pa vsebuje reda 10^5 utripov in ga ni več moč ročno analizirati.

Avtomatizirana analiza in interpretacija EKG pa je nujna tudi v okoljih brez kardiologa, na primer v vsajenih defibrilatorjih, poleg pacientov v enotah za intenzivno nego in v odročnih zdravstvenih ustanovah, z nadaljnjo cenitvijo ročnih EKG naprav pa tudi v vedno bolj razširjeni telemedicini ter domači uporabi. EKG sodi med relativno širše dostopne preiskave in je zato vsako izboljšanje algoritmov za avtomatizirano interpretacijo toliko bolj dobrodošlo. Slednjemu dodatno pritrjuje dejstvo, da 80 % smrti zaradi KVB nastopi v nizko in srednje razvitih državah [1].

Srčni utrip predstavlja nujen, a ne zadosten, pogoj za življenje in ga orisno lahko razdelimo na štiri dele: P val, QRS kompleks, T val in U val (slika 1.1). V diplomskem delu se bomo posvetili QRS kompleksu, ki je najbolj prepoznaven del EKG in predstavlja električni odraz depolarizacije obeh srčnih prekatov. Njegova detekcija je med drugim pomembna za nadaljnje algoritme na področju analize spremenljivosti srčnega ritma ter na področju klasifikacije (ab)normalnih srčnih utripov, služi tudi kot referenca pri iskanju sosednjih valov na EKG posnetku, detekcija pa je nujna tudi na področju kompresije EKG.

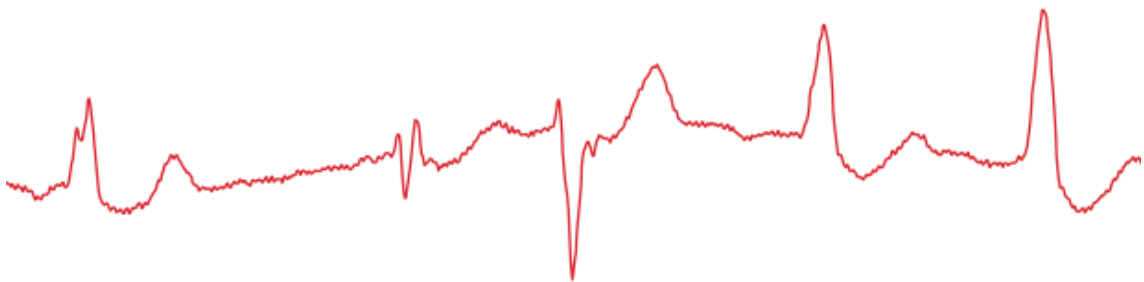
Algoritmi za detekcijo QRS kompleksov morajo biti pripravljene na številne potencialne vire šuma, kot so plesanje osnovnega nivoja napetosti, 50 Hz ali 60 Hz motnje električnega omrežja, nenadna sprememba amplitude EKG zaradi dihanja ali nepravilnega stika elektrod ter elektro-mišična aktivnost, ki je še posebej težavna zaradi prekrivajočega frekvenčnega spektra.

Težavnost algoritmov pa dodatno zvišuje sama fiziologija oz. variabilnost delovanja, tudi zdravega, srca. Frekvenca utripa se lahko kadarkoli nenadoma poveča ali zmanjša, naglo se lahko spreminja tudi morfologija QRS kompleksa, ki morda



Slika 1.1: Srčni utrip

celo ne vsebuje več enega (ali dveh) od Q, R ali S valov. Omenjenim težavam pa se v primeru bolnega srca pridružijo še denimo QRS kompleksom podobni T valovi, spremembe nivoja ST segmenta, prezgodnje sistole preddvorov ali prekatov, (supra)ventrikularna tahikardija ter mnoge druge srčne bolezni. Izsek resničnega, ter v nadaljevanju tudi računalniško analiziranega, EKG je predstavljen na sliki 1.2.



Slika 1.2: QRS kompleksi 43-letnika

Opisano okolje pa ima tudi dobro plat. Namreč, s tako raznolikimi ovirami se more soočiti tudi relativno enostaven QRS detektor z relativno nizko računsko zah-

tevnostjo in s tem možnostjo uporabe tudi v realnočasovnih sistemih ter vgrajenih sistemih z baterijskim napajanjem. Nizka računska zahtevnost pa bo z nadaljnjim širjenjem uporabe mobilnih naprav na področju zdravstva (t.i. m-zdravstva) postajala vse pomembnejši kriterij pri izboru implementacije. Seveda pa računska zahtevnost ni vedno absoluten kriterij in področje detekcije QRS kompleksov privablja matematično raznovrstne pristope, katere bomo med drugim prikazali v nadaljevanju.

Poglavje 2

Metode

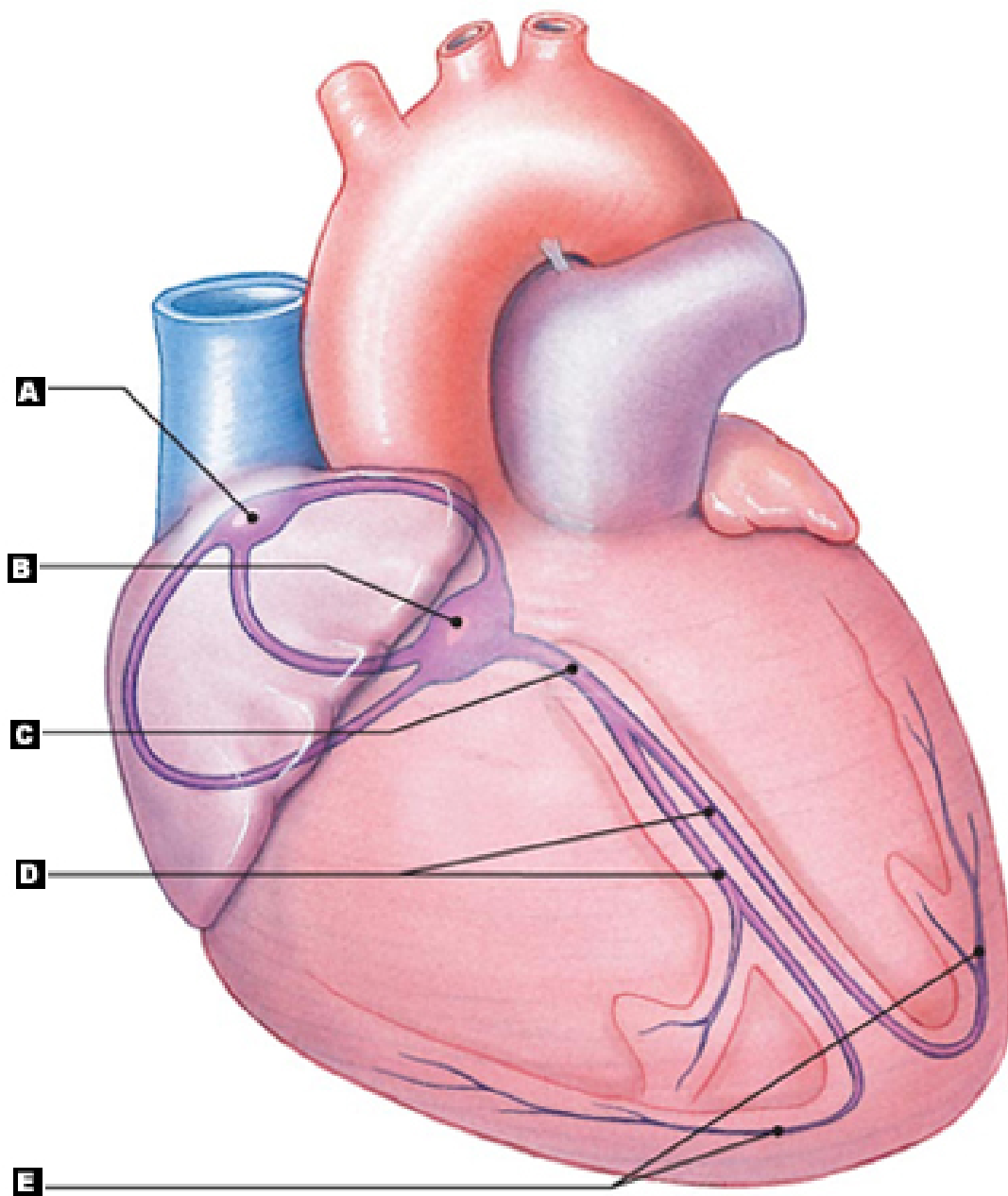
2.1 Srce

Srce je posebna vrsta prečno-progaste mišice in je običajno [2, 3] sestavljena iz štirih glavnih votlin: dveh preddvorov oz. atrijev in dveh prekatov oz. ventriklov. Z našega vidika pomembna anatomija srca je predstavljena na sliki 2.1.

Električna aktivnost srca oz. njegovo krčenje je vodeno iz **A** sino-atrialnega vozlišča (SV). SV je v zdravem srcu psevdo-sinusni ter edini dajalec ritma, saj vsebuje celice z edinstveno sposobnostjo avtonomne depolarizacije, ki se nato iz SV širi proti **B** atrio-ventrikularnemu vozlišču (AV). Depolarizacija od SV proti AV predstavlja skrčitev obeh preddvorov in se na EKG odraža kot P val.

AV po kratkem premoru nadaljuje depolarizacijo v področje obeh ventriklov preko **C** Hisovega snopa, **D** njegove leve in desne veje ter nato preko **E** Purkinjevih vlaken. Depolarizacija od AV do Purkinjevih vlaken predstavlja skrčitev obeh prekatov, ki je na EKG izražena kot QRS kompleks.

Končani depolarizaciji oz. QRS kompleksu sledi repolarizacija, ki je na EKG razvidna kot T val in kateremu se občasno pridruži še enigmatični U val [4].



Slika 2.1: Srčni električni sistem. © 2009 Pearson Education

2.2 Zgodovina EKG

Na ramenih temeljnih raziskav električnih pojavov v 17. in 18. stoletju je v 19. stoletju nastala elektrotehnika tlakovala pot k prvim EKG napravam. Srčna električna napetost sodi v območje mV in prvo dovolj občutljivo napravo je leta 1873 izumil francoski fizik in Nobelov nagrajenec Gabriel Lippmann v obliki elektrometra na osnovi meritve kapilarnega pojava ob spremembi površinske napetosti na stiku Hg in H_2SO_4 [5]. Njegov izum je nato leta 1887 uporabil britanski fiziolog Augustus Waller za prvi človeški EKG, prikazan na sliki 2.2.

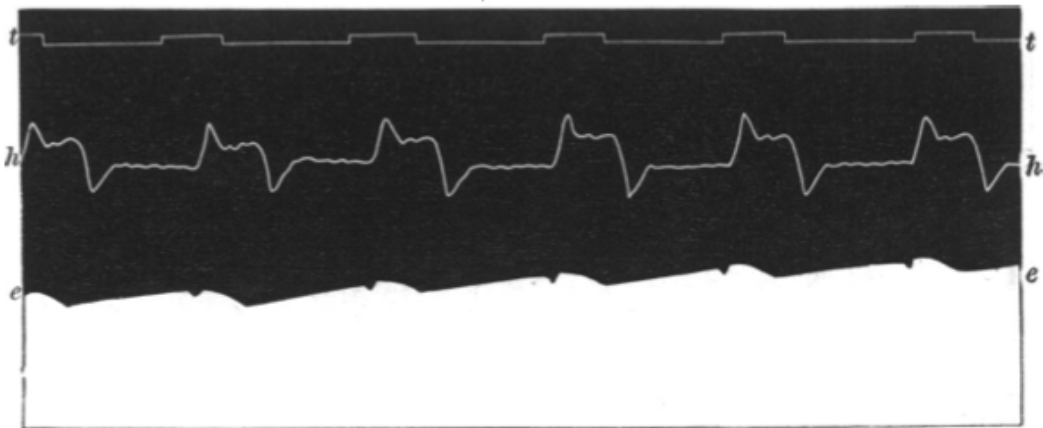


FIG. 1. Man. Heart led off to electrometer from front and back of chest (front to Hg; back to H_2SO_4).

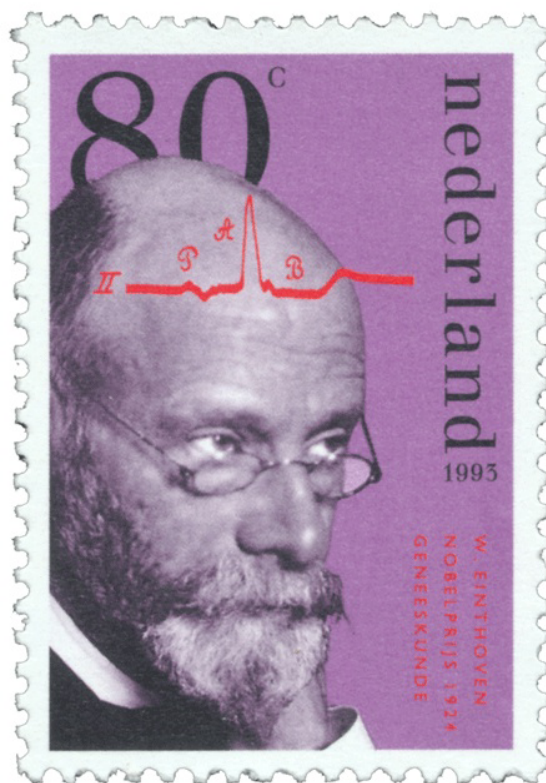
Slika 2.2: t - čas, h - gibanje prsnega koša, e - prvi človeški EKG [6]

Izboljšano verzijo Lippmannovega elektrometra je zatem nizozemski fiziolog Willem Einthoven leta 1895 uporabil za prvi relativno natančen EKG, na katerem je najdene odklone označil s črkami ABCD [7]. Nezadovoljen z natančnostjo elektrometra je Einthoven med 1901 in 1903 za merjenje EKG priredil galvanometer: po vzoru Descartesa je odklone tokrat označil s črkami PQRST, ki so v uporabi še danes. Za svoje delo je leta 1924 prejel Nobelovo nagrado za medicino, Nizozemska pa je v spomin Nobelove nagrade leta 1993 izdala poštno znamko na sliki 2.3.

Naslednji mejnik v nadaljnjem razvoju EKG predstavlja leto 1934, ko ameriški kardiolog Frank Wilson s tremi $5\text{ k}\Omega$ upori definira “ničelno” referenčno vozlišče, t.i. Wilsonovo centralno vozlišče (WCV), kot povprečje elektrod leve roke (LR), desne roke (DR) ter leve noge (LN): $V_W = \frac{1}{3}(LR + DR + LN)$. WCV se nahaja v središču t.i. Einthovenovega trikotnika katerega oglišča predstavljajo omenjene elektrode LR , DR ter LN . Z izjemo bipolarnih odvodov, merjenih iz parov omenjenih okončin, so tako vsi ostali odvodi unipolarni oz. merjeni glede na WCV [8].

Omeniti je potrebno tudi delo ameriškega fizika Normana Holterja, ki je leta 1949 izdelal prvi “prenosni” EKG z maso 34 kg ter s sposobnostjo telemetrije preko radijskih valov [9]. Masa današnjih prenosnih EKG naprav znaša tudi manj kot $0,1\text{ kg}$, 24-urni EKG pa se v poklon njegovemu delu imenuje preprosto “Holter”.

Vzporedno z razvojem računalniške tehnologije se je razvoj prvih algoritmov za analizo EKG pričel konec 60. let 20. stoletja, vendar algoritmi vse do 80. let niso dosegali zadovoljive natančnosti in robustnosti, hkrati pa so bili morebiti objavljeni rezultati neponovljivi in neprimerljivi, saj ni bilo standardne podatkovne baze EKG posnetkov. Bistveno izboljšanje natančnosti algoritmov je bilo doseženo v 80. letih. Za t.i. Matejev učinek omenimo največkrat citirani Pan-Tompkinsov algoritem



Slika 2.3: Willem Einthoven in odvod II s pomešanimi oznakami P ter A in B

“ Kdor namreč ima, temu se bo dalo in bo imel obilo; kdor pa nima, se mu bo vzelo še to, kar ima.

MATEJ 13,12

”

[10]. Hkrati pa je v istem obdobju bistven napredek prinesla tudi postavitve prvih referenčnih baz označenih EKG posnetkov.

2.3 Strani PhysioNet

PhysioNet (*physionet.org*) je prostodostopni spletni vir za *in silico* raziskovanje na področju raznovrstnih biomedicinskih signalov. Nastal je leta 1999 pod okriljem Nacionalnih inštitutov za zdravje (NIH) z namenom katalizacije prenosa znanja ter obstoječih baz (le-te so bile do tedaj dostopne na optičnih medijih in magnetnih trakovih). Zgodovinsko ozadje PhysioNet sicer sodi v leto 1975, ko sta z raziskovalnim delom na področju analize aritmij pričeli bostonska Beth Israel Hospital (BIH) ter univerza Massachusetts Institute of Technology (MIT). Rezultat njunega sodelovanja je leta 1980 objavljena prva označena baza EKG posnetkov, MIT-BIH DB baza aritmij, ki še danes velja za 'zlati standard' vrednotenja detektorjev. PhysioNet sestavljajo štiri tesno povezane komponente [11].

1. Spletna stran *physionet.org* kot mehanizem dostopa do odprtih raziskovalnih člankov in algoritmov ter vsakoletnih *Computing in Cardiology Challenges* na katerih se raziskovalci pomerijo na problemu, ki je hkrati zanimiv, medicinsko pomemben in tudi objektivno merljiv. Prvi izziv je bila denimo detekcija spalne apneje iz EKG posnetka, letošnji izziv pa izboljšanje neinvazivnega EKG fetusa (FEKG).
2. Naslednja komponenta je nabor programske opreme *PhysioToolkit* v katerem je (a) LGPL knjižnica *WFDB* (*WaveForm DataBase*) za branje/pisanje binarnih formatov PhysioNet baz v jezikih C(++) in Fortran; obstajajo tudi vmesniki za nekatere jezike, denimo Python in družino Lisp. Z *WFDB* knjižnico se lahko tudi izognemo lokalni hranitvi baz, saj nudi možnost neposrednega branja s PhysioNet strežnika. Naslednji del so na opisani knjižnici zgrajeni (b) raznovrstni ukazno-vrstični programi, izmed katerih smo neposredno uporabili programe za branje/pisanje vzorcev in oznak (`[rd|wr] samp in [rd|wr] ann`) ter program za vrednotenje detektorja `bx`, ki po ANSI/AAMI standardu primerja referenčne in naše oznake. Na isti knjižnici je zgrajen tudi (c) *WAVE*,

grafično orodje za pregledovanje in označevanje posnetkov, v katerem je bila označena tudi večina PhysioNet baz.

3. Edini del PhysioNet z zahtevo včlanitve je *PhysioNetWorks*, kjer lahko najdemo in sodelujemo pri projektih v nastajanju. Ti svojo pot začnejo kot zasebni projekti posameznika in so gostovani na strežnikih PhysioNet. V primeru odobrene prošnje za aktivacijo lahko lastnik k projektu povabi sodelavce, hkrati pa postane naslovna stran projekta javno dostopna. Ob dokončanju projekta lastnik projekta zaprosi za pregled s strani ekipe PhysioNet, ki dovolj dobre projekte nato ponudi v javnost.
4. Celoto PhysioNet zaključujejo seveda baze podatkov *PhysioBank* v katerih se poleg raznolikih EKG baz med drugim nahajajo tudi baze elektroencefalogramov (EEG), elektromiogramov (EMG), elektromiogramov maternice (EHG), baze krvnih pritiskov, baze hoje ter ravnotežja (za raziskave Parkinsonove in Huntingtonove bolezni ter pravilnega razvoja otrok) in posnetki magnetne resonance. Večina posnetkov *PhysioBank* je zapisanih v t.i. formatu 212, ki 12-bitne pare vzorcev zapakira v 3 bajte.

V nadaljevanju predstavljena detektorja smo vrednotili na dveh bazah označenih EKG posnetkov: MIT-BIH DB bazi aritmij (MIT-BIH DB*) ter Long-Term bazi ST segmentov (LTST DB).

2.3.1 Podatkovna baza MIT-BIH DB

MIT-BIH DB baza [12, 13] vsebuje 48 pol-urnih ambulatornih EKG z dvema odvodoma v obliki binarne .dat datoteke. 23 posnetkov je naključno izbranih iz populacije 4000 posnetkov, preostalih 25 posnetkov pa je izbranih z namenom vključitve neobičajnih ter klinično pomembnih aritmij, ki sicer ne bi bile dobro predstavljene v tako majhnem vzorcu. Posnetki so vzorčeni 360-krat na sekundo na posamezen odvod in z 11-bitno ločljivostjo na ± 5 mV intervalu. Z namenom izboljšanja

*Pod imenom MIT-BIH DB se sicer nahaja deset baz, denimo bazi fibrilacij in polisomnografije, vendar bomo bazo aritmij krajše imenovali kar MIT-BIH DB.

interpretacije sta vsak posamezen utrip (izmed 116137 utripov) označila vsaj dva kardiologa. Poleg posameznega EKG posnetka je tako tudi `.atr` datoteka z ravnokar omenjenimi oznakami. Nazadnje pa vsak posnetek spremlja tudi datoteka `.hea` s splošnim opisom tako EKG (število odvodov, frekvenca vzorčenja, število vzorcev, binarni format, razmerje enot vzorca v mV, tipi odvodov, ipd.) kot tudi samega pacienta (starost, spol, uporabljena zdravila, diagnoza).

2.3.2 Podatkovna baza LTST DB

Začetki baze LTST DB [14, 13] sodijo v leto 1995 in izvirajo iz sodelovanja Fakultete za računalništvo ter MIT. Baza LTST DB je nastala zaradi potrebe po daljših EKG posnetkih, saj dvourni posnetki pet let starejše baze ESC (*European Society of Cardiology*) [15, 13] niso zadoščali za potrebe raziskav srčne ishemije. Posnetki ESC so vsebovali tudi premalo ne-ishemičnih epizod, zaradi česar tudi ni bilo moč zadovoljivo ovrednotiti specifičnosti detektorjev ishemij.

LTST DB baza s primerno izbranimi Holter posnetki tako nudi primerno okolje za razvoj in vrednotenje detektorjev prehodne ishemije in tudi detektorjev aritmij. Prvotno je baza vsebovala 11 označenih 24-urnih EKG posnetkov z dvema odvodoma, danes pa vsebuje že 86 posnetkov z dolžino med 21 in 24 ur (z 48 urami izstopa posnetek `s20611`). Posnetki so vzorčeni 250-krat na sekundo, z 12-bitno ločljivostjo na 20 mV intervalu ter poimenovani po vzorcu `sXYYYYZ`, kjer X predstavlja število odvodov (18 posnetkov vsebuje 3 odvode), YYY predstavlja pacienta ter Z zaporedno število posnetka istega pacienta. Poleg že omenjenih treh datotek (`.dat`, `.hea`, `.atr`), vsebuje vsak posnetek seveda tudi oznake ST segmentov po treh kriterijih (`.st[abc]`), pa tudi koeficiente Karhunen-Loève transformacije ter datoteke za grafični pregledovalnik/označevalnik SEMIA [14, 13].

2.4 Pregled področja

Ne glede na raznolikost QRS detektorjev je vsem skupen že omenjeni ANSI/AAMI standard [16]. Ta med drugim določa 150 ms časovni interval okoli referenčnega časa, znotraj katerega je detekcija še veljavna; interval uporablja tudi omenjeni program

bxb za vrednotenje detektorjev. Standard določa tudi dve uveljavljeni metriki za vrednotenje. V splošnem primeru sicer vhodni podatki predstavljajo dogodek ali ne-dogodek, zato ima detektor v splošnem štiri možne izhode:

1. zaznan dogodek (resnično pozitiven ali TP),
2. zaznan ne-dogodek (lažno pozitiven ali FP),
3. ne-zaznan ne-dogodek (resnično negativen ali TN),
4. ne-zaznan dogodek (lažno negativen ali FN).

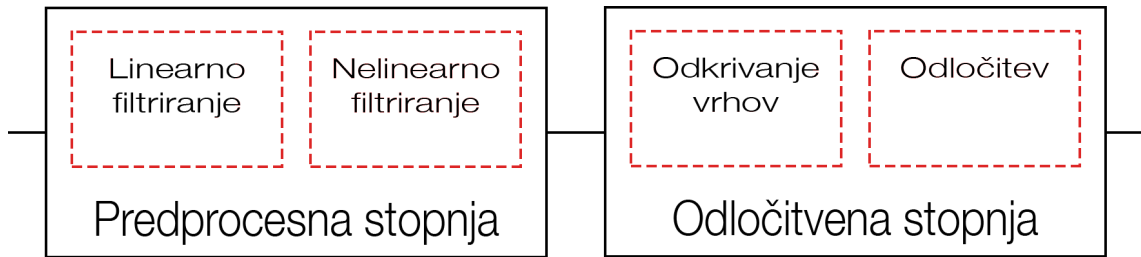
V primeru detekcije QRS kompleksov seveda ne moremo šteti ne-dogodkov, zato ne moremo uporabiti metrike *specifičnosti* $Sp = \frac{TN}{TN + FP}$. Tako sta najpogosteje uporabljeni metriki *občutljivost* (Se; delež dogodkov, ki so detektirani) ter *pozitivna napovedna vrednost* (+P; delež detekcij, ki so dogodki):

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{in} \quad +P = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (2.1)$$

Pred pregledom omenimo, da prosta dostopnost standardnih in označenih baz ter uveljavljenost metrik (2.1) sicer omogočajo ponovljivost in medsebojno primerljivost rezultatov, a so kljub temu premnogi članki (npr. [17, 18, 19, 20, 21]) objavljeni ali brez rezultatov ali so predstavljeni detektorji ocenjeni na nestandardnih/nedostopnih EKG bazah ali pa so iz standardnih baz selektivno izločeni za posamezni detektor neugodni EKG posnetki. Povejmo tudi, da nobena kategorizacija QRS detektorjev ni povsem objektivna in dokončna, saj med detektorji obstajajo številna prekrivanja, tako glede uporabljenih matematičnih konceptov kot tudi glede same implementacije. Tako se je že s prvimi QRS detektorji vzpostavila skupna algoritmična shema, ki si jo, vsaj približno, še danes delijo mnogi detektorji in je prikazana na sliki 2.4.

Odводи

Najbolj enostavni detektorji se osredotočajo zgolj na strmino QRS kompleksa in zato EKG posnetek $x(n)$ filtrirajo zgolj s preprostim visokoprepustnim filtrom v obliki



Slika 2.4: Algoritmična struktura običajnega QRS detektorja

naslednjih diferenčnih enačb [22].

$$\begin{aligned}
 y_1(n) &= x(n+1) - x(n-1), \\
 y_1(n) &= 2x(n+2) + x(n+1) - x(n-1) - 2x(n-2), \\
 y_1(n) &= x(n) - x(n-1), \\
 y_1(n) &= \tilde{x}(n) - \tilde{x}(n-1),
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

kjer je $\tilde{x}(n) = \begin{cases} |x(n)| & |x(n)| \geq \Theta \\ \Theta & |x(n)| < \Theta \end{cases}$ Θ pa iz posameznega EKG izmerjen prag.

Nekateri detektorji poleg prvega uporabljajo tudi drugi odvod, katerega približek predstavlja $y_2(n) = x(n+2) - 2x(n) + x(n-2)$.

Linearna kombinacija omenjenih izhodov diferenčnih enačb $y_1(n)$ ter $y_2(n)$ je pri nekaterih detektorjih tudi zglajena z operacijo konvolucije. Sledi primerjava $y(n)$ s pragom Ω , ki je lahko najpreprosteje zgolj del maksimalne vrednosti EKG, $\Omega = k \cdot x_{\max}$, ali pa je prag adaptivno določen s trenutno karakteristiko analiziranega EKG. Posamezni detektorji v tej kategoriji se razlikujejo predvsem v hevristično določenih koeficientih, načinu adaptacije praga ter morebitnih nadaljnjih prijemih za zmanjšanje lažno pozitivnih (FP) dogodkov. Ravno kar opisani enostavni detektorji so dovzetni za raznovrstne vire šuma, ki skoraj vedno spremljajo EKG signal, in se v klinični praksi ne uporabljajo.

Digitalni filtri

V to kategorijo ponavadi uvrščamo detektorje, ki se osredotočajo na običajni frekvenčni spekter QRS kompleksa (med približno 5 Hz in 30 Hz), hkrati pa izločijo nezanimivi in moteči preostali del spektra. Ti detektorji so torej zasnovani z namenom odstranjevanja že omenjenih virov šuma, kot sta denimo 50 Hz (oz. 60 Hz) motnja električnega omrežja in plesanje osnovnega nivoja. Tipičen predstavnik kategorije tovrstnih detektorjev je Chenov realno-časovni QRS detektor [23].

Prvo, linearno stopnjo Chenovega detektorja predstavljata (1) linearni visokoprepustni filter v obliki drsečega povprečja

$$y_1(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} x(n-m) \quad (2.3)$$

in (2) vzporedni časovni zamik istega vhodnega signala,

$$y_2(n) = x\left(n - \frac{M+1}{2}\right) \quad (2.4)$$

iz česar sledi, da mora biti M lih (običajno $M = 5$ ali $M = 7$). Izhod prve stopnje detektorja je $y(n) = y_2(n) - y_1(n)$.

Drugo, nelinearno stopnjo detektorja predstavlja nizkoprepustni filter v obliki zaporednih operacij kvadriranja in drsečega seštevanja, katerega dolžina okna je čimbolj podobna tipični dolžini QRS kompleksa.

Zadnjo, odločitveno stopnjo detektorja predstavlja primerjava v prejšnjih stopnjah filtriranega EKG s pragom $\Omega = \alpha\gamma m + (1-\alpha)\Omega$, kjer je m lokalni maksimum, $\alpha \in [0, 1]$ faktor pozabljanja ter γ utež prispevka m k novemu pragu Ω .

Valčna transformacija

Ozadje valčne transformacije lahko predstavimo z načelom nedoločenosti, ki pravi da signal ne moremo hkrati lokalizirati v časovnem in frekvenčnem prostoru, produkt nedoločenosti v času in frekvenci ima spodnjo mejo. Signal $x(t)$ ima teoretično torej neomejeno časovno resolucijo (a praktično omejeno s samim vzorčenjem) in nobene

frekvenčne resolucije. Nasprotno skrajnost predstavlja Fourierjeva[†] transformacija, ki signal $x(t)$ preslika v frekvenčni prostor,

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-2\pi jft} dt. \quad (2.5)$$

Transformiranka $X(f)$ sicer nudi neomejeno frekvenčno resolucijo, a brez časovne resolucije; nudi informacijo o amplitudah posameznih frekvenc v signalu, a ne pove kdaj v signalu je posamezna frekvenca prisotna.

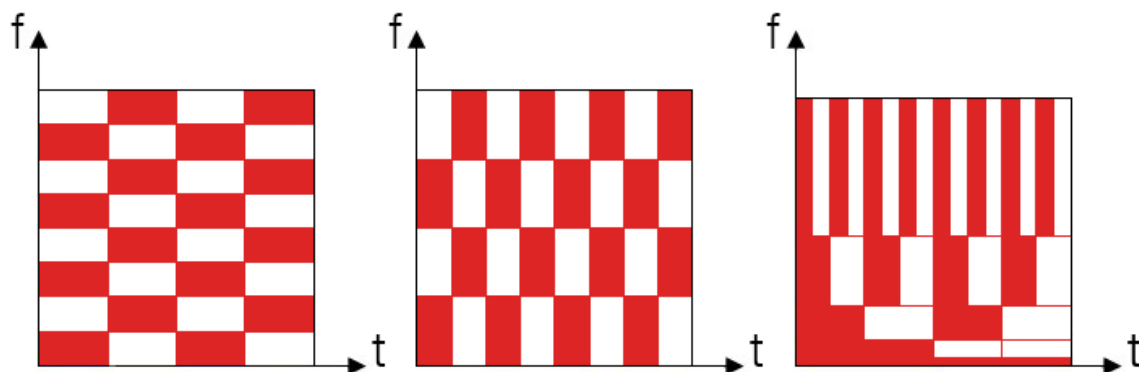
Srednjo pot med opisanimi skrajnostima morda uberemo tako, da signal $x(t)$ razdelimo na časovne intervale ter nato nad vsakim intervalom izvedemo Fourierjevo transformacijo. Za vsak posamezen interval lahko izvemo njegovo frekvenčno vsebino, tako da $x(t)$ pomnožimo z drsečim oknom $w(t)$ ter nad njunim produktom izvedemo Fourierjevo transformacijo,

$$X(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-2\pi jft} dt. \quad (2.6)$$

Predstavljeno imenujemo kratko-časovna Fourierjeva transformacija, saj vpeljava okna $w(t)$ signal vsakokrat omeji na določen, “kratek” čas. Širše okno $w(t)$ tako nudi boljšo frekvenčno, a slabšo časovno resolucijo, medtem ko nasprotno velja za ožje okno $w(t)$. Obe okni sta zaporedoma prikazani na levem in srednjem delu slike 2.5.

Običajno pa želimo boljšo časovno (in slabšo frekvenčno) resolucijo za višje frekvence in hkrati boljšo frekvenčno (in slabšo časovno) resolucijo za nižje frekvence. Tu med drugim tiči razlog za nastanek valčne transformacije, ki omogoča spremenljivo okno na sliki 2.5 desno in bazno funkcijo Fourierjeve transformacije $e^{j\omega t}$ nadomesti s t.i. valčki (valovnimi paketi z omejenim trajanjem in frekvenčnim spektrom), uporabo le-teh za QRS detekcijo pa najdemo v [24, 21, 18].

[†]Jean Baptiste Joseph Fourier, 1768-1830



Slika 2.5: **levo** - širši $w(t)$, **sredina** - ožji $w(t)$, **desno** - valčna transformacija

Prečkanja ničle

V [25] je predstavljen algoritem, ki po pasovnem filtriranju EKG signalu $y_1(n)$ doda maksimalno frekvenčno zaporedje $b(n) = k(n) \cdot (-1)^n$,

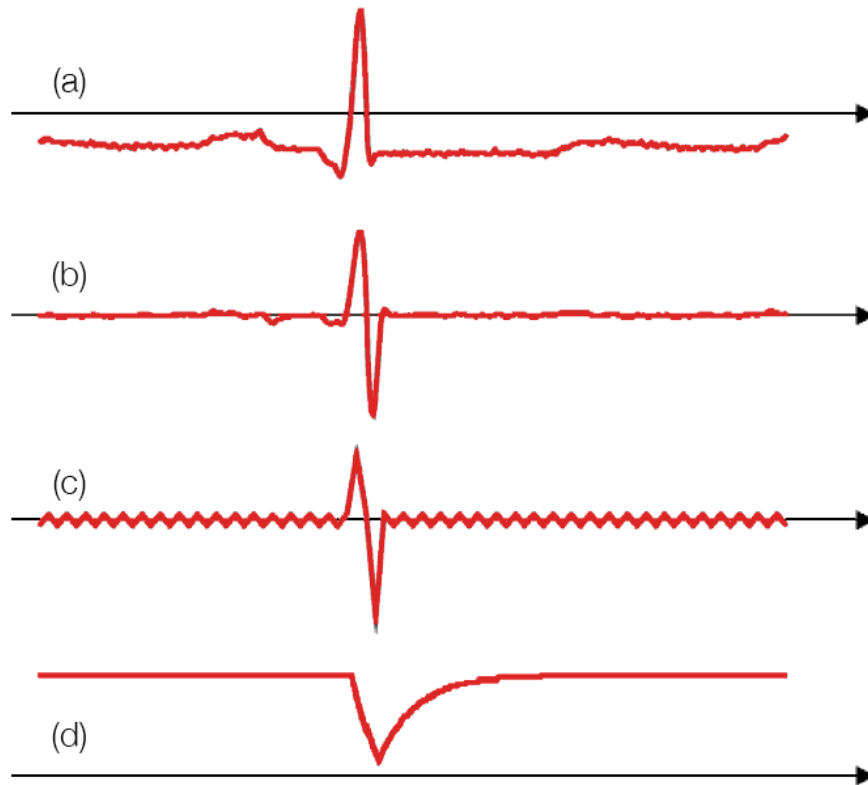
$$y_2(n) = y_1(n) + b(n). \quad (2.7)$$

Amplituda $k(n)$ zaporedja $b(n)$ je določena z drsečim povprečjem nad $|y_1(n)|$ in zato manjša kot amplituda QRS kompleksa. Število prečkanj ničle signala $y_2(n)$ med QRS kompleksom je tako relativno majhno in med preostalim obdobjem relativno veliko. Iz le-teh števil prečkanj ničle dobljen signal zgladimo, primerjamo s prilagodljivim pragom detekcije ter nato v okolici kandidatov poiščemo vrhove na signalu $y_1(n)$. Osnovna ideja algoritma je prikazana na sliki 2.6.

Dolžinska transformacija

Uporaba dolžinske transformacije je prikazana v članku [26], v katerem je detektor implementiran v treh stopnjah. V prvi stopnji detektor najprej izloči visokofrekvenčno vsebino signala oz. signal filtrira z nizkoprepustnim filtrom v obliki prenosne funkcije

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-5})^2}{(1 - z^{-1})^2}. \quad (2.8)$$



Slika 2.6: **(a)** - EKG, **(b)** - $y_1(n)$, **(c)** - $y_2(n)$, **(d)** - število prečkanj ničle

V drugi stopnji sledi uporaba dolžinske transformacije. Zvezno odvedljivi parametrični funkciji $y(t)$, v našem primeru EKG posnetku, dolžino L na intervalu $[t-w, t]$ določimo kot

$$L = \int_{t-w}^t \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dt}\right)^2} dt \quad (2.9)$$

pri čemer za dolžino okna w idealno izberemo najdaljši QRS kompleks; $w = 130$ ms v [26]. V zadnji, odločitveni stopnji detektor uporabi prilagodljivi prag ter hevristične metode za iskanje začetka in trajanja QRS kompleksa. Izvorna koda opisanega detektorja, `wqrs.c`, je na voljo na PhysioNet.

Genetski algoritmi

Uporaba genetskih ali evolucijskih algoritmov je prikazana v [27] in sicer tako v predprocesni stopnji pri zasnovi optimalnih polinomskih filtrov, kot tudi pri določitvi prilagodljivega praga. V predprocesni stopnji je genetski algoritem uporabljen pri določitvi optimalnih koeficientov $a_{k_1 k_2 \dots k_N}$ polinomskega filtra

$$y_i = \underbrace{\sum_{k_1=0}^M \sum_{k_2=0}^M \dots \sum_{k_N=0}^M}_{\sum k_j \leq M} a_{k_1 k_2 \dots k_N} x_{i-d_1}^{k_1} x_{i-d_2}^{k_2} \dots x_{i-d_N}^{k_N}, \quad (2.10)$$

kjer so d_j časovni zamiki na i -ti vzorec. Predstavljena sta dva linearna ($M = 1$) in en kvadratni filter ($M = 2$). Učno množico v [27] predstavljajo (desetkrat) naključno izbrani 10-sekundni izseki vsakega izmed posnetkov MIT-BIH DB baze, mero optimalnosti pa skupno število FP in FN.

Nadaljnji pristopi

Omenimo še nekaj pristopov k detekciji QRS kompleksov. Prvi je t.i. skriti model Markova[‡], ki je sicer širše uporabljen denimo na področju prepoznave govora in bioinformatike. Predstavlja nekakšno nadgradnjo verige Markova oz. brezspominskega avtomata, saj je sedaj prehajanje stanj “vidnega” avtomata V pogojeno s stanjem “skritega” avtomata S , naša naloga pa je iz stanja V določiti najbolj verjetno dejansko, S stanje. Na področju prepoznave govora je V stanje npr. zvočni zapis, S stanje pa izrečene besede, medtem ko so v [28] stanja V vzorci EKG posnetka, S stanja pa električne aktivacije srca oz. posamezni deli utripa. Prikazani rezultati kažejo primernost uporabe skritega modela Markova za odkrivanje QRS kompleksov ter tudi P valov, bistveni slabosti pristopa pa sta nujnost ročne segmentacije posnetka in računska zahtevnost.

Med pristopi najdemo tudi teorijo matematične morfologije, ki jo je leta 1964 v doktorskem delu razvil francoski matematik Jean Serra. Doktorsko delo je dalo tako teoretične rezultate v topologiji, kot tudi praktično metodo analize mineralov.

[‡]Andrej Andrejevič Markov, 1856-1922

Nato pa je z razvojem računalnikov teorija matematične morfologije našla uporabo v procesiranju digitalnih slik in navsezadnje na področju analize EKG signalov. Prikaz detekcije QRS kompleksov z uporabo operacij erozije \ominus in dilatacije \oplus , ter iz njiju izpeljanih operacij zapiranja \bullet in odpiranja \circ , najdemo v [29].

V [30] in [31] je prikazana gradnja QRS detektorja tudi s prilagodljivimi filtri, ki trenutni vzorec signala $\hat{x}(n)$ cenijo iz preteklih vzorcev

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^P a_i(n)x(n-i), \quad (2.11)$$

kjer so $a_i(n)$ glede na trenutni signal časovno prilagodljivi koeficienti.

2.5 Lastni implementaciji

2.5.1 Detektor za spremljanje aritmij

Prvi detektor smo implementirali po vzoru detektorja za spremljanje aritmij iz laboratorija za procesiranje signalov z Ecole Polytechnique de Lausanne [32]. V izvornem članku so detektor vrednotili zgolj na 15-minutnih EKG posnetkih treh pacientov Lausanske bolnišnice, pa tudi v [22] niso uspeli vrednotiti občutljivosti oz. pozitivne napovedne vrednosti nad 90 %. Tako se zdi označitev detektorja v naslovu članka kot “robustnega” pretirano samozavestna odločitev. Po našem vedenju detektor tako ni bil nikoli do sedaj implementiran in temeljito vrednoten na standardnih bazah EKG posnetkov. Z lastno izboljšano implementacijo detektorja smo uspeli na celotni MIT-BIH DB bazi doseči 96,09 % občutljivost ter 99,57 % pozitivno napovedno vrednost. Prvo stopnjo detektorja predstavlja pasovnoprepustni filter $y(k)$, katerega naloga je izločiti ali vsaj zmanjšati plesanje osnovnega nivoja ter omrežne in ostale motnje. Filter je sestavljen iz dveh nizkoprepustnih filtrov, ki sta zgrajena iz dveh zaporednih drsečih povprečij,

$$y(k) = \frac{1}{K^2} \sum_{m=k-K+1}^k \sum_{n=m-K+1}^m x(n) - \frac{1}{L^2} \sum_{m=k-L+1}^k \sum_{n=m-L+1}^m x(n), \quad (2.12)$$

kjer sta K in L konstanti, $x(n)$ pa vhodni signal. EKG posnetki v LTST DB bazi so vzorčeni s frekvenco 250 Hz, zato smo uporabili konstanti $K = 5$ in $L = 200$, medtem ko je MIT-BIH DB baza vzorčena s frekvenco 360 vzorcev na sekundo in smo uporabili $K = 7$, $L = 288$. Frekvenčni odziv pasovnoprepustnega filtra lahko dobimo z vrednotenjem prenosne funkcije $H(z)$ na enotski krožnici. Zahvaljujoč

simetriji zadostuje izpeljava enega od nizkoprepustnih filtrov:

$$\begin{aligned}
& \sum_{m=k-K+1}^k \sum_{n=m-K+1}^m x(n) \\
&= [x(k-2K+2) + x(k-2K+3) + \dots + x(k-K+1)] \\
&+ [x(k-2K+3) + x(k-2K+4) + \dots + x(k-K+2)] \\
&+ \dots \\
&+ [x(k-K+1) + x(k-K+2) + \dots + x(k)] \\
&= [x(k-2K+2) + 2x(k-2K+3) + \dots + (K-1)x(k-K+1) + \dots + 2x(k-1) + x(k)] \\
&= F
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathcal{Z}\{F\} &= X(z) \left[z^{-2K+2} + 2z^{-2K+3} + \dots + (K-1)z^{-K+1} + \dots + 2z^{-1} + 1 \right] \\
&= X(z) \left[z^{-K+1} + z^{-K+2} + \dots + z^{-1} + 1 \right]^2 \\
&= X(z) \left[\frac{(z^{-K} - 1)}{(z^{-1} - 1)} \right]^2 \\
&= X(z) \left[\frac{(z^{-K/2} - z^{K/2})}{(z^{-1/2} - z^{1/2})} \right]^2 z^{-(K-1)}
\end{aligned}$$

Slednje ocenimo na enotski krožnici oz. pri $z = e^{2j\pi f}$

$$\left(\frac{\sin \pi f K}{\sin \pi f} \right)^2 e^{-2j\pi f(K-1)}$$

Podobno storimo za drugi nizkoprepustni filter in tako dobimo frekvenčni odziv $H(f)$ uporabljenega filtra.

$$H(f) = \frac{1}{K^2} \left(\frac{\sin \pi f K}{\sin \pi f} \right)^2 e^{-2j\pi f(K-1)} - \frac{1}{L^2} \left(\frac{\sin \pi f L}{\sin \pi f} \right)^2 e^{-2j\pi f(L-1)} \quad (2.13)$$

V drugi stopnji sledi preprost in pasovno omejen diskretni diferenciator, s katerim poudarimo QRS komplekse.

$$z(k) = y(k - 4) + 2y(k - 3) - 2y(k - 1) - y(k) \quad (2.14)$$

V tretji stopnji nadalje povečujemo razmerje signal/šum, pri čemer je signal seveda QRS kompleks. Diferencirani signal najprej kvadriramo, $w_1(k) = z(k)^2$, ter nato seštejemo z drsečim oknom, $w_2(k) = \sum_{n=k-N+1}^k w_1(k)$. Omenjeno kvadriranje je nelinearna operacija ($(a + b)^2 \neq a^2 + b^2$), v frekvenčni domeni pa predstavlja konvolucijo in tako nadalje poudari preostale visoke, QRS frekvence. Drseče seštevanje pa zopet poudari QRS kompleks, tokrat z upoštevanjem njegovega trajanja.

V četrti stopnji detektor uporabi prilagodljivi klasifikator minimalne razdalje, ki izhod prejšnje stopnje, $w_2(k)$, razvrsti v QRS oz. \overline{QRS} razred. Kot začetni vrednosti obeh razredov smo vzeli maksimalno oz. minimalno vrednost v prvih dveh sekundah $w_2(k)$. Glede na razvrstitev posameznega vzorca signala referenčno vrednost obeh razredov nato prilagajamo z eno od naslednjih enačb:

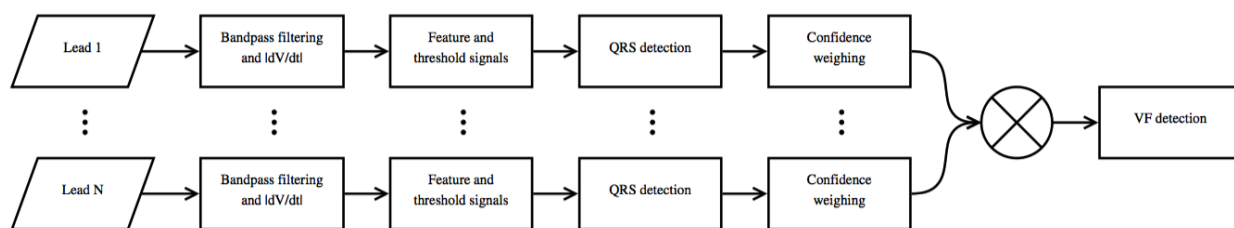
$$\begin{aligned} QRS(k) &= 0.9 \cdot QRS(k - 1) + 0.1 \cdot w_2(k), \\ \overline{QRS}(k) &= 0.9 \cdot \overline{QRS}(k - 1) + 0.1 \cdot w_2(k). \end{aligned} \quad (2.15)$$

Minimaks iskalnik v zadnji stopnji uporabi klasifikacijo prejšnje stopnje ter odvod $z(k)$ druge stopnje. V primeru QRS klasifikacije v prejšnji stopnji, poskusi minimaks iskalnik na signalu $z(k)$ hkrati najti ničlo in negativni drugi odvod; iskanje poteka v približku časovnega intervala enega utripa. Če je iskanje uspešno, omenjeni vzorec zabeležimo kot R vrh QRS kompleksa.

2.5.2 Večodvodovni QRS detektor

Drugi, večodvodovni detektor smo implementirali po vzoru predstavitve na lanskoletni EMBS konferenci [33]. Detektor je zahvaljujoč večodvodovni strukturi relativno robusten oz. odporen na raznovrstne kombinacije šumov ter hkrati ne zahteva ročnega prilaganja posameznemu pacientu ali okolju.

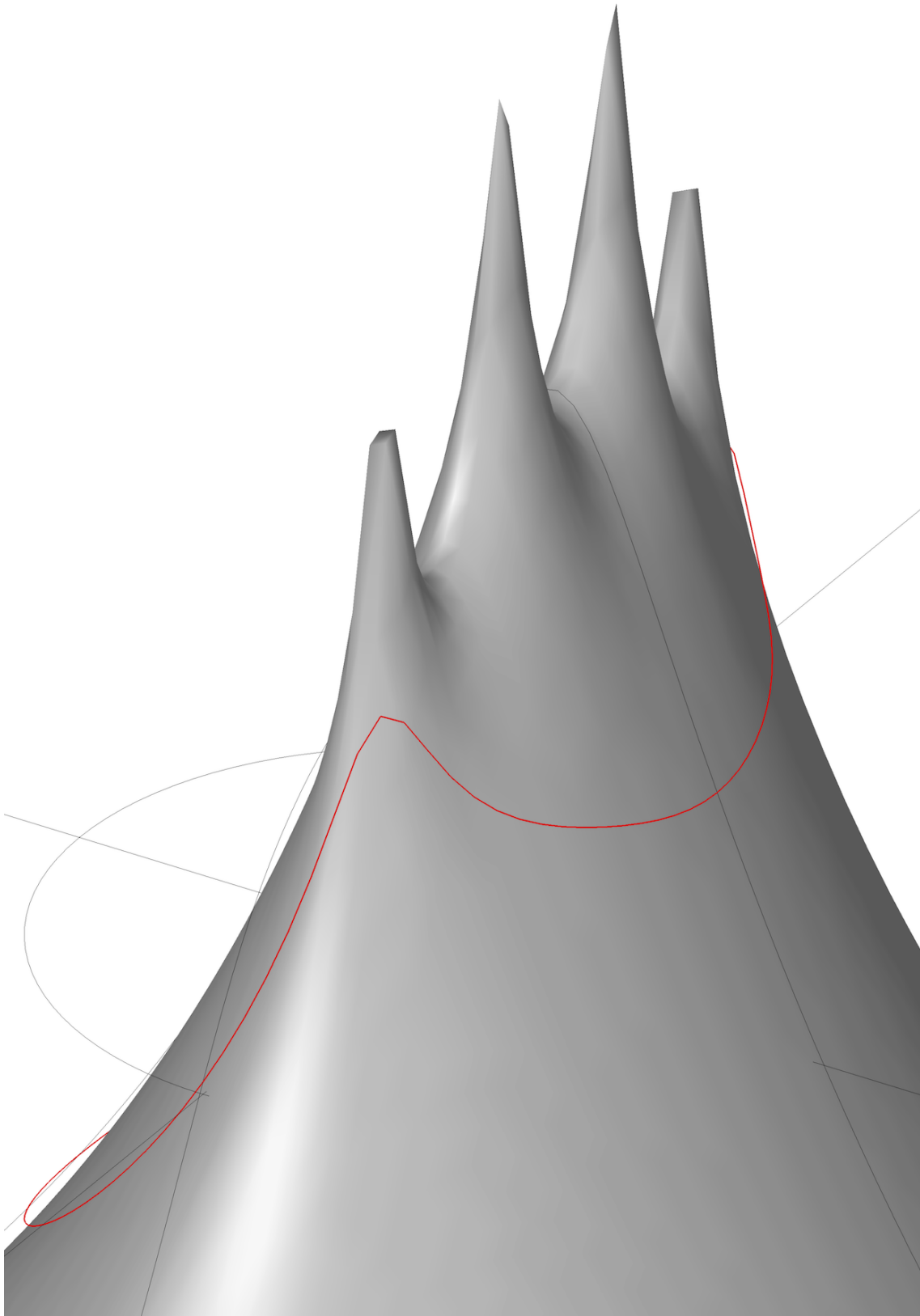
Shematično je detektor predstavljen na sliki 2.7. Običajnemu predprocesiranju s pasovnoprepustnim filtrom, diferenciaciji in rektifikaciji signala, sledijo izračuni večih pragovnih signalov ter signalov značilnk. S slednjimi signali detektor na posameznem odvodu signala predhodno izračuna kandidate za QRS kompleks. Glede na relativno zaupanje v QRS kandidata je nato posamezen odvod utežen, hkrati pa so vsi odvodi tudi medsebojno normalizirani. Enoodvodovni rezultati so nato z ozirom na omenjene uteži združeni v večodvodovni rezultat, iz katerega detektor na koncu odstrani še morebitna srčna plapolanja ter fibrilacije z namenom enakovredne primerjave z ostalimi detektorji. Plapolanja ter fibrilacije sicer so vključene v standardne oznake EKG posnetkov, vendar jih bxb po ANSI/AAMI standardu ne upošteva.



Slika 2.7: Shema večodvodnega QRS detektorja

Detektor vhodni signal najprej predprocesira z Butterworthovim[§] pasovnoprepustnim filtrom četrtega reda na frekvenčnem intervalu med 7 in 17 Hz, kjer je približno večina informacije o QRS kompleksu [22]. V implementaciji uporabljen Butterworthov filter ima štiri pole na lokacijah $0.43 \pm j0.78$ ter $0.5 \pm j0.28$. Na logaritmičnem merilu je frekvenčni odziv filtra v \mathcal{Z} -ravnini predstavljen na sliki 2.8, kjer imajo vrhovi ‘v resnici’ ∞ višino. Sledi standardni predprocesni korak absolutnega odvajanja filtriranega signala, $z(n) = |y(n) - y(n - 1)|$.

[§]Stephen Butterworth, 1885-1958



Slika 2.8: Rdeč Butterworthov pasovnoprepustni filter v \mathcal{Z} -ravnini.

Predprocesiranju sledi izračun signala značilnik $s_1(n)$ in dveh pragovnih signalov, $t_1(n)$ in $t_2(n)$, z uporabo dveh filtrov drsečega povprečja. Za signal značilnik bi idealno vedno uporabili filter s širino okna enako povprečnemu trajanju QRS kompleksa posameznega pacienta, realno pa je v implementaciji izbrana širina okna $p = 200$ ms. Detektor je sicer relativno odporen na spremembe tega parametra.

$$s_1(n) = \frac{1}{p+1} \sum_{i=n-\lfloor \frac{p}{2} \rfloor}^{n+\lfloor \frac{p}{2} \rfloor} z(i) \quad (2.16)$$

Za pragovni signal $t_1(n)$ (in posledično tudi $t_2(n)$) pa smo za širino okna izbrali najdaljši pričakovani RR interval. Ne pričakujemo manj kot 20 utripov na minuto, zato je bil izbran parameter $q = 3$ s.

$$t_1(n) = \frac{1}{3} \left[s_1(n) + \frac{\sum_{i=n-\lfloor \frac{q}{2} \rfloor}^{n+\lfloor \frac{q}{2} \rfloor} z(i)}{q+1} + \frac{\sum_{i=n-\lfloor \frac{\sqrt{pq}}{2} \rfloor}^{n+\lfloor \frac{\sqrt{pq}}{2} \rfloor} z(i)}{\lfloor \frac{\sqrt{pq}}{2} \rfloor + \lfloor \frac{\sqrt{pq}}{2} \rfloor + 1} \right] \quad (2.17)$$

Kot vir šuma moramo upoštevati tudi občasno pojavljanje T valov z amplitudo in frekvenco podobno QRS kompleksom. V izogib teh lažno pozitivnih QRS kompleksov moramo zato poleg $t_1(n)$ izračunati še prag $t_2(n)$. Slednji drži za obdobje detekcije posameznega QRS kompleksa maksimum praga $t_1(n)$, $\max_{i \in \text{QRS}_n} (t_1(i))$, nato pa v času repolarizacije oz. t.i. refraktarne dobe, v kateri je srce nezmožno krčenja, omejnjeni maksimum postopoma upada s faktorjem $\alpha = \frac{20}{f}$, kjer je f frekvenca vzorčenja; 360 Hz za bazo MIT-BIH DB ter 250 Hz za bazo LTST DB. Celotna enačba za prag

$$t_2(n) \text{ je tako zapisana kot } t_2(n) = \begin{cases} \max_{i \in \text{QRS}_n} (t_1(i)) & s_1(n) > t_1(n) \\ \alpha t_1(n) + (1 - \alpha)t_2(n-1) & s_1(n) \leq t_1(n). \end{cases}$$

Ravnokar opisani implementaciji posameznega odvoda sledi večodvodovni del detektorja. V tem delu najprej vsako oznako obtežimo z zaupanjem glede na deviacijo posameznega RR intervala okoli povprečja okolišnjih RR intervalov, tako da izračunamo maksimalno procentualno odstopanje d_k trenutnega intervala RR_k od štirih sosednjih RR_i intervalov,

$$d_k = \max_{j=k-2\dots k+2} \left| \frac{5 \cdot RR_j}{\sum_{i=j-2}^{j+2} RR_i} \right|. \quad (2.18)$$

Utež d_k uporabimo v enačbi popravljenega signala značilik $s_2(n)$, katerega razlika od pragu $t_2(n)$ je sedaj 10^{d_k} -krat manjša,

$$s_2(n) - t_2(n) = \frac{s_1(n) - t_2(n)}{10^{d_k}}. \quad (2.19)$$

S popravljenim signalom $s_2(n)$ sedaj izmerimo zaupanje v (odsotnost) QRS kandidata, v istem koraku pa odvode hkrati tudi medsebojno normaliziramo. Odločitev o prisotnosti (ali odsotnosti) QRS kandidata je predstavljena s pozitivno (ali negativno) razliko med signalom $s_2(n)$ in pragom $t_2(n)$, zaupanje v to odločitev pa z absolutno vrednostjo te razlike. To razliko hkrati tudi delimo z vsoto obeh signalov in tako odvod tudi normaliziramo. Vse skupaj nato zgladimo z drsečim povprečjem. Opisano lahko jedrnato zapišemo v enačbo normaliziranega signala $v(n)$:

$$v(n) = \frac{1}{p+1} \sum_{i=n-\lceil \frac{p}{2} \rceil}^{n+\lfloor \frac{p}{2} \rfloor} \frac{s_2(i) - t_2(i)}{s_2(i) + t_2(i)}. \quad (2.20)$$

Normalizirane signale $v_i(n)$ posameznih odvodov i sedaj združimo in s povprečjem vseh odvodov, $z(n)$, zagotovimo tudi primerljivost rezultatov med EKG

posnetki z različnim številom odvodov,

$$z(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i(n). \quad (2.21)$$

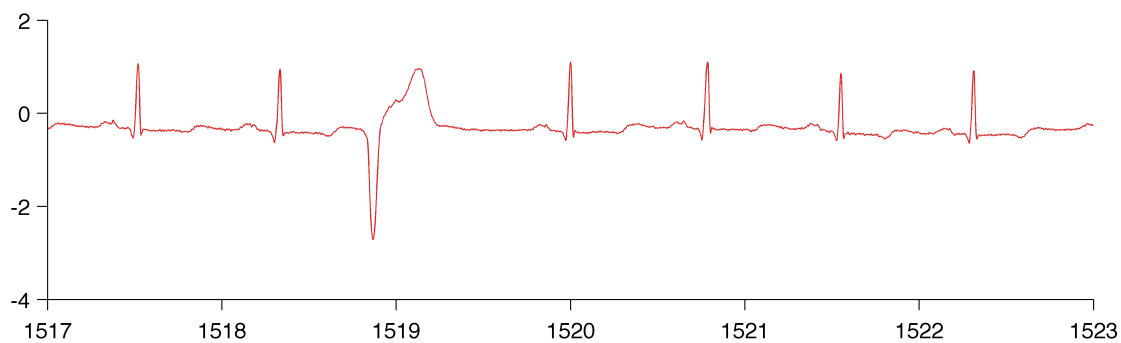
Zaradi enakovredne primerjave detektorja moramo izločiti še srčno fibrilacijo ter plapolanje, saj slednja nista pravilna QRS kompleksa oz. ju bxb ne upošteva. Med trajanjem obeh abnormalnosti srce drhti oz. se ne krči usklajeno, kar se na EKG izrazi kot približno sinusoidna krivulja. Drseče povprečje slednje pa je, ne glede na dolžino okna, vedno približno enako. Tako sta si signal značilnik $s_2(n)$ ter pragovni signal $t_2(n)$ vedno blizu, zaradi česar je v obdobju plapolanja in fibrilacije stopnja zaupanja v QRS kandidata “zelo majhna”. Torej moramo uporabiti še dodaten, “zelo majhen” prag (0.003 mV v implementaciji), s katerim se bomo izognili lažno pozitivnim fibrilacijam ter plapolanjem.

Poglavje 3

Rezultati

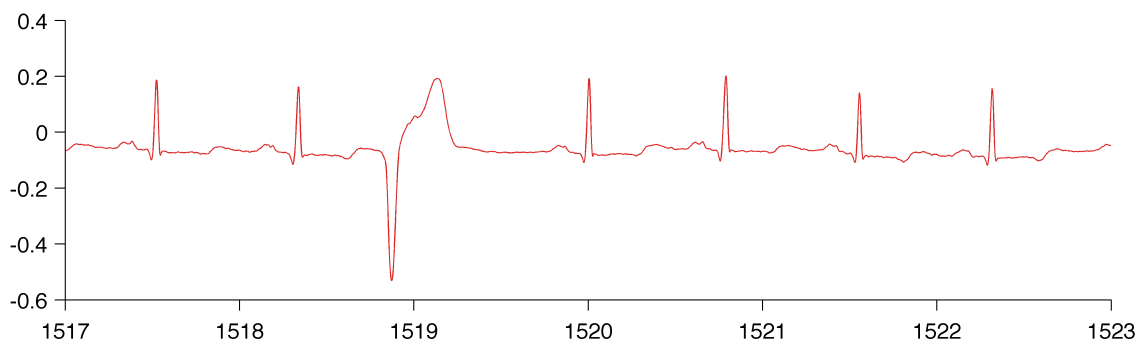
3.1 Detektor za spremljanje aritmij

Delovanje detektorja bomo sedaj predstavili tudi na uporabljenih posnetkih. Za šolski primer najprej izberimo prvi posnetek MIT-BIH DB baze 100, na katerem je polurni EKG 69-letnika s 33 prezgodnjimi atrialnimi (PAC) in eno prezgodnjo ventrikularno (PVC) sistolo. Ker prvinska C knjižnica ne nudi EKG signala v enotah mV, smo pretvorbo opravili sami, tako da smo od posamezne celoštevilске vrednosti vzorca odšteli 2^{11-1} (posamezen vzorec je predstavljen z 11 biti) ter vrednost delili z 200 (v tej bazi je 200 enot enakovrednih 1 mV). Tako smo hkrati omogočili tudi enakovredno primerjavo s sliko 3.7 iz poglavja 3.2. Za nazornejši prikaz delovanja zgoraj opisanih delov detektorja je vedno, tudi v poglavju 3.2, izbran isti časovni interval posnetka. V primeru posnetka 100 vedno med 25:17 in 25:23 oziroma med 1517. ter 1523. sekundo, kot je razvidno na časovni osi slike 3.1, na kateri lahko ob 25:19 oz. 1519. sekundi opazimo omenjeni PVC.



Slika 3.1: Posnetek 100 MIT-BIH DB baze.

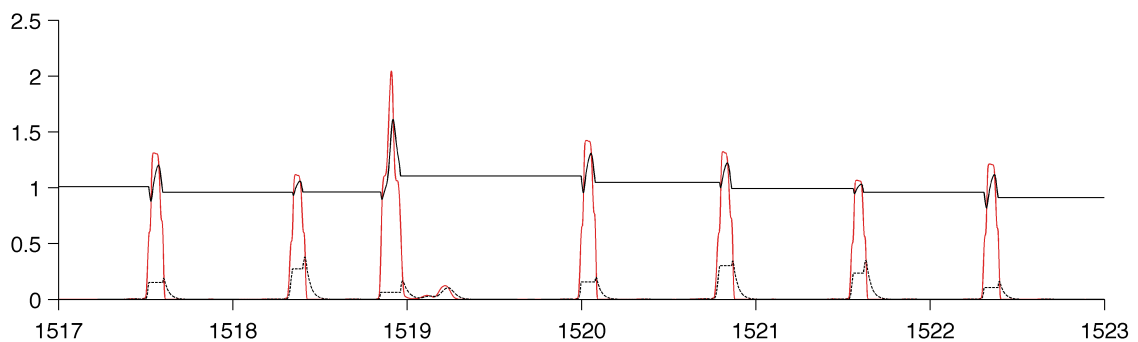
Z dvema zaporednima drsečima povprečjema iz enačbe (2.12) posnetek najprej pasovno filtriramo v obliko na sliki 3.2.

Slika 3.2: Izhod pasovnoprepustnega filtra $y(k)$.

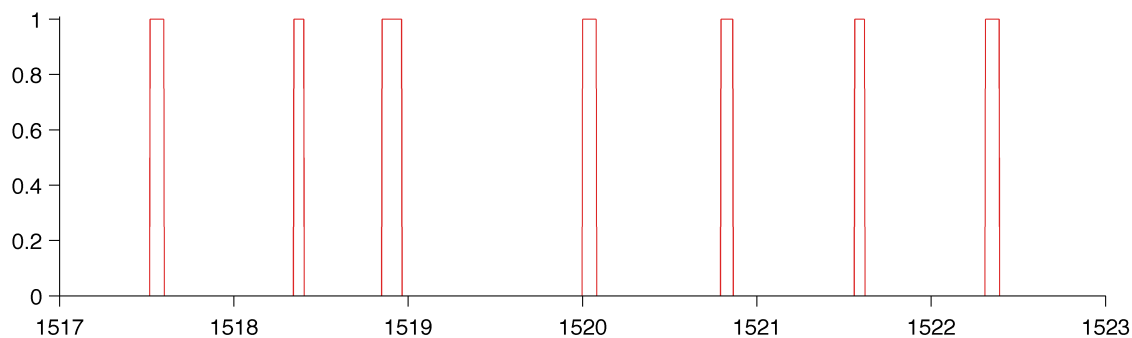
Z diskretnim diferenciatorjem (2.14) na signalu $y(k)$ nato odpravimo rahlo ple-sanje osnovnega nivoja in hkrati poudarimo višje, QRS frekvence (slika 3.3).

Slika 3.3: Izhod diferenciatorja $z(k)$.

V tretjem delu detektor signal $z(k)$ kvadrira v $w_1(k)$, nad kvadriranim signalom pa nato izvede drseče seštevanje. Tako dobljeni signal energije QRS kompleksa $w_2(k)$ je prikazan na sliki 3.4 v rdeči barvi. Na isti sliki sta vidna tudi oba prilagodljiva signala klasifikatorja iz enačbe (2.15).

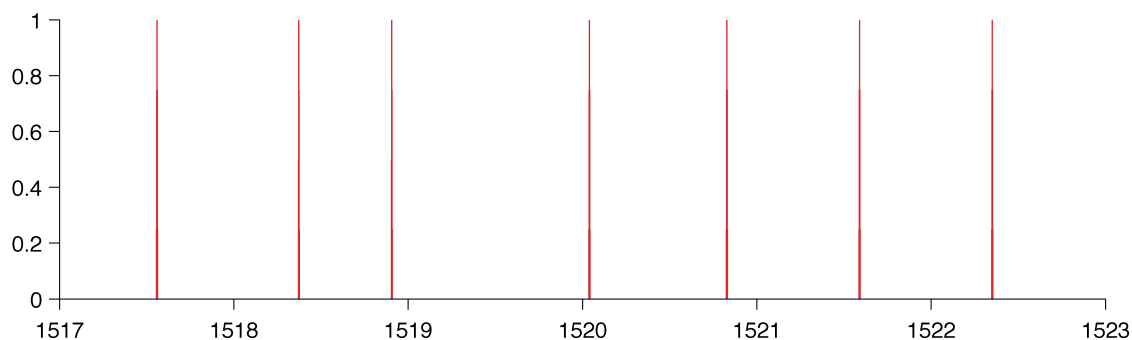
Slika 3.4: Rdeč signal $w_2(k)$ in črna signala klasifikatorja QRS (polna) ter \overline{QRS} (črtkana).

Sedaj pa signal $w_2(k)$ glede na minimalno bližino klasificiramo v QRS ali \overline{QRS} razred. Slednja razreda sta z vrednostima 1 ali 0 vidna na sliki 3.5.



Slika 3.5: Klasifikacija $w_2(k)$ v QRS (1) ali \overline{QRS} (0) razred.

Klasifikacijo s slike 3.5 skupaj z izhodom diferenciatorja s slike 3.3 sedaj uporabimo za določitev R vrha. Končni rezultat prvega detektorja je na sliki 3.6.



Slika 3.6: Zabeleženi R vrhovi QRS kompleksov.

Opisani detektor smo implementirali v jeziku C ter ga vrednotili na vseh EKG posnetkih MIT-BIH DB in LTST DB baz. Rezultati primerjave z referenčnimi oznakami kardiologov so prikazani v tabelah 3.1 in 3.2, ki namigujeta na morebitno premajhno agresivnost detektorja pri napovedi QRS kandidatov.

Tabela 3.1: Rezultati prvega QRS detektorja na bazi MIT-BIH DB.

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
100	1901	1	0	99.95	100.00
101	1523	0	2	100.00	99.87
102	1820	1	0	99.95	100.00
103	1723	6	0	99.65	100.00
104	1826	31	57	98.33	96.97
105	2061	94	53	95.64	97.49
106	1597	99	0	94.16	100.00
107	1773	11	3	99.38	99.83
108	1329	151	131	89.80	91.03
109	2088	11	1	99.48	99.95
111	1775	1	2	99.94	99.89
112	2111	0	1	100.00	99.95
113	1505	1	0	99.93	100.00
114	1461	143	3	91.08	99.80
115	1637	0	0	100.00	100.00
116	1988	29	2	98.56	99.90
117	1284	0	0	100.00	100.00
118	1916	0	2	100.00	99.90
119	1661	0	0	100.00	100.00
121	1558	2	3	99.87	99.81
122	2054	0	0	100.00	100.00
123	1266	3	0	99.76	100.00
124	1347	20	0	98.54	100.00
200	2126	42	8	98.06	99.63
201	1432	89	0	94.15	100.00
202	1844	27	0	98.56	100.00
203	2054	427	42	82.79	98.00
205	2193	8	0	99.64	100.00

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
207	1585	7	19	99.56	98.82
208	2157	280	5	88.51	99.77
209	2519	0	2	100.00	99.92
210	2021	183	4	91.70	99.80
212	2285	0	0	100.00	100.00
213	2662	38	27	98.59	99.00
214	1875	4	3	99.79	99.84
215	2784	11	0	99.61	100.00
217	1834	11	0	99.40	100.00
219	1761	12	0	99.32	100.00
220	1694	0	0	100.00	100.00
221	1924	96	1	95.25	99.95
222	2113	3	6	99.86	99.72
223	1951	248	0	88.72	100.00
228	245	1458	1	14.39	99.59
230	1857	2	0	99.89	100.00
231	1278	0	0	100.00	100.00
232	1483	2	2	99.87	99.87
233	2548	13	0	99.49	100.00
234	2288	3	0	99.87	100.00
Skupaj	87717	3568	380	96.09	99.57

Tabela 3.2: Rezultati prvega QRS detektorja na bazi LTST DB.

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20011	99665	9	0	99.99	100.00
s20021	88542	56	19	99.94	99.98
s20031	109074	35	181	99.97	99.83
s20041	106158	2835	12	97.40	99.99
s20051	112219	4	5	100.00	100.00

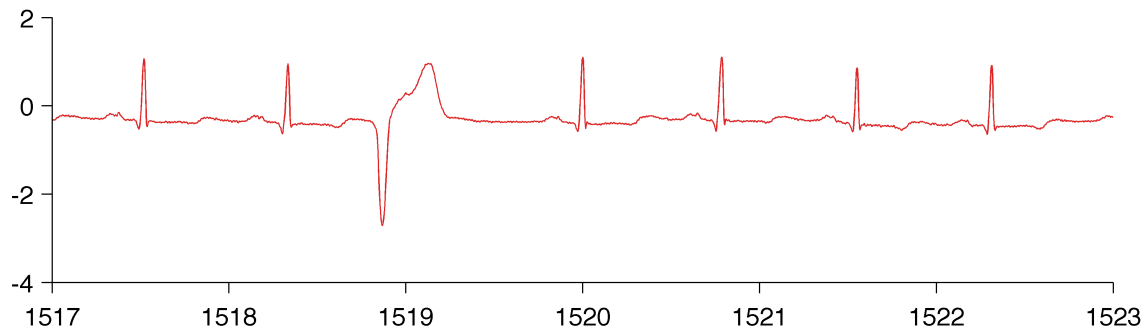
EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20061	117449	5	1	100.00	100.00
s20071	85323	3	1	100.00	100.00
s20081	112476	77	4	99.93	100.00
s20091	111041	2	1	100.00	100.00
s20101	77461	188	113	99.76	99.85
s20111	84870	11	5	99.99	99.99
s20121	85196	24	10	99.97	99.99
s20131	105483	407	5	99.62	100.00
s20141	116205	1	0	100.00	100.00
s20151	79314	45	3	99.94	100.00
s20161	82990	365	419	99.56	99.50
s20171	125836	231	14	99.82	99.99
s20181	105410	1145	417	98.93	99.61
s20191	76	97206	288	0.08	20.88
s20201	77006	14052	2	84.57	100.00
s20211	99327	17	4	99.98	100.00
s20221	118710	5	1	100.00	100.00
s20231	100011	2666	6	97.40	99.99
s20241	91996	1	0	100.00	100.00
s20251	107933	37	479	99.97	99.56
s20261	101941	14	30	99.99	99.97
s20271	113057	786	161	99.31	99.86
s20272	117230	379	176	99.68	99.85
s20273	103580	123	653	99.88	99.37
s20274	120320	406	548	99.66	99.55
s20281	72802	6	0	99.99	100.00
s20291	75985	302	219	99.60	99.71
s20301	101299	5080	17	95.22	99.98
s20311	84841	1030	3016	98.80	96.57
s20321	91341	245	26	99.73	99.97

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20331	83670	52	11	99.94	99.99
s20341	99782	34	8	99.97	99.99
s20351	119258	1	1	100.00	100.00
s20361	105372	8	88	99.99	99.92
s20371	95408	2	14	100.00	99.99
s20381	102836	48	19	99.95	99.98
s20391	102107	217	11	99.79	99.99
s20401	77019	29	158	99.96	99.80
s20411	84427	1	43	100.00	99.95
s20421	92565	17	77	99.98	99.92
s20431	102079	7	9	99.99	99.99
s20441	92733	4	101	100.00	99.89
s20451	87788	3	164	100.00	99.81
s20461	98486	3	3	100.00	100.00
s20471	114916	35	56	99.97	99.95
s20481	84702	6415	424	92.96	99.50
s20491	95051	1523	280	98.42	99.71
s20501	136397	5810	182	95.91	99.87
s20511	42595	39803	1082	51.69	97.52
s20521	72402	2555	765	96.59	98.95
s20531	80543	5630	659	93.47	99.19
s20541	114312	63	192	99.94	99.83
s20551	93573	6643	282	93.37	99.70
s20561	99915	476	60	99.53	99.94
s20571	87284	1255	243	98.58	99.72
s20581	84326	275	5	99.67	99.99
s20591	83822	21	185	99.97	99.78
s20601	113595	2893	425	97.52	99.63
s20611	234984	460	583	99.80	99.75
s20621	110880	1053	3257	99.06	97.15

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20631	98253	1388	71	98.61	99.93
s20641	83309	1117	186	98.68	99.78
s20651	80267	23303	2541	77.50	96.93
s30661	143899	33	37	99.98	99.97
s30671	98402	326	18	99.67	99.98
s30681	126091	10	319	99.99	99.75
s30691	95007	6348	23347	93.74	80.27
s30701	106682	37	11	99.97	99.99
s30711	145897	6844	67	95.52	99.95
s30721	85828	20406	1522	80.79	98.26
s30731	105462	178	197	99.83	99.81
s30732	96116	127	211	99.87	99.78
s30741	122853	211	1	99.83	100.00
s30742	113286	31	5	99.97	100.00
s30751	103850	1800	328	98.30	99.69
s30752	119935	163	253	99.86	99.79
s30761	51535	65142	563	44.17	98.92
s30771	75791	1816	2127	97.66	97.27
s30781	79435	30200	1181	72.45	98.54
s30791	99956	130	6	99.87	99.99
s30801	4557	89498	10442	4.85	30.38
Skupaj	8411405	452242	59656	94.90	99.30

3.2 Večodvodovni QRS detektor

Tudi delovanje večodvodovnega detektorja predstavimo na posnetku 100 baze MIT-BIH DB. Za prikaz delovanja posameznih delov večodvodovnega detektorja, ter tudi primerjave z detektorjem za spremljanje aritmij iz poglavja 3.1, je ponovno izbran isti časovni interval posnetka.

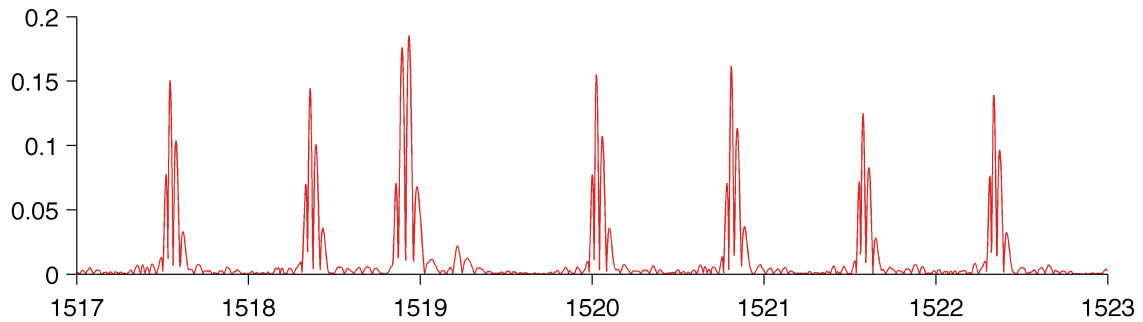


Slika 3.7: Posnetek 100 MIT-BIH DB baze.

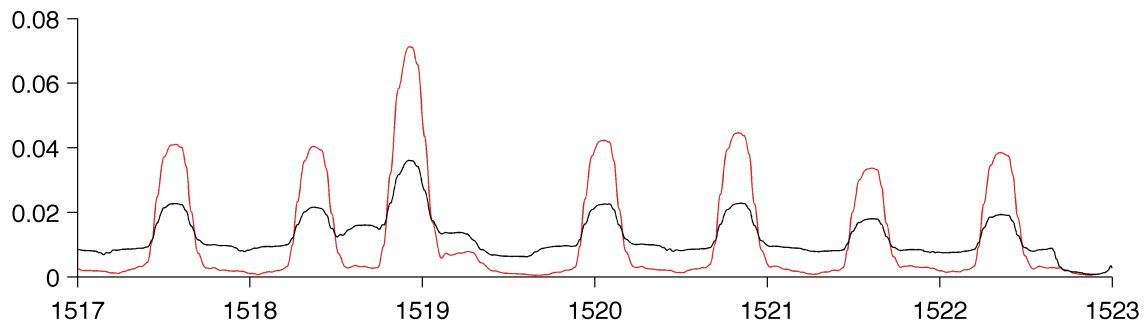
Relativno miren vhodni EKG najprej predprocesiramo z Butterworthovim pasovnoprepustnim filtrom, ki na približnem frekvenčnem intervalu QRS kompleksa signal zgladi in pripravi za naslednje stopnje (slika 3.8).

Slika 3.8: Izhod Butterworthovega pasovnoprepustnega filtra $y(n)$.

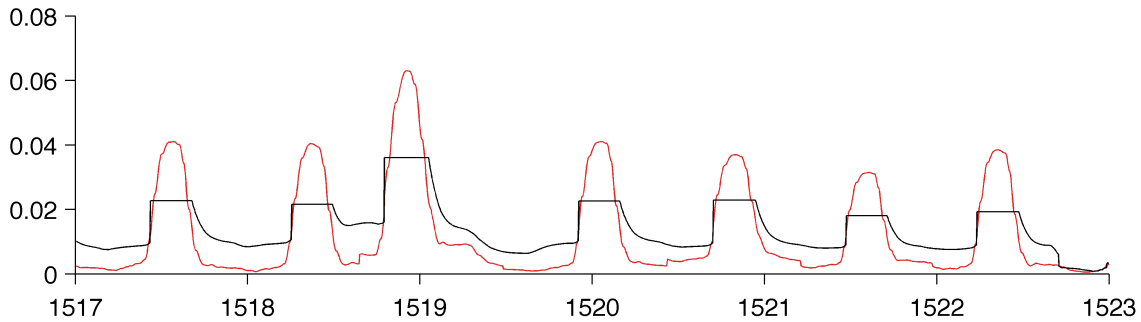
Diskretni diferenciator na signalu $y(n)$ nato poudari višje, QRS frekvence in signal hkrati tudi absolutno ovrednoti oz. rektificira (slika 3.9).

Slika 3.9: Izhod absolutnega diferenciatorja $z(n)$.

V tretjem delu detektor nad pripravljenim signalom $z(n)$ izračuna prvi signal značilnik $s_1(n)$ in prvi pragovni signal $t_1(n)$ na sliki 3.10.

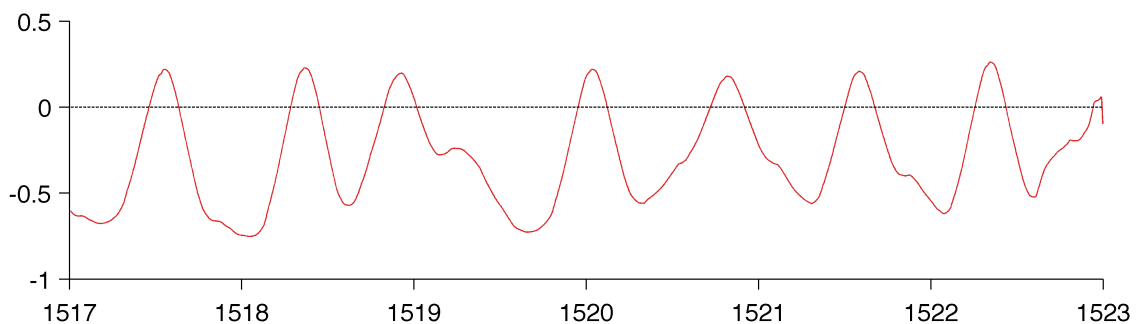
Slika 3.10: Rdeč signal značilnik $s_1(n)$ in črn pragovni signal $t_1(n)$.

Nato se detektor izogne morebitnim lažnim detekcijam v obliki T valov, tako da pragovni signal $t_1(n)$ prilagodi v signal $t_2(n)$ na sliki 3.11. V naslednjem koraku pa, glede na variabilnost okolišnjih RR intervalov oz. vrednost d_k koeficienta iz enačbe (2.18), izračunamo tudi nov signal značilnik $s_2(n)$. Obe prilagoditvi signala sta prikazani na sliki 3.11.



Slika 3.11: Prilagojen črn pragovni signal $t_2(n)$ ter rdeč signal značilnik $s_2(n)$.

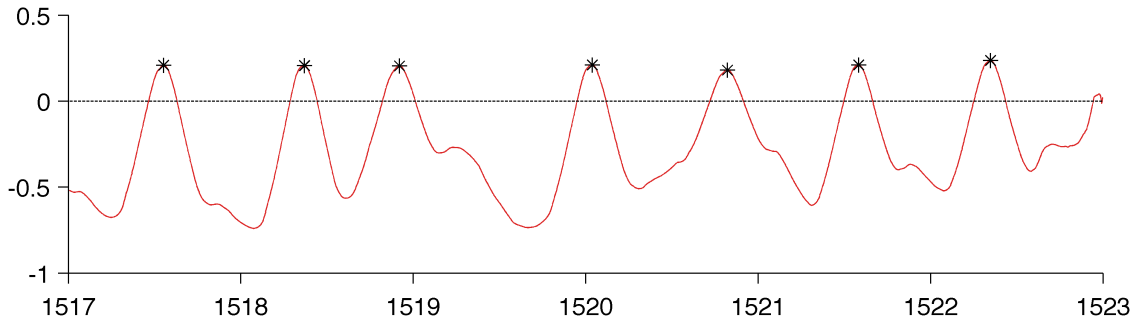
Z izračunanima signaloma $s_2(n)$ in $t_2(n)$ sedaj ocenimo zaupanje v QRS kandidata, signal normaliziramo na interval $[-1, 1]$ in na koncu še zgladimo. Tako izračunani signal $v(n)$ je prikazan na sliki 3.12. Do sem je detektor operiral nad posameznim odvodom. Za ravnokar analizirani signal 100 smo izbrali modificiran II. odvod (MLII), podobne slike 3.7 - 3.12 pa bi lahko uporabili tudi za drugi odvod (V5 v našem primeru posnetka 100).



Slika 3.12: Normaliziran ter zglajen signal $v(n)$.

V večodvodnem delu sedaj vse odvode, v našem primeru MLII na sliki 3.12 ter V5, združimo. Zahvaljujoč normalizaciji v prejšnjem koraku zadostuje enostavno povprečje. Hkrati izločimo tudi ventrikularne fibrilacije, na koncu pa vrhove normaliziranega signala $z(n)$ s simbolom * označimo kot naše QRS oznake. Končni

rezultat analize je prikazan na sliki 3.13.



Slika 3.13: Večodvodovni signal $z(n)$ in z^* označeni QRS kompleksi.

Večodvodovni detektor smo implementirali v okolju MATLAB ter ga vrednotili na vseh EKG posnetkih MIT-BIH DB in LTST DB bazi in primerjali z referenčnimi oznakami kardiologov. Na celotni MIT-BIH DB bazi smo zabeležili le 0,29 % skupno napako detekcije, saj smo ob 91109 pravih detekcijah napačno beležili le 176 lažno negativnih ter 91 lažno pozitivnih QRS kompleksov. Še boljši rezultat smo dosegli na LTST DB bazi, kjer je detektor le v 0,17 % utrip označil drugače kot kardiologi. Občutljivost detektorja je bila kar 99,96 %, saj je detektor zgrešil le 3679 utripov (FN) ob 8859968 pravilno označenih utripih (TP). Rezultati so prikazani v tabelah 3.3 in 3.4.

Tabela 3.3: Rezultati večodvodovnega detektorja na bazi MIT-BIH DB.

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
100	1901	1	0	99.95	100.00
101	1523	0	2	100.00	99.87
102	1821	0	0	100.00	100.00
103	1712	17	0	99.02	100.00
104	1857	0	0	100.00	100.00
105	2143	12	23	99.44	98.94
106	1696	0	2	100.00	99.88

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
107	1784	0	0	100.00	100.00
108	1480	0	7	100.00	99.53
109	2098	1	0	99.95	100.00
111	1776	0	0	100.00	100.00
112	2111	0	0	100.00	100.00
113	1506	0	0	100.00	100.00
114	1604	0	0	100.00	100.00
115	1633	4	0	99.76	100.00
116	2011	6	0	99.70	100.00
117	1283	1	0	99.92	100.00
118	1916	0	0	100.00	100.00
119	1661	0	1	100.00	99.94
121	1560	0	0	100.00	100.00
122	2054	0	0	100.00	100.00
123	1269	0	0	100.00	100.00
124	1367	0	0	100.00	100.00
200	2110	58	5	97.32	99.76
201	1518	3	0	99.80	100.00
202	1869	2	0	99.89	100.00
203	2468	13	3	99.48	99.88
205	2199	2	0	99.91	100.00
207	1592	0	2	100.00	99.87
208	2402	35	5	98.56	99.79
209	2516	3	2	99.88	99.92
210	2202	2	1	99.91	99.95
212	2282	3	1	99.87	99.96
213	2698	2	0	99.93	100.00
214	1879	0	2	100.00	99.89
215	2794	1	0	99.96	100.00
217	1844	1	0	99.95	100.00

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
219	1773	0	0	100.00	100.00
220	1694	0	0	100.00	100.00
221	2020	0	0	100.00	100.00
222	2115	1	1	99.95	99.95
223	2195	4	0	99.82	100.00
228	1702	1	1	99.94	99.94
230	1859	0	0	100.00	100.00
231	1278	0	2	100.00	99.84
232	1485	0	31	100.00	97.96
233	2558	3	0	99.88	100.00
234	2291	0	0	100.00	100.00
Skupaj	91109	176	91	99.81	99.90

Tabela 3.4: Rezultati večodvodnega detektorja na bazi LTST DB.

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20011	99674	0	2	100.00	100.00
s20021	88596	2	0	100.00	100.00
s20031	109102	7	4	99.99	100.00
s20041	108974	19	1	99.98	100.00
s20051	112223	0	0	100.00	100.00
s20061	117453	1	0	100.00	100.00
s20071	85326	0	0	100.00	100.00
s20081	112551	2	3	100.00	100.00
s20091	111042	1	0	100.00	100.00
s20101	77649	0	253	100.00	99.68
s20111	84881	0	2	100.00	100.00
s20121	85218	2	0	100.00	100.00
s20131	105890	0	0	100.00	100.00
s20141	116206	0	0	100.00	100.00

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20151	79358	1	6	100.00	99.99
s20161	83339	16	40	99.98	99.95
s20171	126025	42	0	99.97	100.00
s20181	106543	12	9	99.99	99.99
s20191	97222	60	299	99.94	99.69
s20201	91058	0	0	100.00	100.00
s20211	99182	162	4	99.84	100.00
s20221	118712	3	0	100.00	100.00
s20231	102625	52	2	99.95	100.00
s20241	91997	0	2	100.00	100.00
s20251	107967	3	16	100.00	99.99
s20261	101953	2	0	100.00	100.00
s20271	113841	2	88	100.00	99.92
s20272	117605	4	2	100.00	100.00
s20273	103678	25	114	99.98	99.89
s20274	120690	36	17	99.97	99.99
s20281	72806	2	41	100.00	99.94
s20291	76282	5	317	99.99	99.59
s20301	106372	7	2	99.99	100.00
s20311	85870	1	275	100.00	99.68
s20321	91566	20	36	99.98	99.96
s20331	83701	21	32	99.97	99.96
s20341	99815	1	3	100.00	100.00
s20351	119259	0	0	100.00	100.00
s20361	105379	1	3	100.00	100.00
s20371	95410	0	0	100.00	100.00
s20381	102881	3	1531	100.00	98.53
s20391	102324	0	3	100.00	100.00
s20401	77047	1	2	100.00	100.00
s20411	84428	0	0	100.00	100.00

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s20421	92581	1	0	100.00	100.00
s20431	102086	0	1	100.00	100.00
s20441	92736	1	6	100.00	99.99
s20451	87786	5	105	99.99	99.88
s20461	98488	1	3	100.00	100.00
s20471	114946	5	10	100.00	99.99
s20481	90940	177	316	99.81	99.65
s20491	96504	70	94	99.93	99.90
s20501	142167	40	9	99.97	99.99
s20511	82217	181	736	99.78	99.11
s20521	74871	86	1485	99.89	98.06
s20531	86160	13	43	99.98	99.95
s20541	114322	53	59	99.95	99.95
s20551	100162	54	99	99.95	99.90
s20561	100333	58	67	99.94	99.93
s20571	88517	22	39	99.98	99.96
s20581	84601	0	1	100.00	100.00
s20591	83803	40	44	99.95	99.95
s20601	116465	23	5	99.98	100.00
s20611	235422	22	19	99.99	99.99
s20621	111255	678	1854	99.39	98.36
s20631	99629	12	31	99.99	99.97
s20641	84423	3	31	100.00	99.96
s20651	103471	99	828	99.90	99.21
s30661	143924	8	25	99.99	99.98
s30671	98714	14	12	99.99	99.99
s30681	125790	311	186	99.75	99.85
s30691	101341	14	299	99.99	99.71
s30701	106718	1	0	100.00	100.00
s30711	152736	5	0	100.00	100.00

EKG	TP	FN	FP	Se [%]	+P [%]
s30721	106209	25	55	99.98	99.95
s30731	105639	1	44	100.00	99.96
s30732	96240	3	1	100.00	100.00
s30741	123050	14	0	99.99	100.00
s30742	113316	1	0	100.00	100.00
s30751	105644	6	1	99.99	100.00
s30752	120090	8	0	99.99	100.00
s30761	116677	0	7	100.00	99.99
s30771	77566	41	31	99.95	99.96
s30781	109402	233	132	99.79	99.88
s30791	100086	0	1	100.00	100.00
s30801	93221	834	1	99.11	100.00
Skupaj	8859968	3679	9789	99.96	99.89

3.3 Analiza primerov

Delovanje implementacije večodvodovnega detektorja bomo ovrednotili tudi kvalitativno na izbranih EKG posnetkih, pri čemer bomo, po relativno enostavnem primeru posnetka 100 v poglavjih 3.1 in 3.2, sedaj izbirali med težjimi EKG posnetki. V prid neposredne primerjave z obnašanjem detektorja nad posnetkom 100, bomo sledeče posnetke in posamezne stopnje detektorja prikazali v enakem merilu, če bo le vidljivost dovolj dobra.

Posnetek 203

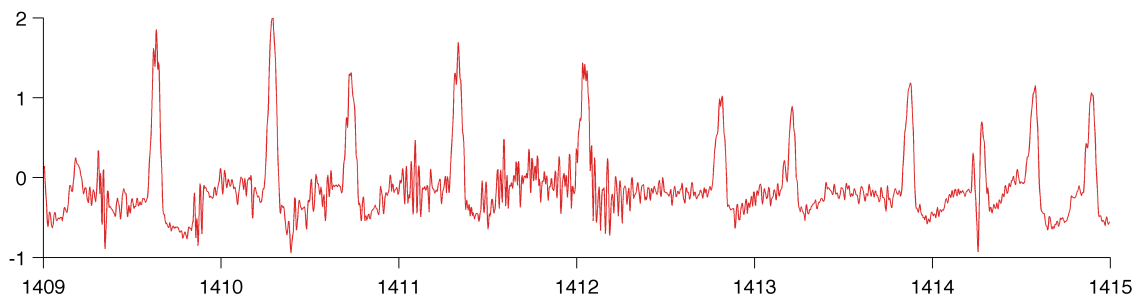
Pričnimo z MIT-BIH DB bazo ter EKG posnetkom 203 43-letnika z dvema odvodoma, MLII ter V1. Za nazoren prikaz težavnosti navedimo najprej opombo kardiologov [12].

“ The PVCs are multiform. There are QRS morphology changes in the upper channel due to axis shifts. There is considerable noise in both channels, including muscle artifact and baseline shifts. This is a very difficult record, even for humans! ”

Na tem posnetku smo z večodvodnim detektorjem dosegli 99,48 % občutljivost in 99,88 % pozitivno napovedno vrednost, vendar nas sedaj zanima kako se detektor obnese na posameznih delih tega posnetka. Ogledali si bomo mišični šum ter preskok osnovnega nivoja.

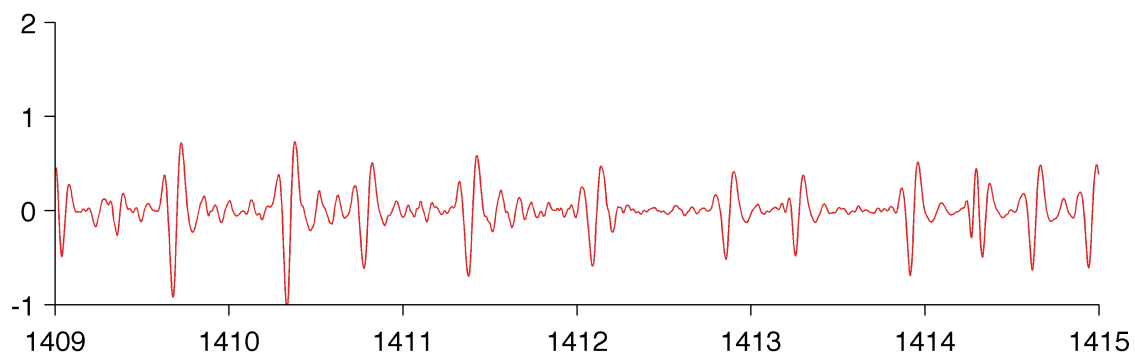
23:29 - 23:35

Za začetek si pogledjmo odziv detektorja na šum mišičnega izvora ob približno 23:32 na sliki 3.14.



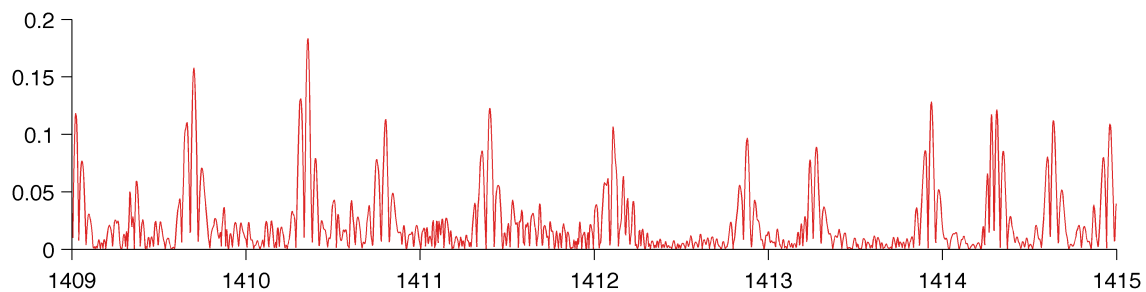
Slika 3.14: Posnetek 203 ter šum ob približno 23:32.

V prvem koraku šum z Butterworthovim filtrom sicer bistveno omilimo, vendar nam izhodna slika 3.15 jasno kaže prekrivanje frekvenčnega spektra šuma s frekvenčnim pasom QRS kompleksa med 7 Hz in 20 Hz. Prekrivanje potrjuje tudi primerjava z izhodom istega filtra nad mirnejšim posnetkom 100 na sliki 3.8.



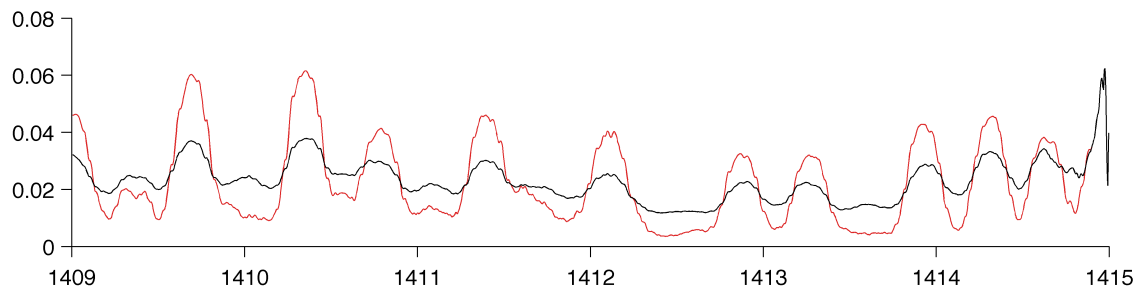
Slika 3.15: Butterworthov filter nad posnetkom 203.

Izhod pasovnega filtra sedaj absolutno odvedemo, s čimer, poleg QRS kompleksov, seveda poudarimo tudi šumni del signala. Na mestu je primerjava z isto stopnjo filtra na sliki 3.9.



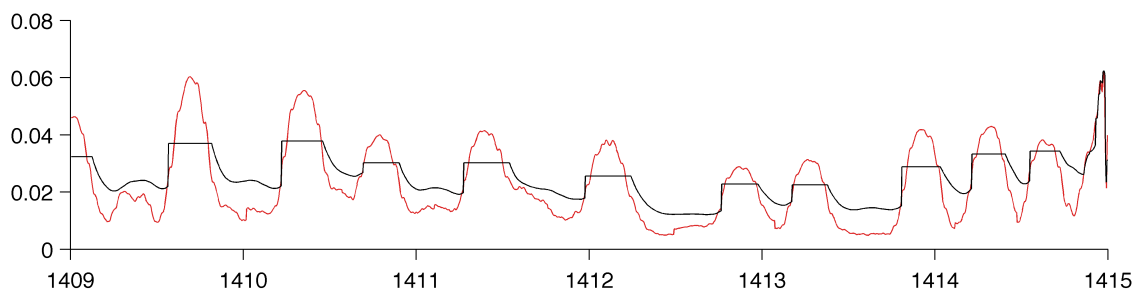
Slika 3.16: Absolutno odveden izhod pasovnega filtra.

Iz rektificiranega signala sedaj z dvema oknoma izračunamo prva para signalov značilk ter pragovnega signala, $s_1(n)$ in $t_1(n)$. V primerjavi s sliko 3.10 nemudoma opazimo manj izrazito gibanje $t_1(n)$.



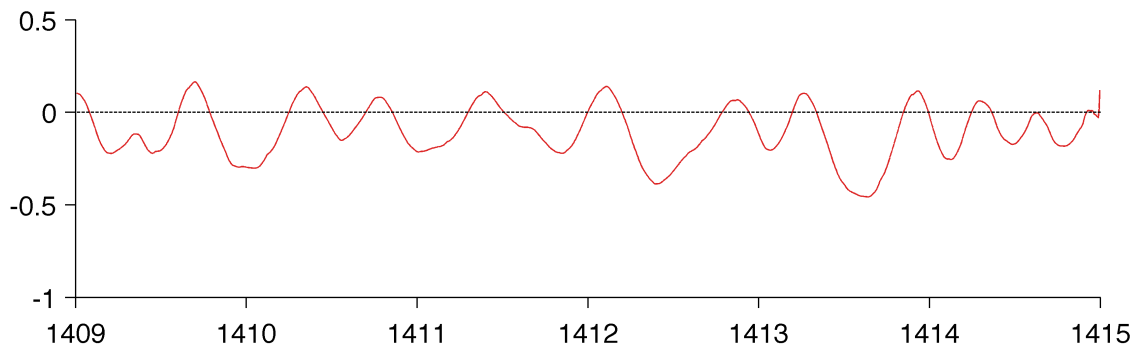
Slika 3.17: Rdeč signal značilnik $s_1(n)$ in črn pragovni signal $t_1(n)$.

V izogib vsiljivim T valovom, ter upoštevajoč variabilnost sosednjih RR intervalov, oba para signalov s slike 3.17 popravimo v $s_2(n)$ in $t_2(n)$ na sliki 3.18.



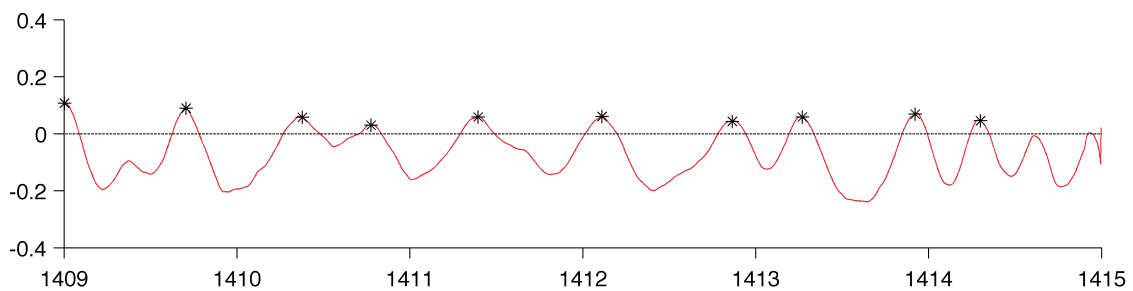
Slika 3.18: Popravljen črn pragovni signal $t_2(n)$ in rdeč signal značilnik $s_2(n)$.

Tako kot na sliki 3.12, s signaloma $s_2(n)$ in $t_2(n)$ sedaj na odvodu MLII ocenimo (ne)zaupanje v QRS kandidata, hkrati pa signal tudi normaliziramo ter zgladimo. V primerjavi med sliko 3.19 in 3.12 opazimo manjše (predvsem ne)zaupanje v QRS kandidate.



Slika 3.19: Normalizirano ter zglajeno (ne)zaupanje v QRS kandidata $v(n)$.

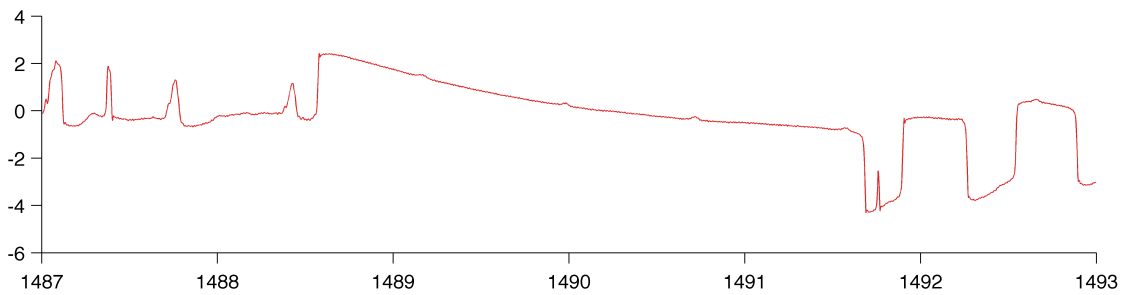
Na izhodu detektorja izločimo morebitna ventrikularna plapolanja ter označimo naše QRS komplekse.



Slika 3.20: Večodvodovni $z(n)$ z označenimi QRS kompleksi.

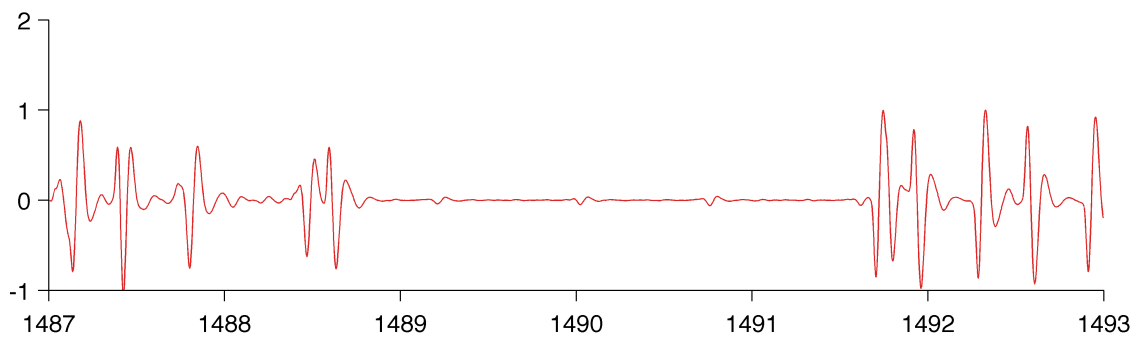
24:47 - 24:53

Prestavimo sedaj posnetek za dobro minuto naprej in preverimo robustnost detektorja ob premiku osnovnega nivoja oz. pomanjkljivemu stiku elektrod. Moč premika jasno pokaže primerjava merila navpične osi napetosti slike 3.21 s sliko 3.14.



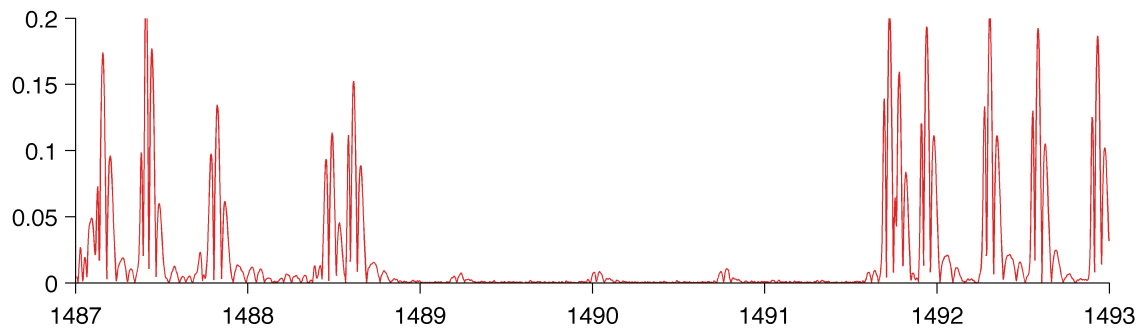
Slika 3.21: Premik osnovnega nivoja ob 24:48. sekundi.

Z Butterworthovim filtrom nemudoma zmanjšamo tako nizkofrekvenčno plesanje nivoja kot tudi nenadne, visokofrekvenčne poskoke. Sredi tavanja je moč opaziti tri “odmeve” srčnih utripov. Ti so jasneje vidni na drugem odvodu V1.

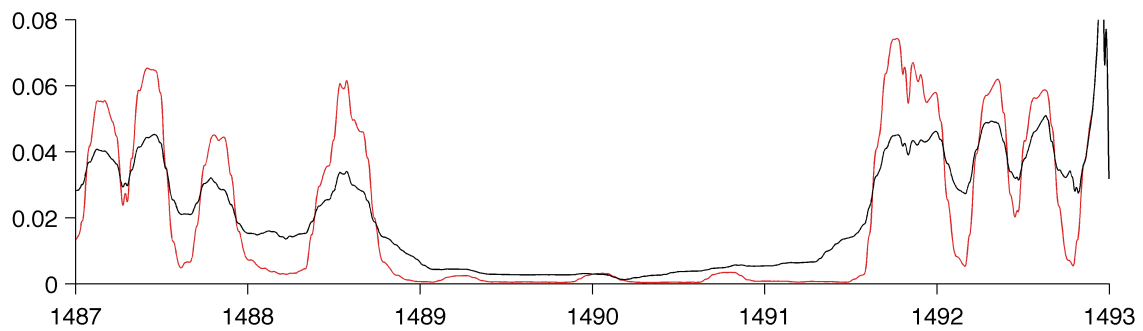
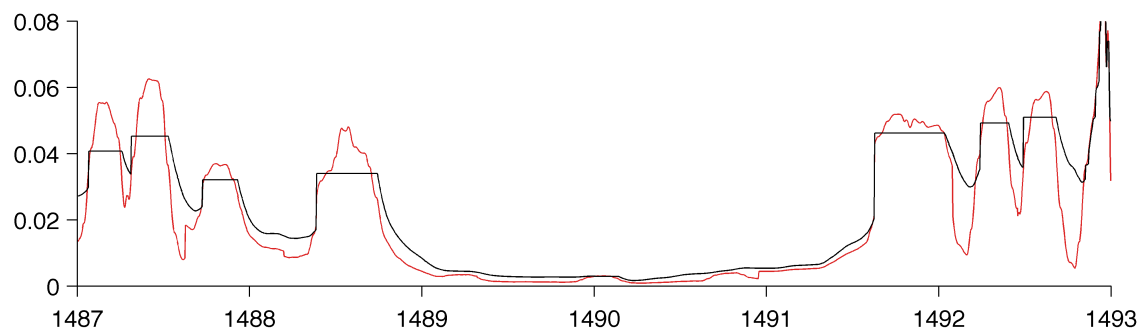


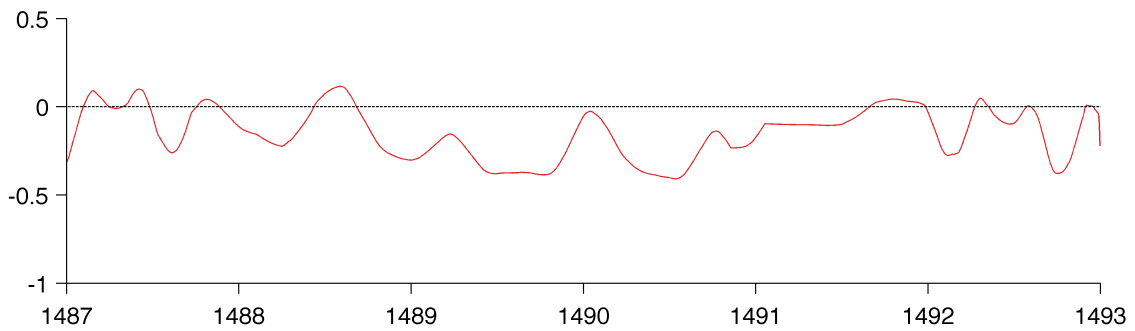
Slika 3.22: Butterworthov filter nad posnetkom 203.

Odvod je v intervalu preskoka zahvaljujoč pasovnemu filtriranju praktično enak nič (slika 3.23). Posledično so si signali značilnik in pragovni signali na tem intervalu praktično enaki, hkrati pa je jasno viden tudi popravek signala $s_2(n)$ glede na variabilnost sosednjih RR intervalov (sliki 3.24 in 3.25, kjer sta artifakta na koncu posnetka posledici robnih pogojev). Tako na odvodu MLII v tem intervalu ne beležimo QRS kandidatov (slika 3.26).



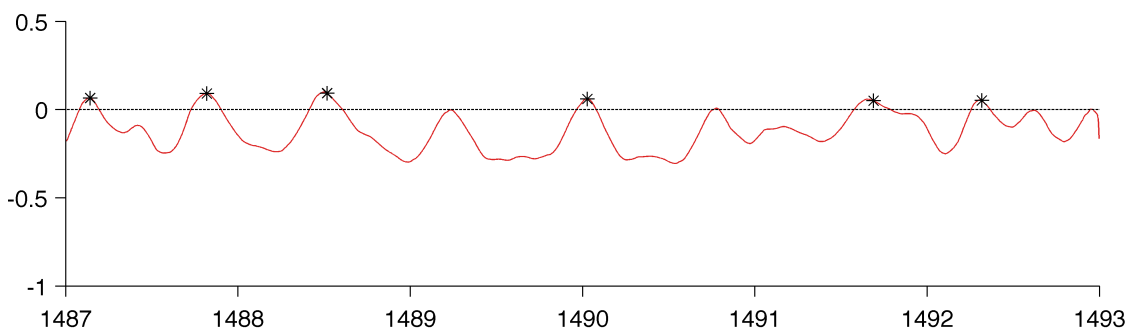
Slika 3.23: Absolutno odveden izhod pasovnega filtra.

Slika 3.24: Rdeč signal značilk $s_1(n)$ in črn pragovni signal $t_1(n)$.Slika 3.25: Popravljen črn pragovni signal $t_2(n)$ in rdeč signal značilk $s_2(n)$.



Slika 3.26: Normalizirano ter zglajeno (ne)zaupanje v QRS kandidata $v(n)$.

V zadnji, večodvodovni stopnji pa detektor zahvaljujoč drugemu odvodu V1 na intervalu poskoka vseeno uspe najti QRS kandidata na sliki 3.27. Primer nakazuje izboljšanje občutljivosti detektorja s povečanjem števila odvodov, saj drugi odvod V1 ni zmožal preglasiti MLII o preostalih dveh, zgrešenih QRS kandidatih. Optimalna uporaba večodvodovnega detektorja bi tako zahtevala prisotnost vsaj treh odvodov, ki bi z večinskim odločanjem na omenjenem intervalu uspeli najti vse tri QRS kandidate.



Slika 3.27: Večodvodovni $z(n)$ z označenimi QRS kompleksi.

Posnetek 207

Za naslednji primer analizirajmo obnašanje večodvodovnega detektorja na posnetku 207 89-letnice z istima dvema odvodoma. Posnetek sodi med najtežje in se konča s supraventrikularno tahikardijo (SVTA), saj je čas snemanja vnaprej odmerjen.

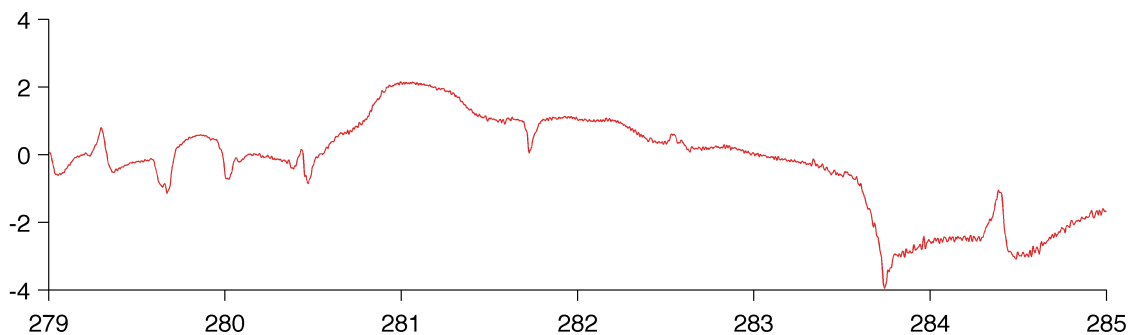
Kardiologi so ob posnetku zabeležili [12].

“ This is an extremely difficult record. The predominant rhythm is normal sinus with first degree AV block and left bundle branch block. There are periods when the conduction block changes to a right bundle branch block pattern. The PVCs are multiform. Idioventricular rhythm appears following the longest episode of ventricular flutter. The record ends during the episode of SVTA. ”

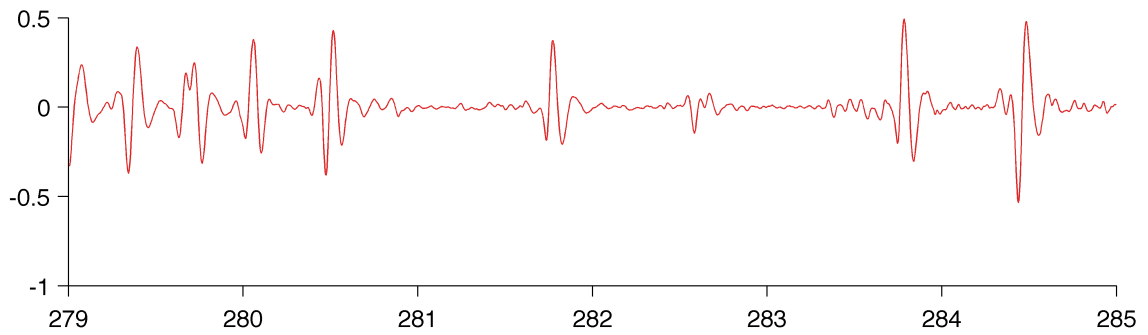
Na tem posnetku smo z večodvodovnim detektorjem dosegli 100 % občutljivost ter 99.87 % pozitivno napovedno vrednost. Najprej prikažimo robusten odziv detektorja na burno obnašanje srca tik po epizodi ventrikularnega plapolanja v 4. minuti na sliki 3.28, nato pa še odziv na začetek epizode ventrikularnega plapolanja tik pred 26. minuto na sliki 3.35.

4:39 - 4:45

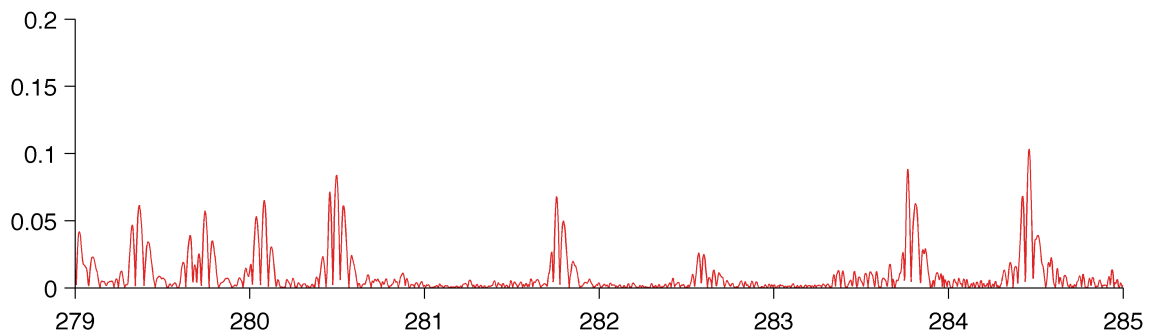
Plesanje osnovnega nivoja tik po epizodi ventrikularnega plapolanja je prikazano na sliki 3.28 in bistveno omiljeno po pasovnem filtriranju na sliki 3.29. Izrazito vidna je tudi prilagoditev rdečega signala značilik $s_2(n)$ na sliki 3.32. Kljub močnemu plesanju signala, ta je na drugem odvodu V1 mirnejši, pa uspe detektor najti vse QRS komplekse ter nobenega lažno pozitivnega (slika 3.34).



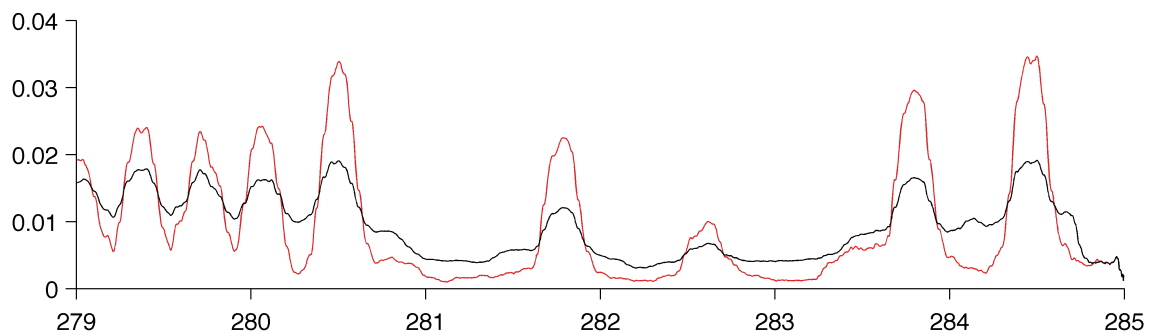
Slika 3.28: Posnetek 207 tik po epizodi ventrikularnega plapolanja.

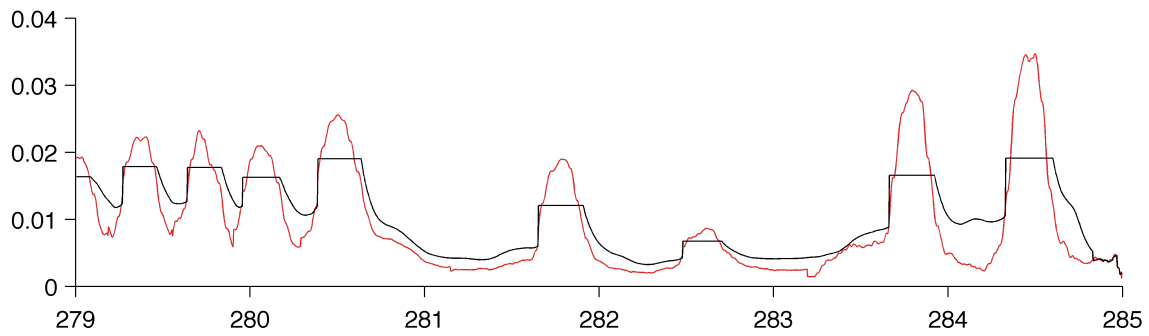


Slika 3.29: Butterworthovo pasovno filtriranje.

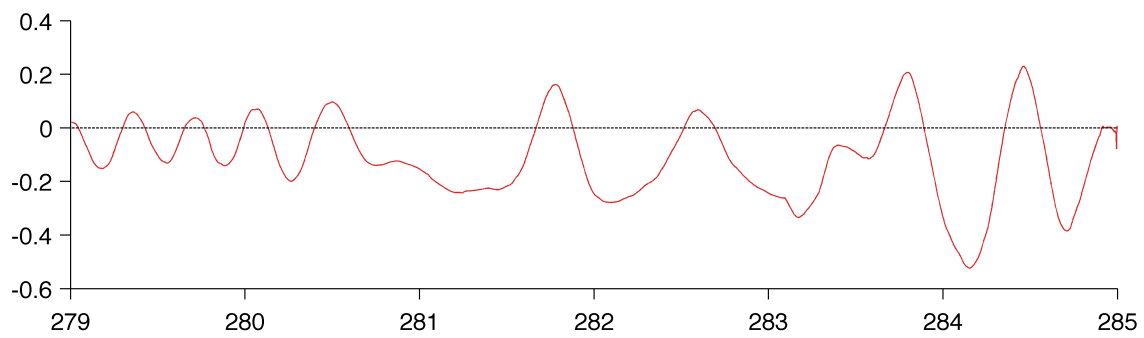


Slika 3.30: Absoluten odvod.

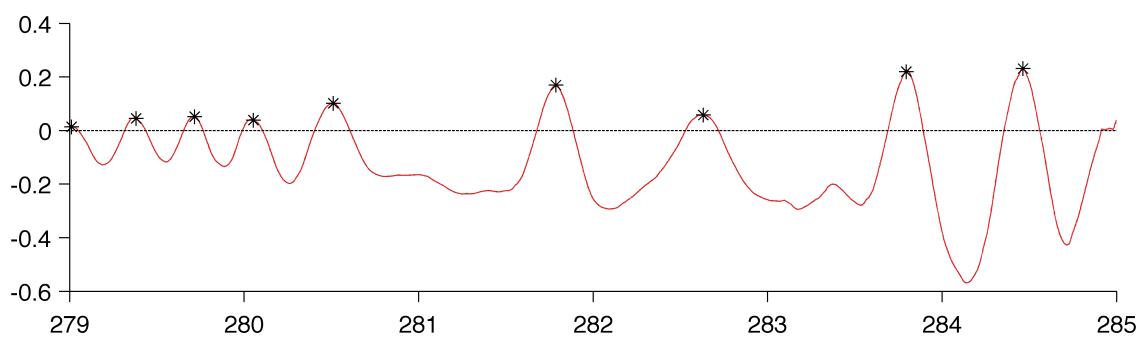
Slika 3.31: Rdeč signal značilk $s_1(n)$ in črn pragovni signal $t_1(n)$.



Slika 3.32: Popravljen črn pragovni signal $t_2(n)$ in rdeč signal značilnik $s_2(n)$.



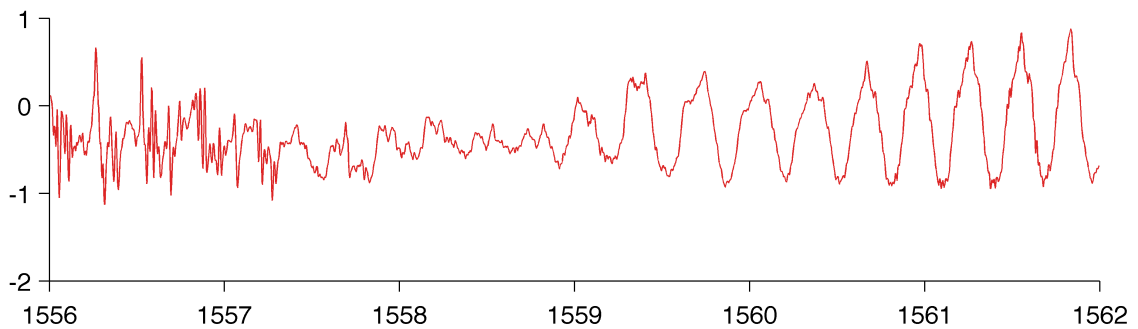
Slika 3.33: Normaliziran izhod $v(n)$ odvoda MLII.



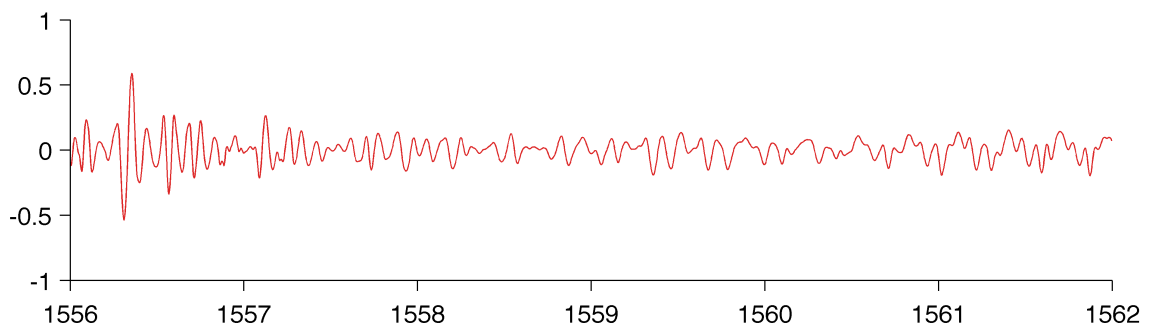
Slika 3.34: Označeni QRS kompleksi na izhodu $z(n)$.

25:56 - 26:02

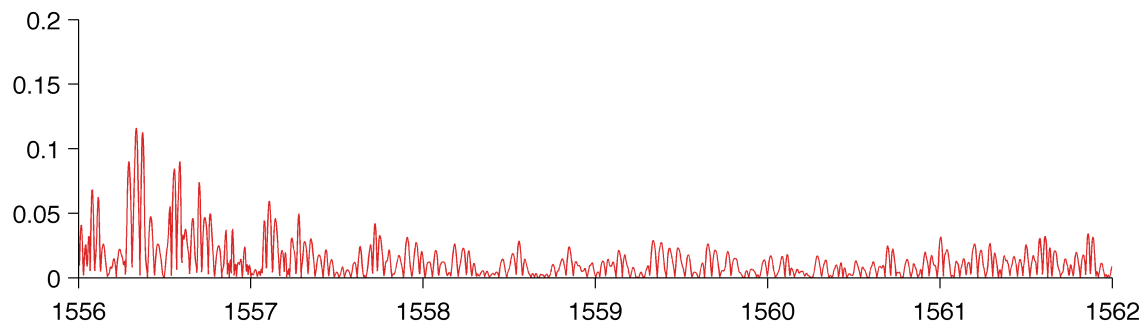
Nazadnje prikažimo še odziv detektorja ob prehodu v epizodo ventrikularnega plapolanja, kjer vidimo združitev pragovnih signalov in signalov značilk (sliki 3.38 in 3.39) ter posledično odsotnost (ne)zaupanja v QRS kandidata (slika 3.40). Na večodvodnem izhodu (slika 3.41) opazimo štiri lažno pozitivne QRS komplekse oziroma (na tem izseku posnetka) prenizek prag za izločitev ventrikularnega plapolanja (VF). Z zvišanjem praga bi se sicer izognili nekaterim lažnim QRS kompleksom, a hkrati bistveno poslabšali občutljivost. Zato bi bila na mestuboljšava z vpeljavo prilagodljivega praga.



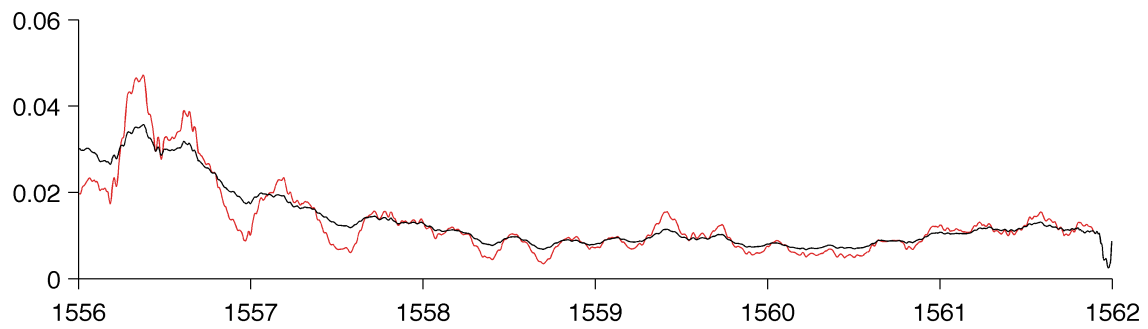
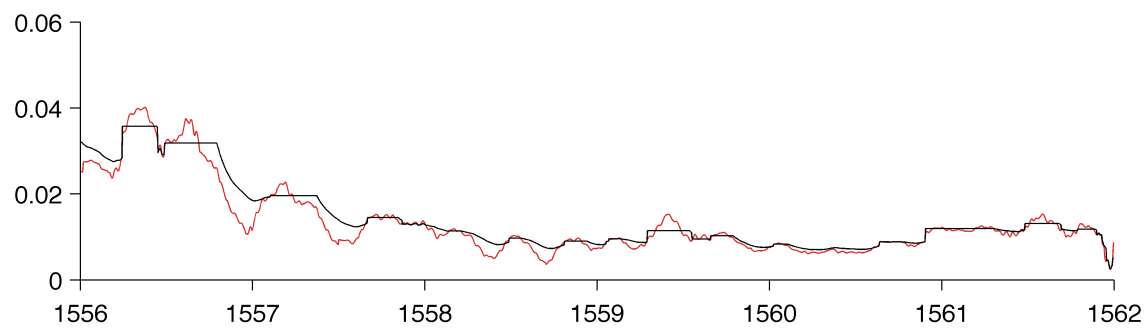
Slika 3.35: Šumni posnetek 207 na prehodu v ventrikularno plapolanje.

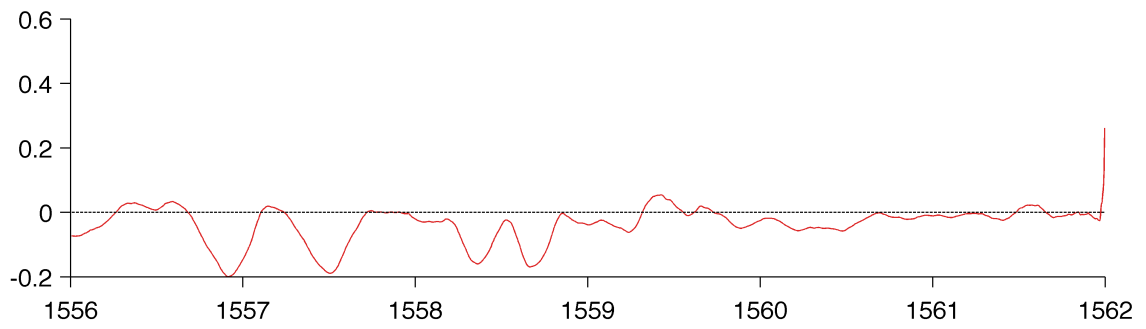
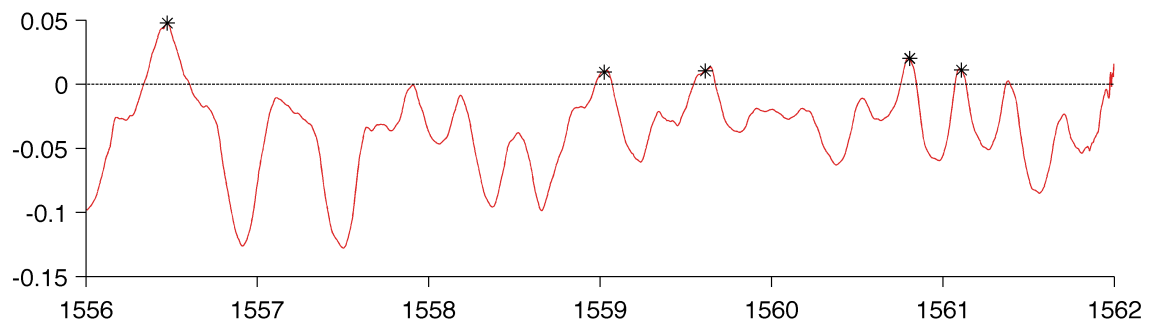


Slika 3.36: Butterworthovo pasovno filtriranje.



Slika 3.37: Absoluten odvod.

Slika 3.38: Rdeč signal značilnik $s_1(n)$ in črn pragovni signal $t_1(n)$.Slika 3.39: Črn pragovni signal $t_2(n)$ in rdeč signal značilnik $s_2(n)$.

Slika 3.40: Izhod $v(n)$ odvoda MLII z robnim artefaktom.Slika 3.41: Večodvodovni izhod $z(n)$ z označenimi, štirimi lažnimi, QRS kompleksi.

Poglavje 4

Zaključek

Detektor za spremljanje aritmij ni upravičil “robustnega” imena, saj sta bili obe metriki vrednotenja zelo občutljivi na majhne spremembe parametrov. Poleg tega nam je, kljub pazljivi implementaciji, detektor odpovedal na petih posnetkih. Vseeno pa smo tako z občutljivostjo kot pozitivno napovedno vrednostjo uspeli bistveno preseči vrednotenje detektorja na MIT-BIH DB bazi v [22]. Tako smo najboljše vrednotenje dosegli z drsečim oknom širine približno 140 ms ter z utežjo preteklega *QRS* razreda v vrednosti 0.989.

Bistveno bolje pa se je izkazala implementacija večodvodovnega detektorja, s katero smo, po našem vedenju, z zgolj 0,29 % skupno napako občutljivosti ter pozitivne napovedne vrednosti uspeli izenačiti najboljši rezultat na MIT-BIH DB bazi. Zagotovo pa je bil s tem delom na LTST DB bazi objavljen najboljši rezultat le 0,15 % skupne napake. Vseeno pa je še mnogo prostora za izboljšave. Pri nadaljnjem delu z detektorjem bomo kot “nizkoviseči sadež” izbrali zmanjšanje okna p v enačbi (2.16) na denimo 120 ms, kar je mnogo bližje dejanskemu povprečnemu trajanju QRS kompleksa. Pravilnost razmisleka kaže tudi izboljšanje občutljivosti, vendar se z novim oknom bolj poslabša pozitivna napovedna vrednost in je tako skupna napaka večja. S krajšim, občutljivejšim oknom bi bil tako potreben poseg v delovanje pragovnih signalov ter signalov značilnk. Pozitivno napovedno vrednost bi veljalo izboljšati tudi s pametnejšim prilagajanjem praga za izločanje ventrikularnih plapolanj, predvsem pa z dodatno stopnjo, ki bi ugotavljala trenutno šumnost signala

in ustrezno prilagajala samozavest detektorja pri napovedovanju QRS kandidatov. Ugotavljanje šumnosti oz. kvalitete posnetka je bila tudi ena izmed tem lanskoletne EMBS konference, saj robustnost v ambulatornem okolju ostaja največji izziv pri zasnovi QRS detektorjev.

Morda se zdi dosežena natančnost predstavljenih detektorjev dovolj dobra in iskanje nadaljnjih izboljšav nepotrebno. Vendar ima detekcija QRS kompleksa tako temeljno vlogo na vseh ostalih področjih analize EKG, da se z manj kot popolno zanesljivostjo ne moremo zadovoljiti. Obenem pa je nerešen tudi že omenjeni problem odpornosti in prilagodljivosti na številne in nepredvidljive vire šuma v ambulatornem okolju. Ambulatorno okolje je edini ter dokončni sodnik zmogljivosti detektorja in čigar najboljši približek najdemo v celoti EKG baz, zato velja na tem mestu ponovno ošteti raziskovalce, ki z delnimi vrednotenji detektorjev (nad pristransko izbranimi posnetki EKG baz) onemogočajo primerljivost pristopov ter s tem zavirajo razvoj področja. Navidez “pozitivna” in neprimerljiva rešitev je manj vredna kot “negativna”, a primerljiva rešitev.

Hkrati se morda zdi tudi, da je z naraščanjem procesne in pomnilne moči računalnikov iskanje časovno in prostorsko učinkovitih implementacij nepotrebno. Vendar se vzporedno večja želja po vse podrobnejši in natančnejši analizi, denimo v obliki visokoločljivostne elektrokardiografije (VLEKG), ki med drugim omogoča preučevanje t.i. poznih potencialov. Ti se na VLEKG izrazijo kot nizkoamplitudna in zapoznela električna aktivnost srca, katere vzrok je morda ishemija delov ventrikla. Prikaz teh poznih potencialov VLEKG omogoča s hkratnim povečanjem tako frekvence vzorčenja kot tudi bitne ločljivosti na posamezen vzorec. Navsezadnje pa se bo nedvomno povečeval tudi delež QRS detektorjev na mobilnih napravah in s tem jasna potreba po energijski učinkovitosti.

Za konec pa omenimo, da raziskave na področju EKG niso zgolj (neposredno) medicinsko naravnane, saj se denimo preučuje tudi možnost izkoriščanja morfologije utripa za boljšo kompresijo podatkov. Prostorsko zahtevnost hranjenja EKG posnetkov lahko na “hrbni strani kuverte” ocenimo na primeru Re[s]publike Slovenije. Pri trenutnih frekvencah vzorčenja in resoluciji posameznega vzorca in s

približno 25,000 Holter snemanjih na leto* se velikost hrambe letno poveča za približno 2,5 TB. Podatki se morajo hraniti 15 let, torej v velikosti približno 38 TB, ob predpostavki ohranitve trenutne frekvence vzorčenja in bitne resolucije posameznega vzorca. Seveda je potrebno poskrbeti tudi za ustrezne varnostne kopije kar ocenjeno prostorko zahtevnost (najmanj) podvoji. V primeru uporabe prihajajoče visokoločljivostne EKG pa se ocenjena količina (nestisnjenih) podatkov poveča še (vsaj) desetkratno. Malce (ne)presentljivo se raziskuje tudi izvedljivost uporabe EKG kot enoličnega identifikatorja posameznika, za kar obstaja namenska baza ECG-ID [34, 13], najboljše metode pa z analizo (30) glavnih komponent (PCA) dosegajo tudi 96 % natančnost.

*Podatek Zavoda za zdravstveno zavarovanje Slovenije.

Literatura

- [1] A. Alwan *et al.*, *Global status report on noncommunicable diseases 2010*. World Health Organization, 2011.
- [2] A. Young, “Rare anomaly of the human heart—a three-chambered heart in an adult aged thirty-five years,” *Journal of anatomy and physiology*, vol. 41, no. 3, p. 190, 1907.
- [3] S. Ali, H. Egeblad, F. Efsen, and J. Møgelvang, “A five-chambered heart: rare coronary artery anomaly with fistula draining into a separate interventricular cavity,” *Journal of the American Society of Echocardiography: official publication of the American Society of Echocardiography*, vol. 5, no. 4, pp. 451–455, 1991.
- [4] P. Riera, A. Ricardo, C. Ferreira, A. M. Marcelo Filho, A. Hiroshi, E. Schapachnik, S. Dubner, and L. Zhang, “The enigmatic sixth wave of the electrocardiogram: the U wave,” *Cardiology Journal*, vol. 15, no. 5, pp. 408–421, 2008.
- [5] A. M. Bond and F. Scholz, *Electroanalytical methods: guide to experiments and applications*. Springer, 2010.
- [6] A. D. Waller, “A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart’s beat,” *The Journal of physiology*, vol. 8, no. 5, pp. 229–234, 1887.
- [7] L. Geddes and R. Roeder, “The first electronic electrocardiograph,” *Cardiovascular Engineering: An International Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 73–79, 2002.

-
- [8] F. N. Wilson, F. D. Johnston, A. G. Macleod, and P. S. Barker, "Electrocardiograms that represent the potential variations of a single electrode," *American Heart Journal*, vol. 9, no. 4, pp. 447–458, 1934.
- [9] N. Holter and J. Generelli, "Remote recording of physiological data by radio," *Rocky Mountain medical journal*, vol. 46, no. 9, p. 747, 1949.
- [10] J. Pan and W. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 32, no. 3, p. 230, 1985.
- [11] G. B. Moody, R. G. Mark, and A. L. Goldberger, "PhysioNet: a web-based resource for the study of physiologic signals," *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 20, no. 3, pp. 70–75, 2001.
- [12] G. B. Moody and R. G. Mark, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database," *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, 2001.
- [13] A. L. Goldberger, L. A. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [14] F. Jager, A. Taddei, G. B. Moody, M. Emdin, G. Antolič, R. Dorn, A. Smrdel, C. Marchesi, and R. G. Mark, "Long-term ST database: a reference for the development and evaluation of automated ischaemia detectors and for the study of the dynamics of myocardial ischaemia," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 41, no. 2, pp. 172–182, 2003.
- [15] A. Taddei, G. Distanto, M. Emdin, P. Pisani, G. Moody, C. Zeelenberg, and C. Marchesi, "The european ST-T database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography," *European Heart Journal*, vol. 13, no. 9, pp. 1164–1172, 1992.

-
- [16] ANSI/AAMI-EC57, “Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms,” 2008.
- [17] Y. Chen and H. Duan, “A QRS complex detection algorithm based on mathematical morphology and envelope,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the*, pp. 4654–4657, IEEE, 2006.
- [18] H. Dinh, D. Kumar, N. Pah, and P. Burton, “Wavelets for QRS detection,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE*, vol. 2, pp. 1883–1887, IEEE, 2001.
- [19] M. Elgendi, S. Mahalingam, M. Jonkman, and F. De Boer, “A robust QRS complex detection algorithm using dynamic thresholds,” in *Computer Science and its Applications, 2008. CSA’08. International Symposium on*, pp. 153–158, IEEE, 2008.
- [20] J. Moraes, M. Freitas, F. Vilani, and E. Costa, “A QRS complex detection algorithm using electrocardiogram leads,” in *Computers in Cardiology, 2002*, pp. 205–208, IEEE, 2002.
- [21] W. Chen, Z. Mo, and W. Guo, “Detection of QRS complexes using wavelet transforms and golden section search,” in *Proceedings of International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering*, 2007.
- [22] B. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, “The principles of software QRS detection,” *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, vol. 21, no. 1, pp. 42–57, 2002.
- [23] H. Chen and S. Chen, “A moving average based filtering system with its application to real-time QRS detection,” in *Computers in Cardiology, 2003*, pp. 585–588, IEEE, 2003.
- [24] C. Alvarado, J. Arregui, J. Ramos, and R. Pallàs-Areny, “Automatic detection of ECG ventricular activity waves using continuous spline wavelet transform,”

- in *Electrical and Electronics Engineering, 2005 2nd International Conference on*, pp. 189–192, IEEE, 2005.
- [25] B. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, “QRS detection using zero crossing counts,” *Applied genomics and proteomics*, vol. 2, no. 2, pp. 138–145, 2003.
- [26] W. Zong, G. Moody, and D. Jiang, “A robust open-source algorithm to detect onset and duration of QRS complexes,” in *Computers in Cardiology, 2003*, pp. 737–740, IEEE, 2003.
- [27] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, “Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 42, no. 11, pp. 1137–1141, 1995.
- [28] D. A. Coast, R. M. Stern, G. G. Cano, and S. A. Briller, “An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden markov models,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 37, no. 9, pp. 826–836, 1990.
- [29] F. Zhang and Y. Lian, “QRS detection based on multiscale mathematical morphology for wearable ECG devices in body area networks,” *Biomedical Circuits and Systems, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 4, pp. 220–228, 2009.
- [30] P. Hamilton and W. Tompkins, “Adaptive matched filtering for QRS detection,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 1988. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE*, pp. 147–148, IEEE, 1988.
- [31] A. Kyrkos, E. Giakoumakis, and G. Carayannis, “QRS detection through time recursive prediction techniques,” *Signal Processing*, vol. 15, no. 4, pp. 429–436, 1988.
- [32] A. Ligtenberg and M. Kunt, “A robust-digital QRS-detection algorithm for arrhythmia monitoring,” *Computers and Biomedical Research*, vol. 16, no. 3, pp. 273–286, 1983.

-
- [33] S. Torbey, S. G. Akl, and D. P. Redfearn, "Multi-lead QRS detection using window pairs," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE*, pp. 3143–3146, IEEE, 2012.
- [34] L. T., "Biometric human identification based on ECG," Master's thesis, Dept of Applied Mathematics and Computer Science, Electrotechnical University "LETI", St Petersburg, 2005.