

UNIVERZA V LJUBLJANI
FAKULTETA ZA RAČUNALNIŠTVO IN INFORMATIKO

Jana Faganeli Pucer

**Avtomatsko razlikovanje patoloških in
nepatoloških sprememb EKG signala**

DOKTORSKA DISERTACIJA

MENTOR: doc. dr. Matjaž Kukar

Ljubljana, 2013

IZJAVA O AVTORSTU

doktorske disertacije

Spodaj podpisana Jana Faganeli Pucer, z vpisno številko 63070480 sem avtorica doktorske disertacije z naslovom:

Avtomatsko razlikovanje patoloških in nepatoloških sprememb EKG signala

S svojim podpisom zagotavljam, da:

- sem doktorsko disertacijo izdelala samostojno pod mentorstvom doc. dr. Matjaža Kukarja,
- so elektronska oblika doktorske disertacije, naslov (slov., angl.), povzetek (slov., angl.) ter ključne besede (slov., angl.) identični s tiskano obliko doktorske disertacije
- in soglašam z javno objavo elektronske oblike doktorske disertacije v zbirki »Dela FRI«.

V Ljubljani, dne 20. decembra 2013

Podpis avtorice:

Kazalo

Povzetek

Abstract

1	Uvod	1
1.1	Avtomatska obdelava posnetkov EKG	2
1.2	Podatkovne zbirke	4
1.3	Izhodišče in cilj doktorskega dela	7
1.4	Prispevki k znanosti	9
2	Medicinsko predznanje	11
2.1	Srce	11
2.2	Električna prevodnost srca	12
2.3	Signal EKG	14
2.4	Srčne anomalije, opazne v posnetkih EKG	16
3	Avtomatsko razlikovanje ishemičnih in HR-odvisnih epizod	23
3.1	Metode razlikovanja ishemičnih in neishemičnih epizod segmenta ST	24
3.2	Materiali in metode	24
3.3	Rezultati	30
3.4	Mere zmogljivosti	30
3.5	Razprava	33
4	Uporaba diagramov ST(HR) v dolгих posnetkih EKG	39
4.1	Diagrami ST/HR v dolгих EKG	41
4.2	Rezultati	46
4.3	Razprava	48

5	Analiza signalov EKG z diskretno Morseovo teorijo	53
5.1	Diskretna Morseova teorija	53
5.2	Enodimenzionalna adaptacija diskretne Morseove teorije	56
5.3	Detekcija kompleksov QRS	58
5.4	Detekcija aritmičnih utripov	73
6	Zaključek	101

Slike

2.1	Glavni deli srca [1].	12
2.2	Električna prevodnost srca [2].	14
2.3	En utrip kot ga vidimo na prikazovalniku signala EKG [3].	15
2.4	Odводи signala EKG.	21
3.1	Tipične ishemične spremembe morfologije segmenta ST.	26
3.2	Tipične HR-odvisne spremembe morfologije segmenta ST.	27
3.3	Intervali uporabljeni pri izračunu atributov	28
3.4	Primer ishemične in HR-odvisne epizode segmenta ST.	31
4.1	Primer izračuna ST/HR naklona (ST/HR slope) in ST/HR indeksa (ST/HR index).	40
4.2	Dva primera diagramov ST(HR).	43
4.3	Kako izračunamo aribute iz ST(HR) diagrama	44
4.4	Uporabljeni intervali za izračun atributov.	45
4.5	ROC za izračunane naklone	48
5.1	Signal EKG in označeni vsi lokalni minimumi in maksimumi	60
5.2	Signal EKG in označeni minimumi in maksimumi po krajšanju z 0.1 mV.	62
5.3	Signal EKG in označeni vsi vrhovi R, to so maksimumi, ki nam ostanejo po krajšanju z določenim pragom.	63
5.4	Delitev v dve gruči.	64
5.5	Delitev v tri gruče	65
5.6	Signal EKG in označeni vsi vrhovi R.	66
5.7	Manjkajoči utrip, ki ga z nižanjem praga najdemo.	67
5.8	Utripi, ki ustrezajo prvi šabloni.	76
5.9	Utripi, ki ustrezajo drugi šabloni.	77
5.10	Primer posnetka z levokračnim blokom.	80

5.11	Poravnava dveh utripov med računanjem podobnosti.	82
5.12	Računanje razlike v obliki.	88
5.13	Primer okna posnetka EKG, ki vsebuje dva utripa PVC.	89
5.14	Časovno spreminjanje razlike v obliki med pari zaporednih utripov (posnetek 119).	90
5.15	Časovno spreminjanje razlike v obliki med pari zaporednih utripov (posnetek 100).	91
5.16	Razlika v obliki v odvisnosti z razliko v dolžinah intervalov RR za posnetek 119.	91

Tabele

3.1	Seznam izbranih atributov, razvrščenih glede na razred, njihove mediane in standardne deviacije.	33
3.2	Rezultati klasifikacije s tremi različnimi klasifikatorji.	34
3.3	Rezultati klasifikacije z vsemi atributi po posameznih posnetkih. . . .	35
4.1	Mediane, standardne deviacije in AUC naklonov in srčnih frekvenc ob ekstremu za ishemične epizode in HR-odvisne epizode	47
4.2	Rezultati klasifikacije z različnimi atributi.	47
4.3	Rezultati klasifikacije po posameznih posnetkih	49
5.1	Zmogljivost MQRS na podatkovni zbirki MIT-BIH.	68
5.2	Zmogljivost MQRS na podatkovni zbirki QT.	69
5.3	Zmogljivost MQRS na podatkovni zbirki LTST.	70
5.4	Tabela prikazuje rezultate napake za različne postopke. Prvi del prikazuje napake na podatkovni zbirki MIT-BIH drugi del na podatkovni zbirki QT, tretji pa na LTST DB. Število utripov predstavlja število obravnavanih utripov, ki so jih navedli posamezni avtorji.	71
5.5	Statistični podatki uporabljenih posnetkov zbirke MIT-BIH	94
5.6	Zmogljivost postopka z uporabo odločitvenega drevesa in postopka izpusti enega.	95
5.7	Zmogljivost postopka z uporabo naivnega Bayesovega klasifikatorja in postopka izpusti enega.	96
5.8	Zmogljivost postopka z uporabo k-najbližjih sosedov in postopka za testiranje izpusti enega.	97
5.9	Zmogljivost postopka za različne klasifikatorje z 10x2 kratnim prečnim preverjanjem.	97

Povzetek

Snemanje in analiza posnetkov EKG sta pomembna postopka v diagnozi srčnih bolezni. Postopek je še posebej priljubljen, ker ni zahteven za izvedbo, je neinvaziven, cenovno ugoden in dostopen v primerjavi z drugimi postopki za diagnozo srčnih bolezni. Poleg kratkih posnetkov EKG v kontroliranem okolju (ambulanti) pogosto snemajo tudi dolge (24-urne) posnetke EKG. Taki posnetki so uporabni predvsem za diagnozo različnih aritmij, lahko pa tudi za zgodnje odkrivanje srčne ishemije. Naše delo obravnava razpoznavanje različnih patoloških stanj (anomalij) v dolgih posnetkih EKG.

Prva anomalija, ki jo obravnavamo, je srčna ishemija, ki se v posnetkih EKG odraža kot deviacija segmenta ST. V preteklih letih je bilo objavljenih veliko število člankov na temo odkrivanja prehodnih epizod segmenta ST. Težava opisanih pristopov je, da ne znajo razlikovati med ishemičnimi in nepatološkimi epizodami, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence. V našem delu predstavimo dva načina za razlikovanje med tipoma epizod. Prvi način je s pomočjo izbora atributov; atributi, ki opisujejo spremembo srčne frekvence, atributi, ki opisujejo deviacije in spremembe morfologije segmenta ST in spremembo kompleksa QRS. S pomočjo izbranih atributov in različnih klasifikatorjev pokažemo, da je razlikovanje med tipoma epizod mogoče.

Po zgledu metod, uporabljenih v obremenilnih testih, izpeljemo diagram ST(HR) za dolge posnetke EKG in iz njega odčitamo množico atributov, ki nam pomagajo razlikovati med tipoma epizod. Opazujemo diagram v dveh odsekih (podobno kot v obremenilnih testih) od začetka epizode do njenega ekstrema ter od ekstrema epizode do njenega konca in definiramo maksimalen naklon diagrama, celoten naklon diagrama in kot ob ekstremu diagrama. Nakloni, dva celotna in dva maksimalna, se pokažejo kot relativno dobri atributi (po kriterijih za ocenjevanje kvalitete atributov), medtem ko kot ob ekstremu diagrama ni relevanten atribut. Tem novim atributom dodamo še vrednosti srčne frekvence ob začetku, ekstremu in koncu epizode. S pomočjo teh atributov klasificiramo epizode nekoliko slabše kot z atributi, opisanimi v prejšnjem odstavku. Velika prednost te metode je, da uporablja manj atributov, ki

so lažje razumljivi in jih bolj enostavno izračunamo.

Druga vrsta anomalij, ki jih obravnavamo, so aritmični utripi. V ta namen razvijemo postopek za detekcijo kompleksov QRS, ki temelji na diskretni Morseovi teoriji, in postopek za detekcijo aritmičnih utripov. Razviti postopek za detekcijo kompleksov QRS temelji na krajšanju parov sosednjih minimumov in maksimumov po postopku krajšanja v diskretni Morseovi teoriji. Z dodatkom pravil o obliki kompleksa QRS, ki temeljijo na predznanju o posnetkih EKG, razvijemo uspešen in učinkovit postopek (v primerjavi z objavljenimi postopki) za detekcijo kompleksov QRS. Na podoben način razvijemo tudi postopek, ki hkrati poišče komplekse QRS in do 4 valove, značilne za utrip EKG (P, QRS, T in U), med zaporednima kompleksoma QRS. S pomočjo originalne mere podobnosti med dvema krivuljama ocenjujemo podobnost med sosednjima utripoma. Ker se aritmije pojavljajo kot nenadne spremembe oblike in frekvence srčnega utripa, lahko kot atributa pri klasifikaciji utripov (aritmični ali ne) uporabimo podobnost med dvema zaporednima utripoma in razliko v dolžinah RR-intervalov. Rezultati metode za odkrivanje kompleksov QRS so primerljivi z najboljšimi rezultati, objavljenimi v literaturi. Zmogljivost postopka za odkrivanje anomalij je tudi visoka, predvsem na posnetkih, ki vsebujejo veliko število patoloških utripov (npr. PVC).

Ključne besede: elektrokardiogram, ishemija, aritmija, diskretna Morseova teorija, merjenje razdalje med krivuljama, strojno učenje

Abstract

Heart disease is the leading cause of death in the developed world. ECG signal recording and analysis is the easiest is the prime diagnostic procedure for early diagnosis of heart conditions. It is non-invasive, inexpensive and accessible when compared to other clinical procedures used in the diagnosis of heart disease. In clinical practice, short ECG recordings are usually used, which are recorded in a controlled environment, but long (24-hour) ECG recording (AECG) are also gaining popularity. AECG recordings are used mostly in the diagnosis of different arrhythmias, sometimes even in the diagnosis oh heart ischemia. Our work deals with the automatic detection of pathologic events in long ECG recordings.

The first heart pathology we research is heart ischemia. It manifests as ST segment deviation in ECG signals. In the past years a large number of research papers have been published, dealing with the detection of transient ST segment episodes in AECG. The described ST segment episode detectors fail to differentiate between transient ischemic and transient non-ischemic heart rate related episodes. In our work we describe two methods to differentiate transient ST segment episodes. The first method uses a set of features; features that describe heart rate changes, ST segment deviation and morphology changes and QRS complex morphology changes. Using a set of features and different classifiers we show that automatic classification of the two types of episodes can be successful.

Following the example of the methods used in exercise ECG (EECG) we define a ST(HR) diagram for AECG. The diagram is used to calculate a subset of features that help us differentiate between ischemic and heart rate related episodes. Similarly as in EECG we observe the diagram in two parts; from the beginning to the extreme of the episode and from the extreme to the end of the episode. We define two overall slopes, two maximal slope and the angle at the extrema of the episode. The slopes are good features (ranked with feature evaluation techniques) while the angle at the extrema is not a good feature. We also observe the heart rate at the beginning, extrema and

end of the episodes. The performance of the classification with this set of features is worse than the classification with the set of features described in the last paragraph. The advantage of the classification with the ST(HR) diagram is that it uses a smaller number of features, the features are more comprehensive and easier to calculate.

The second anomaly we study in our work is the detection of arrhythmic beats. Here we first develop a QRS detector based on the discrete Morse theory and then an arrhythmia detector. The QRS detector is based on cancelling neighbouring minima and maxima as in discrete Morse theory. With the addition of knowledge from ECG signal theory the performance of our QRS detector is very similar to the best performances published in the literature. Using a similar method as in QRS detection, we develop a procedure that simultaneously finds QRS complexes and up to four of the most significant waves (typical for ECG signals; P, QRS, T and U) between consecutive R waves. With the help of a newly developed algorithm, that evaluates the similarity between two trajectories, we assessed the similarity between consecutive heart beats. Then we classify pairs of heart beats as normal or arrhythmic with the help of two features; the similarity between the pair of beats and the difference between their RR intervals. The performance of the arrhythmia detector is high, especially on records containing a large number of very pathologic heart beats (e.g. PVC).

Key words: electrocardiogram, ischemia, arrhythmia, discrete Morse theory, distance between trajectories, machine learning

1 Uvod

Doktorsko delo spada v širše področje računalništva in informatike. V njem razvijamo in uporabljamo metode rudarjenja podatkov, strojnega učenja, analize časovnih vrst in matematične topologije. Delo je interdisciplinarno, ker poskušamo rešiti težavo medicinske diagnostike s pomočjo avtomatskih sistemov. Zato moramo poleg našega matematično-tehničnega znanja uporabiti še veliko medicinskega predznanja, pri sami formulaciji problema kot tudi kasneje pri izvedbi klasifikacije oziroma razpoznavanja.

V zadnjih desetletjih se je zanimanje za računalniško podprto medicinsko diagnostiko [4] močno povečalo. Taki sistemi pohitrijo diagnozo, saj zdravniku ni treba ročno pregledovati vseh podatkov. V avtomatske diagnostične sisteme lahko vgradimo ogromne količine sistematično urejenega znanja, veliko več kot si lahko človek zapomni. Težava pa je v tem, da so ti avtomatski sistemi še vedno nepopolni, delajo veliko napak, zato so v zdravstvu priljubljeni taki, ki specialistu dajo namige, za katero bolezen bi lahko šlo, kasneje pa ta sam postavi končno diagnozo [4].

Bolezni srca in ožilja so eden od glavnih vzrokov smrti v razvitem svetu [5]. Če bolezni srca in ožilja diagnosticiramo dovolj zgodaj, jih lahko tudi uspešno zdravimo, saj je večina teh bolezni obvladljivih, če pacient redno jemlje zdravila (npr. krvni tlak, bolezni koronark, aritmije). Zaradi naprednejših diagnostičnih metod ter boljših in dostopnejših zdravil je v zadnjih desetletjih smrtnost zaradi srčnih bolezni v razvitem svetu padla [5].

Najpogosteje uporabljena metoda za zgodnje diagnosticiranje teh bolezni je snemanje električne aktivnosti srca oziroma elektrokardiografija (EKG). Metoda je nezahtevna za izvedbo, neinvazivna in cenovno ugodna, zato se jo velikokrat uporablja kot presejalni test. Najosnovnejša je izvedba snemanja kratkega posnetka EKG, ki ga snemajo v ambulantni in traja nekaj minut. Za natančnejšo diagnozo pa zdravniki opravljajo tudi obremenilne teste (snemanje EKG pod obremenitvijo) in dolge (24-urne) posnetke EKG. Zaradi dolžine dolgih posnetkov EKG je avtomatska analiza zelo pomemben del interpretacije teh posnetkov.

1.1 Avtomatska obdelava posnetkov EKG

Potreba po avtomatski obdelavi se je pojavila, ker so posnetki EKG, še posebej 24-urni, razmeroma dolgi in jih je zato težko v celoti vizualno pregledati in ročno obdelati.

Začetnika avtomatske obdelave posnetka EKG sta bila Stallamen in Pipberg v začetku šestdesetih let prejšnjega stoletja [6]. Z napredkom računalniške strojne opreme in informacijske tehnologije, ki se je začel v osemdesetih letih prejšnjega stoletja in se nadaljuje še danes, se je v znanstvenih revijah pojavilo veliko število objav o avtomatski obdelavi posnetkov EKG. Veliko je tudi komercialno dostopnih programov za avtomatsko obdelavo in pomoč pri diagnozi, precej takih postopkov je že vgrajenih v različne snemalnike posnetkov EKG.

Od leta 1970 pa do danes so bili razviti številni postopki za različne potrebe analize signalov EKG (npr. detekcija vrhov QRS [7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15], detekcija valov EKG [13, 15, 16, 17, 18, 19, 20], detekcija aritmičnih utripov [21, 22, 23], detekcija ishemičnih epizod [24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34], detekcija epizod atrijske fibrilacije [35, 36, 37], detekcija alteracij vala T [38, 39]). Kljub temu, da je področje že razmeroma dobro raziskano in nekateri postopki dosegajo natančnost nad 99 %, na referenčnih podatkovnih zbirkah, se še vedno pogosto pojavljajo novi postopki, izboljšave obstoječih postopkov in rešitve na novo zastavljenih problemov. Avtomatska obdelava posnetkov EKG je torej še vedno zelo aktivno raziskovalno področje.

1.1.1 Detekcija kompleksov QRS in nadgradnje

Eno od najbolj obdelanih področij avtomatske obdelave posnetkov EKG je detekcija kompleksov QRS. V delu [7] je predstavljen izčrpen pregled del, objavljenih na tem področju do leta 2002. V zadnjih desetih letih pa so se pojavljali novi postopki za detekcijo kompleksov QRS [8, 9, 40, 10].

Eden izmed najstarejših in veliko uporabljenih postopkov je algoritem Pan in Tompkins [11] iz leta 1985, ki temelji na naklonu, amplitudi in širini signala, in Hamiltonova [12] izboljšava postopka iz leta 1986. Izboljšani postopek dosega točnost nad 99 % s čimer so že leta 1986 dosegli zelo visoko zmogljivost, ki jo je bilo kasneje težko izboljšati. Zelo popularna je detekcija kompleksov QRS s pomočjo valčkov (ang. wavelet transform). Valčne metode uporabljajo tudi v [13], kjer dosegajo zelo visoke

rezultate. Nove metode, ki temeljijo na valčkih, so se pojavljale tudi zadnja leta [40]. Druge metode temeljijo na nevronskih mrežah, adaptivnih filtrih, skritih Markovskih modelih, matematični morfologiji, genetskih algoritmi, Hilbertovi transformaciji in drugih metodah. Vse je izčrpno opisano v [7].

Večina detektorjev kompleksov QRS je zgrajenih na sledeč način: neobdelani signal EKG vstopi najprej v fazo predobdelave, ki zajema linearno in nelinearno filtriranje. Potem sledi faza odločanja, ki je sestavljena iz logike detekcije vrhov in samega odločanja, ali je vrh res kompleks QRS ali ni [7].

Kot nadgradnjo detektorjev kompleksov QRS so raziskovalci razvili tudi več detektorjev različnih valov signalov EKG [16, 17]. Več teh detektorjev temelji na valčkih [16, 17, 18], v delu [18] je zmogljivost izboljšana s pomočjo evolucijske optimizacije. Metoda, opisana v [19], temelji na Bayesovskih modelih [19], [20] pa na morfoloških transformacijah [20]. Večina programov za označevanje valov signalov EKG določa začetek, vrh in konec vseh valov signala EKG. To je zdravnikom v veliko pomoč, saj se dolžine posameznih intervalov signala EKG pri določenih patologijah zelo spremenijo. V nekaterih primerih se spremenijo tudi višine posameznih valov (npr. alteracij vala T). Nekateri detektorji kompleksov QRS so bili nadgrajeni tudi kot detektorji aritmij [21, 15]. Večina postopkov za detekcijo aritmij uporablja prosto dostopne algoritme za detekcijo kompleksov QRS in potem samo klasificirajo utripe po tipu [41, 23]. V svojem delu smo razvili tudi originalen detektor kompleksov QRS, ki je opisan v razdelku 5.3.

1.1.2 Detekcija aritmičnih utripov

Nekateri detektorji kompleksov QRS so bili nadgrajeni tudi kot detektorji aritmij [21, 15]. Medtem ko predhodno navedeni deli obravnavata oboje, detekcijo kompleksov QRS in razpoznavanje aritmičnih utripov, drugi postopki uporabljajo že razvite postopke za detekcijo kompleksov QRS in potem samo klasificirajo utripe po tipu [22, 41] oziroma uporabljajo anotacije, priložene podatkovnim zbirkam [41, 23]. Aritmičnih utripov je več vrst, zato različna dela klasificirajo različne vrste aritmij. Ena od pomembnih aritmij je odkrivanje atrijske fibrilacije [35, 36, 37]. Veliko postopkov pa obravnava tudi detekcijo različnih aritmičnih utripov, ki so označeni v podatkovni zbirki MIT-BIT (natančneje opisana v razdelku 1.2.1), to so [21, 15, 22, 41, 41, 23]. Odkrivanje aritmičnih utripov obravnava doktorska disertacija

v poglavju 5.4.

1.1.3 Detekcija ishemičnih epizod

Ishemične epizode v posnetkih EKG opazimo kot deviacijo nivoja segmenta ST, ki traja daljše časovno obdobje in jo imenujemo prehodna epizoda segmenta ST. V literaturi je bilo v preteklosti objavljenih tudi več detektorjev prehodnih epizod segmenta ST [24, 25, 26, 27, 28, 29]. Starejše postopke delimo na: pristope v časovnem prostoru, pristope z razgradnjo s pomočjo Karhunen-Loève koeficientov, pristope z nevronske mreže, pristope z mehko logiko in pristope z metodo valčkov. V zadnjih letih so se pojavili tudi novi postopki za detekcijo epizod segmenta ST [30, 31, 32, 33], ki temeljijo na odločitvenih drevesih, povezovalnih pravilih in metodi podpornih vektorjev. Vsi ti postopki so bili testirani na podatkovni zbirki ST-T evropskega kardiološkega društva. Baza evropskega kardiološkega društva vsebuje posnetke dolge 2 uri in v njej so označene ishemične epizode segmenta ST [42]. Nekateri postopki so bili testirani tudi na podatkovni zbirki LTST [43], ki poleg ishemičnih epizod vsebuje tudi neishemične epizode segmenta ST. V delu [34] je opisan postopek, ki temelji na analizi v časovnem prostoru in Karhunen-Loève koeficientih, ter odkriva vse epizode segmenta ST (ishemične in neishemične epizode, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence). Ta postopek ne zmore razlikovati med tipoma epizod. Ideja našega dela je nadgradnja obstoječih detektorjev prehodnih epizod z razvojem klasifikatorja ishemičnih epizod segmenta ST in epizod, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence (opisano v poglavju 3).

1.2 Podatkovne zbirke

Kmalu za tem, ko so se začeli pojavljati postopki za avtomatsko obdelavo signalov EKG, so se začele pojavljati tudi referenčne podatkovne zbirke signalov EKG. Namen referenčnih podatkovnih zbirk je, da so rezultati avtomatskih postopkov testirani na istih podatkih in so zato primerljivi. Referenčne podatkovne zbirke ponavadi vsebujejo anomalije enega tipa in služijo točno določenemu namenu (npr. detekciji kompleksov QRS, detekciji valov signala EKG, detekciji epizod segmenta ST, detekciji raznih aritmij). Te anotacije služijo kot »zlati standard« pri testiranju postopkov. V referenčnih podatkovnih zbirkah so osnovnemu signalu priložene tudi zanesljive ano-

tacije različnih anomalij, ki jih ponavadi naredijo oziroma pregledajo človeški eksperti anotorji. V doktorskem delu smo uporabili različne podatkovne zbirke [44, 45, 43], odvisno od tega, kateri problem smo reševali. Velika zbirka različnih podatkovnih zbirk je prosto dostopna na svetovnem spletu na naslovu www.physionet.org [46].

1.2.1 Podatkovna zbirka aritmij MIT-BIH

Podatkovna zbirka srčnih aritmij MIT-BIH vsebuje 48 polurnih odsekov dvokanalnih dolgih posnetkov EKG. Posnetki pripadajo 47 različnim pacientom Beth Israel Hospital (BIH) aritmične ambulante. Od tega je bilo 33 posnetkov izbranih kot naključnih odsekov naključnih posnetkov, v preostalih 25 pa so iskali različne vrste aritmij, ki so klinično pomembne, a ne zelo pogoste (posnetki 200 do 234) [44].

Vzorčna frekvenca posnetkov je 360 Hz (vsak kanal) in resolucija 11 bitov na razponu 10 mV. Dva specialista kardiologa sta neodvisno označila vsak utrip posebej, nesporazume sta reševala soglasno. Podatkovna zbirka vsebuje veliko število normalnih utripov, utripov levokračnega in desnokračnega bloka, atrijskih prezgodnjih utripov, ventrikularnih prezgodnjih utripov, nodalnih prezgodnjih utripov, supraventrikularni prezgodnjih utripov, fuzij normalnih in ventrikularnih utripov, atrijskih ubežnih utripov, nodalnih ubežnih utripov, utripov, ki jih narekuje spodbujevalec srčnega ritma. Označene so tudi epizode plahutanja in migetanja atrijev, plahutanja in migetanja ventriklov, ventrikularne bigimije, ventrikularne trigimije, srčnih blokov druge stopnje, idioventrikularnih ritmov, nodalnih ritmov, ritmov spodbujevalnika ritma, sinusne bradikardije, supraventrikularne tahiaritmije, ventrikularne tahikardije.

1.2.2 Podatkovna zbirka QT

Podatkovna zbirka QT (QT DB) [45] je namenjena testiranju postopkov za detekcijo valov signala EKG. Zbirka vsebuje 105 posnetkov, ki so 15 minutni odseki dvokanalnih (dva različna odvoda) dolgih posnetkov EKG. Vsebujejo veliko različnih oblik kompleksa QRS, segmenta ST in vala T. Eksperti so ročno označili podmnožico utripov (vsaj 30 utripov v vsakem signalu), vsaj en primer za posamezno morfologijo utripa. Označbe posameznega anotorja so shranjene v dveh ločenih datotekah. Nekaj posnetkov je vzeti iz podatkovne zbirke aritmij MIT-BIH in podatkovne zbirke ST-T evropskega kardiološkega združenja.

Osnovni signal je vzorčen s frekvenco 250 Hz. Za vsak označen utrip so označeni začetki, vrhovi in konci posameznih valov: začetek, vrh in konec vala P, začetek, vrh in konec kompleksa QRS, začetek, vrh in konec vala T in v primerih, kjer je prisoten začetek, vrh in konec vala U.

1.2.3 Podatkovna zbirka Long-Term ST Database

Podatkovna zbirka Long-term ST Database (LTST DB) [43] vsebuje 86 dolgih posnetkov EKG (80 pacientov), večinoma dolgih okoli 14 ur. 68 posnetkov je dvo-odvodnih in 18 je tro-odvodnih. Posnetki so bili izbrani tako, da predstavljajo čim večje število različnih, pogostih in manj pogostih epizod segmenta ST, ki jih srečamo v klinični praksi.

Osnovni signal je vzorčen s frekvenco 250 Hz in amplitudno ločljivostjo 12 bitov na razponu ± 10 mV. Zbirki so priložene tudi klinične informacije o posameznem pacientu, referenčne točke, določene s prosto dostopnim programom ARISTOTLEJEVE [15], oznake kompleksov QRS s strani kardiologov in oznake začetkov, ekstremov in koncev prehodnih epizod segmenta ST (premiki električne srčne osi, spremembe v prevajanju, ishemične epizode segmenta ST, epizode segmenta ST zaradi spremembe srčne frekvence, motnje in neberljivi intervali). Priložene so tudi časovne vrste nivoja segmenta ST (merjenega v točki J+80 ms oz. J+60 ms, če srčna frekvenca preseže 120 utripov na to ¹). Vrednosti nivoja segmenta ST so bile izračunane na povprečnih srčnih utripih znotraj 16-sekundnih oken. Časovna vrsta nivoja segmenta ST in ostale časovne vrste so bile prevzorčene na $\Delta T = 2$ s. Priložena časovna vrsta deviacije segmenta ST je bila izračunana kot razlika med nivojem segmenta ST in referenčnim nivojem segmenta ST. Priložene so tudi časovne vrste srčnih frekvenc (povprečni utripi, prevzorčene). V podatkovni zbirki so izračunane tudi časovne vrste koeficientov transformacije Karhunen-Loève (KLT) za segment ST in kompleks QRS in Mahalanobisova razdalja prvih petih KLT-koeficientov za segment ST in kompleks QRS. Izračunane se bile tudi časovne vrste koeficientov Legendrovih polinomov za segment ST.

Specialisti kardiologi so označili epizode segmenta ST, če so zadostile kriteriju: epizoda se začne, ko deviacija segmenta ST preseže $50 \mu\text{V}$, deviacija mora doseči

¹Točka J je v posnetkih EKG točka, kjer se kompleks QRS združi s segmentom ST; ponavadi je videti kot nekakšno koleno.

oziroma preseči V_{min} voltov, trajati mora vsaj T_{min} sekund. Epizoda se konča, ko deviacija segmenta ST pade pod $50 \mu V$, če v nadaljnjih 30 s ne zraste nad $50 \mu V$. Vrednosti V_{min} in T_{min} so različne glede na to, kateri protokol upoštevamo:

1. Protokol A, $V_{min} = 50 \mu V$ in $T_{min} = 30$ s
2. Protokol B, $V_{min} = 100 \mu V$ in $T_{min} = 30$ s
3. Protokol C, $V_{min} = 100 \mu V$ in $T_{min} = 60$ s

Pri razlikovanju ishemičnih epizod in epizod zaradi spremembe srčne frekvence smo uporabljali anotacije po protokolu B, saj je ta protokol uporabljen tudi v podatkovni zbirki ST-T evropskega kardiološkega združenja, in je najpogosteje uporabljen protokol v klinični praksi. Če upoštevamo protokol B, podatkovna zbirka LTST vsebuje 1130 ishemičnih epizod in 234 epizod zaradi spremembe srčne frekvence. Epizode so upoštevane v vsakem odvodu posebej.

1.3 Izhodišče in cilj doktorskega dela

Doktorsko delo je razdeljeno na tri sklope. V prvem in drugem sklopu rešujemo problem razlikovanja ishemičnih in neishemičnih epizod segmenta ST. Rešujemo sicer isti problem, vendar na dva različna načina, zato sta tudi načina obravnavana v dveh ločenih poglavjih. V tretjem sklopu razvijemo metodo za aplikacijo Morseove diskretne teorije na signal EKG. S pomočjo te metode določamo vrhove kompleksa QRS in odkrivamo aritmične utripe.

Na začetku je bila motivacija doktorskega dela razlikovati med ishemičnimi epizodami segmenta ST in neishemičnimi epizodami segmenta ST, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence. Kot je opisano v razdelku 2.4.2, je srčna ishemija resna bolezen srca, ki lahko privede do srčnega infarkta. Ponavadi jo diagnosticiramo s pomočjo obremenilnih testov, včasih pa s pomočjo dolgih ambulantnih posnetkov. V dolgih ambulantnih posnetkih pa so prisotne tudi drugačne epizode segmenta ST. Medtem ko ishemične epizode nastanejo zaradi pomanjkanja kisika srčni mišici, te drugačne epizode segmenta ST nastanejo zaradi ekstremnih srčnih frekvenc, zato jim rečemo HR-odvisne epizode. Najbolj verjetna razlaga spremembe nivoja segmenta ST s srčno frekvenco je sprememba dolžine trajanja akcijskega potenciala s srčno frekvenco, kar je vidno v spremembi intervala QT. Večina metod, ki poskušajo

doseči, da bi bila mera dolžine intervala QT neodvisna od srčne frekvence, je še vedno nepopolnih, saj ne upoštevajo razlik med individualnimi fiziološkimi posebnostmi. V podatkovni zbirki LTST DB je kot točka merjenja nivoja segmenta ST uporabljena točka J+80 *ms* oziroma točka J+60 *ms*, če srčna frekvenca preseže 120 utripov na minuto. Ta mera je nepopolna, [47], ker temelji na Bazettovi formuli [48], ki že sama ni popolna. To pomeni, da se v praksi uporablja točka merjenja segmenta ST, ki ni neodvisna od srčne frekvence. Zato se lahko zgodi, da pri visokih obremenitvah, oziroma v primerih slabše preskrbe srca s kisikom, ko srce bije zelo hitro in je raven kisika še vedno dovolj visoka, da srce normalno deluje, zaznamo določeno spremembo segmenta ST. To se lahko zgodi npr. zato, ker se pri visoki srčni frekvenci val T tako približa kompleksu QRS, da se točka merjenja premakne iz segmenta ST na val T. Te epizode niso posledica patologije, ampak so artefakt, ki nastane zaradi napake v določanju točke meritve segmenta ST. Neishemične epizode segmenta ST otežujejo avtomatsko detekcijo ishemičnih epizod in lahko vodijo do napačne diagnoze. Zato je bila naša motivacija narediti klasifikator, ki bi znal najdene epizode segmenta ST na osnovi izvedenih atributov klasificirati kot patološke ali nepatološke [49, 50]. To je opisano v prvem sklopu doktorske disertacije (v poglavju 3).

Drugi sklop našega dela se zgleduje po delu, ki so ga opravili na obremenilnih posnetkih EKG. Tam se je pojavila ista težava kot v dolgih posnetkih EKG, da je zaradi napake v merilni točki deviacije nivoja segmenta ST pojavila deviacija, ki pa je bila posledica visoke srčne frekvence, ne pa patologije [51, 52, 53]. To so rešili z vpeljavo novih atributov. Vpeljali so diagram ST(HR), kjer so opazovali, kako se deviacija segmenta ST spreminja, ko srčna frekvenca narašča. Računali so naklon krivulje, ki nastane med samim obremenilnim testom in po koncu obremenilnega testa, ko srčna frekvenca pada. Opazovali so tudi, kaj se dogaja z diagramom v točki, ko pacient preneha s fizično aktivnostjo, ko srčna frekvenca začne padati (v katero smer se diagram obrne). Ugotovili so, da je diagram drugačen (predvsem naklon) pri ljudeh, ki imajo zamašene koronarne arterije, kot pri ljudeh z zdravimi koronarnimi arterijami. Zamašenost koronarnih arterij pa je glavni vzrok pravih ishemičnih epizod v dolgih posnetkih EKG. Sklepali smo, da bi lahko podobni diagrami pomagali tudi v razlikovanju ishemičnih epizod in epizod zaradi spremembe srčne frekvence. To je bil razlog, da smo razvili postopek za risanje diagramov ST(HR) prehodnih epizod segmenta ST v dolgih posnetkih EKG. Razvili smo tudi attribute, ki nam pomagajo razlikovati med tipoma epizod [54]. Postopek je opisan v poglavju 4.

Tretji sklop našega dela je uporaba diskretne Morseovi teorije v analizi signalov EKG. Ideja temelji na tem, da je namen diskretne Morseovi teorije iskanje ekstremov in hkratno odstranjevanje šuma. S tem postopkom smo najprej nameravali iskati vse vrhove signala EKG, predvsem vala T, in spremljati njegovo lego (glede na kompleks QRS) skozi čas. To bi nam pomagalo razlikovati med ishemičnimi in neishemičnimi epizodami. Kot prej omenjeno, se val T pri epizodah segmenta ST, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence, pomakne v kompleks QRS in zato pride do napake v meritvi nivoja segmenta ST. Težava Morseove diskretne teorije pri obravnavi ishemije je, da išče lokalne minimume in maksimume v signalu EKG, pri ishemiji pa nas zanima segment ST, ki ni ne minimum ne maksimum. Pri aplikaciji diskretne Morseove teorije na signal EKG smo naleteli na več težav in dobili veliko novih idej, kako in zakaj bi lahko diskretno Morseovo teorijo uporabili. Naš prvi korak je bila detekcija kompleksov QRS s pomočjo te teorije [55]. Ker se postopek ni pokazal za najbolj zanesljivega pri odkrivanju vseh valov signala EKG, smo po nekaj neuspešnih poskusih opustili zamisel o uporabi postopka za razlikovanje tipov prehodnih epizod segmenta ST (ishemičnih epizod in epizod zaradi spremembe srčne frekvence). Težava je bila predvsem, kje prenehati s postopkom krajšanja v diskretni Morseovi teoriji tako, da dobimo samo vse relevantne valove in zatremo šum. Težava je bila tudi, kako določiti, kateri izmed razpoznanih valov nosi katero oznako (val P, val T, val U, koleno J). Naslednja ideja je bila uporabiti podobno detekcijo vrhov za detekcijo aritmije. To storimo tako, da primerjamo sosednje RR-intervale med seboj.

V doktorskem delu smo razvili dva postopka, ki temeljita na uporabi diskretne Morseove teorije. Prvi postopek je postopek za detekcijo kompleksov QRS, ki je opisan v poglavju 5.3, in postopek za detekcijo aritmičnih utripov, ki je opisan v poglavju 5.4.

1.4 Prispevki k znanosti

Izvirni prispevki k znanosti, opisani v doktorski disertaciji, so naslednji:

Poglavje 3: Konstrukcija atributov za razlikovanje med ishemičnimi epizodami in HR-odvisnimi prehodnimi epizodami segmenta ST.

Poglavje 4: Izpeljava diagrama $ST(HR)$ za razlikovanje med ishemičnimi in HR-odvisnimi prehodnimi epizodami segmenta ST.

Poglavje 5: Razvoj postopkov za odkrivanje kompleksov QRS in aritmičnih utripov s pomočjo algoritmov, ki temeljijo na diskretni Morseovi teoriji.

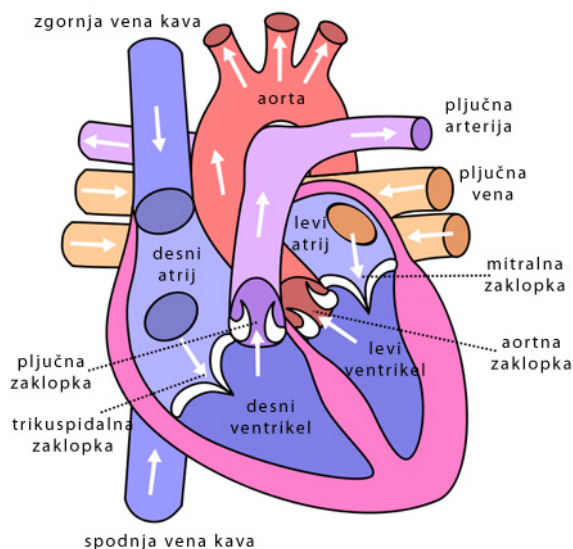
2 Medicinsko predznanje

V tem poglavju je opisano medicinsko predznanje, ki ga bralec potrebuje, da razume delo. V njem so razloženi vsi medicinski pojmi, ki jih kasneje pri razlagi naših postopkov uporabljamo. Najprej je razložena fiziologija srca (razdelek 2.1), električna prevodnost srca (razdelek 2.2), značilnosti signala EKG (razdelek 2.3) in anomalije, ki jih najpogosteje opazujejo v posnetkih EKG (razdelek 2.4), odvodi signala EKG (razdelek 2.4.3) in vrste posnetkov EKG (razdelek 2.4.4).

2.1 Srce

Srce ima dva prekata (ventrikla) in dva preddvora (atrija), levi in desni preddvor in levi in desni prekat [56]. Njegova naloga je črpati kri po telesu, zaporedje zaklopk v njem skrbi, da kri brez kisika potuje v pljuča in da kri, polna kisika, ki se vrača iz pljuč, potuje v mišice, organe in tkiva, ki kisik potrebujejo. Srce je sestavljeno iz treh plasti tkiv; pri kard, miokard in endokard. Pri kard je zunanja plast in deluje kot zaščitna plast srca, miokard je mišični del srca, ki skrbi, da srce črpa kri po telesu. Miokard atrijev je razmeroma tanek, ker v atrijih ni visokega pritiska, atrija skrbita zato, da se napolnita ventrikla. Miokard desnega ventrikla je sicer debelejši od miokarda atrijev, je pa bistveno tanjši od levega ventrikla. Levi ventrikel je najbolj mišičast del srca, saj večinoma skrbi za cirkulacijo. Potrebuje tudi največ kisika izmed vseh delov srca in je tudi prvi del srca, ki ga prizadene pomanjkljiva preskrba s kisikom. Sestava srčne mišice se razlikuje od drugih mišic v telesu, saj za razliko od ostalih mišic, funkcijo katerih nadzorujejo možgani (skeletne mišice) oziroma avtonomni živčni sistem (mišice v organih), miokard nadzira avtonomni živčni sistem, čeprav je njegova zgradba bolj podobna skeletnim mišicam. Endokard služi kot notranja obloga atrijev in ventriklov srca, kot gladka obloga, po kateri lahko kri nemoteno teče. Zgrajen je enako kot notranja stena žil, kar omogoča nemoten pretok krvi.

Edinstvena lastnost miokarda je, da je edino tkivo, ki je sposobno samodejno prožiti



Slika 2.1: Glavni deli srca [1].

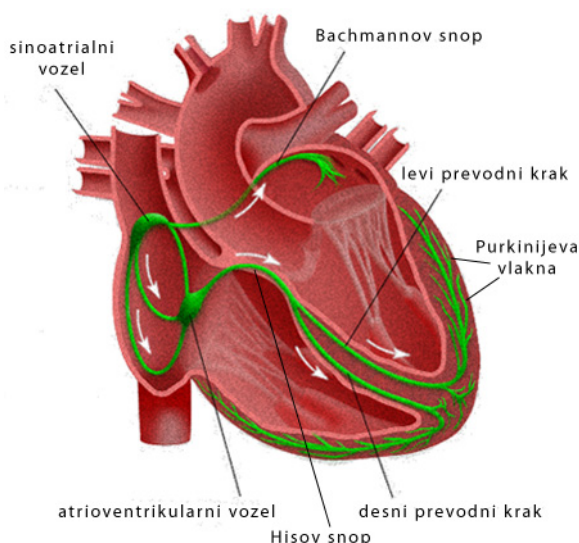
impulz brez kakršnegakoli zunanjega dražljaja. Razlog za to tiči v visoki prepustnosti natrijevih in kalijevih ionov v srčnih celicah. Ko koncentracija teh ionov preseže določeno vrednost (odvisno od dela srca), se avtomatsko sproži depolarizacijski impulz. Ritmičnost je še ena edinstvena lastnost srčnega tkiva, ki omogoča, da se impulzi prožijo ritmično. Tudi ta lastnost izvira iz permeabilnosti celične membrane.

Še ena posebnost srčnega tkiva je dolga refraktorna perioda, ki je veliko daljša od periode ostalih mišičnih tkiv. To omogoča, da si miokard popolnoma opomore, preden se ponovno skrči. Ta lastnost tudi omogoča, da se atrija in ventrikla napolnita preden se mišica ponovno skrči. Miokard je tudi električno prevodno tkivo, zato se proženi impulzi lahko hitro prenašajo naprej po miokardu. Celice miokarda imajo lastnost, da se sprožijo vse hkrati ali nobena, kar omogoča, da se srce krči enakomerno, saj vse celice delujejo skoraj kot ena sama celica. Miokard potrebuje veliko kisika, da lahko normalno deluje. Za preskrbo miokarda s krvjo, bogato s kisikom, skrbijo koronarne arterije. Vsako srce ima dve glavni koronarni arteriji (levo in desno).

2.2 Električna prevodnost srca

Signal EKG predstavlja električno prevodnost srca. Večina disfunkcij srca je povezanih s težavami pri električni prevodnosti, zato lahko z signalom EKG določimo, kateri del srca je okvarjen. Prevodni sistem srca je sestavljen iz naslednjih delov:

- **Sinoatrijski vozal (SA-vozel)** je sestavljen iz manjšega snopa modificiranega miokardijskega tkiva. Njegova funkcija je prožiti impulze, ki depolarizirajo preostanek srca in s tem povzročiti krčenje. SA-vozel ima lastno frekvenco proženja med 60 in 100 impulzi na minuto pri odraslih ljudeh. SA-vozel je večino časa zelo zanesljiv in stalen spodbujevalec srca.
- **Atrioventrikularni vozal (AV-vozel)** je relativno velik snop modificiranega miokardijskega prevodnega tkiva. Povezan je s sinoatrijskim vozalom preko treh snopov tkiv, specializiranih za prevajanje dražljajev. AV-vozel služi dvema pomembnima namenoma: Upočasni impulze iz SA-vozla za delec sekunde (0,08 do 0,12 s). Ta zamik omogoči atriju, da se popolnoma skrči in sprazni ter s tem napolni ventrikle. Druga pomembna funkcija AV vozla je, da preprečuje dodatnim impulzom, da bi potovali v ventrikle. Zaradi svoje zgradbe se lahko atrija večkrat skrčita, kot se lahko ventrikla. AV-vozel filtrira čezmerne impulze, da ti ne pridejo do ventriklov.
- **Backmannov snop** popelje impulz, ki jih proži SA vozal, v levi atrij. Ta impulz se kasneje razširi po levem atriju, ki se skrči in porine kri skozi mitralno zaklopko v levi ventrikel. V primeru, da SA-vozel ne proži impulzov, lahko njegovo vlogo prevzame vsak del atrija.
- **Hisov snop in atrioventrikularni snop** sta podaljška AV-vozla. AV-snop hitro prevaja impulze AV-vozla. Deluje pa lahko tudi kot rezervni prožilec impulzov v primeru, da SA-vozel odpove. Hisov snop je nadaljevanje AV snopa in njegova naloga je hitro prevajanje impulzov iz AV-snopa ventriklom, kjer depolarizira ventrikla. Razteza se na levo (levi krak) in desno (desni krak) vejo do levega in desnega ventrikla.
- **Purkinjejeva vlakna** nastanejo iz vlaken, ki gredo iz Hisovega snopa in se nadaljujejo v levi in desni krak in se medtem delijo, postajajo manjša in manjša ter se na koncu razcepijo v Purkinjejeva vlakna. Ta vlakna hitro razdelijo impulz posameznim srčnim mišičnim vlaknom.

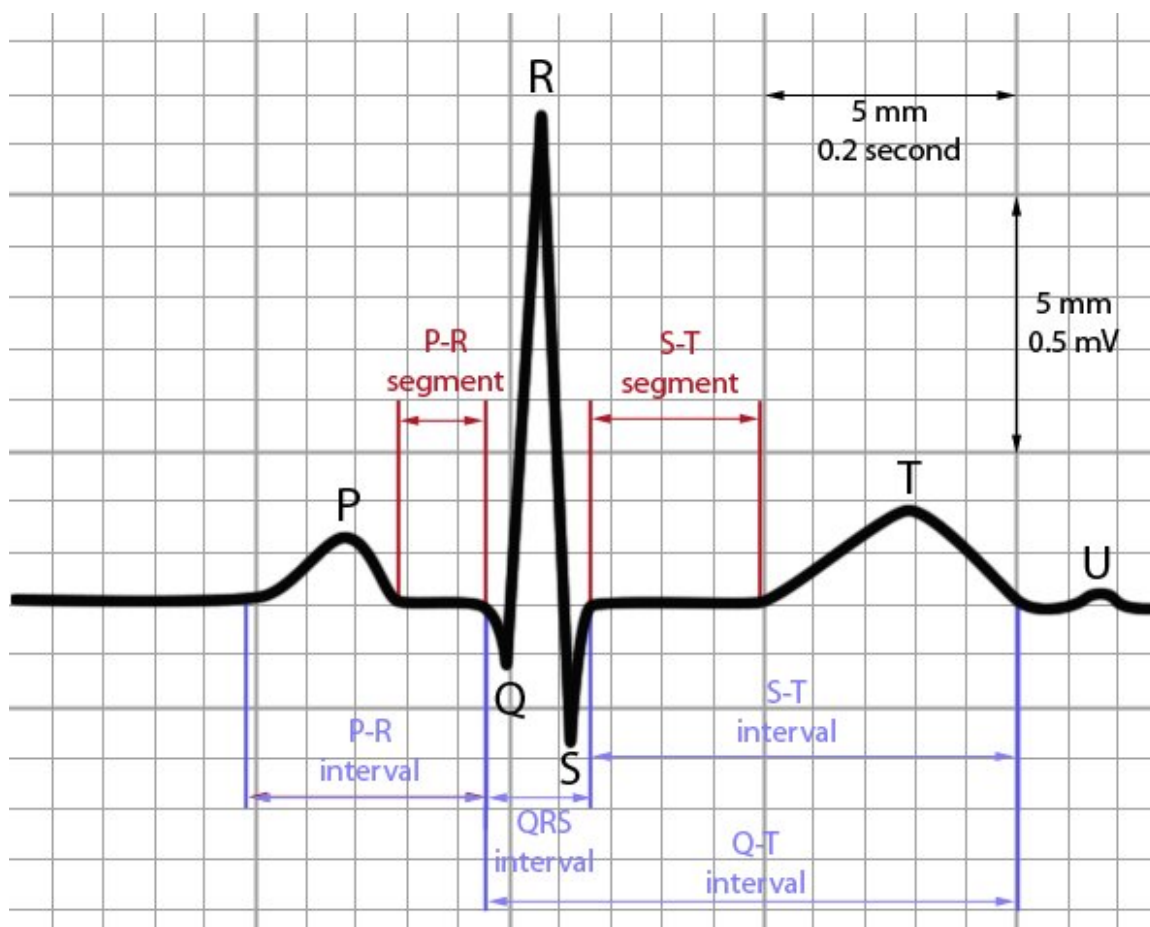


Slika 2.2: Električna prevodnost srca [2].

2.3 Signal EKG

EKG meri električno aktivnost srca. Električna aktivnost miokardijskih celic je rezultat kompleksnih elektrokemičnih reakcij v vlaknih miokarda. Majhnih sprememb v posameznih vlaknih z EKG-jem ne moremo meriti, lahko pa opazujemo, kako se ustvari val električne energije, ko milijoni vlaken reagirajo na impulz. Ta električna aktivnost ustvari poznan vzorec, ki ga imenujemo signal EKG. Celoten cikel, ki privede do skrčitve miokardijskega tkiva, lahko razdelimo v tri faze:

1. **Polarizacija** nastopi, ko je SA-vozel pripravljen prožiti impulz in so se celice miokarda pripravljene skrčiti. Ta faza se imenuje polarizacija, ker se električni naboji celičnih membran razdelijo na pozitivne in negativne. Ko so celice tako nabite, da ločitev med pozitivnimi in negativnimi ni več mogoča, preide cikel v drugo fazo.
2. **Depolarizacija** se imenuje faza, ko se depolarizacija začne v enem delu srca in pošlje električni val skozi celo srce. Normalna pot je iz SA-vozla navzdol skozi ventrikle. Depolarizacija izzove mišična vlakna, da se skrčijo; srčna atrija in ventrikla se skrčijo. Skrčitev povzroči, da kri teče iz srca, kar se imenuje sistola. Srce generira veliko električne energije med depolarizacijo, kar lahko vidimo na signalu EKG.



Slika 2.3: En utrip kot ga vidimo na prikazovalniku signala EKG [3].

3. **Repolarizacija** ali diastola se imenuje vmesno stanje med polarizacijo in depolarizacijo. V tej fazi mišična vlakna miokarda počivajo in posamezna vlakna se daljšajo, postanejo taka kot so bila pred skrčitvijo. V tem trenutku se lahko srčna atrija in ventrikla napolnijo s krvjo. Tudi to fazo lahko zaznamo na signalu EKG.

2.3.1 Kaj pomenijo posamezni valovi signala EKG?

Na sliki 2.3 so predstavljeni posamezni valovi tipičnega signala EKG:

- **Val P** vidimo na posnetku EKG med normalno depolarizacijo atrija, ko je električni val usmerjen od SA-vozla proti AV-vozlu in se širi od desnega proti levemu atriju.

- **Interval PR** merimo od začetka vala P do začetka kompleksa QRS. Ta interval nam pove, koliko časa potrebuje impulz od SA-vozla do AV-vozla in do vstopa v ventrikla.
- **Segment PR** povezuje val P s kompleksom QRS. V tem delu signal potuje od AV-vozla v Hisov snop, naprej v oba kraka in na koncu v Purkinjejeva vlakna. Ta impulz ne povzroči krčenja, zato je na signalu EKG viden kot ravna črta.
- **Kompleks QRS** predstavlja depolarizacijo desnega in levega ventrikla. Ventrikla imata bistveno večjo debelino kot atrija, zato je tudi amplituda kompleksa QRS večja od amplitude vala P. Val Q je prvi minimum po valu P, val R je prvi maksimum po valu Q. Val S je prvi minimum po valu R. Ponavadi val Q ni izrazit.
- **Točka J** je točka, kjer se kompleks QRS združi s segmentom ST, ponavadi je videti kot nekakšno koleno. Predstavlja približno konec depolarizacije in začetek repolarizacije na posnetku EKG.
- **Segment ST** povezuje kompleks QRS in val T. Predstavlja čas, ko se ventrikla depolarizirata.
- **Val T** predstavlja repolarizacijo ventriklov.
- **Interval QT** merimo od začetka kompleksa QRS do konca vala T.

2.4 Srčne anomalije, opazne v posnetkih EKG

Srčnih anomalij je več vrst, med najbolj pogoste spadajo različne vrste aritmij. O aritmijah govorimo, ko pride do zaporedja več aritmičnih utripov. Take aritmije so npr. atrijska fibrilacija, fibrilacija ventriklov, ventrikularna bigimija, trigimija in druge. Lahko pa pride samo do osamljenih primerov aritmičnih utripov, kot so prezgodnji utripi ali ubežni utripi (če jih je več skupaj, je to aritmija). Srčna anomalija, ki jo opazimo v posnetkih EKG, je tudi srčna ishemija (deviacija segmenta ST). Srčnih anomalij, ki jih diagnosticiramo s pomočjo EKG, je še več, vendar se naše delo osredotoča na srčno ishemijo in aritmije.

2.4.1 Aritmije

Aritmije delimo na:

1. Supraventrikularne aritmije, ki izvirajo nad ventriklom (v SA-vozelu, v atriju, ali v AV-vozu)
2. Ventrikularne aritmije, ki izvirajo v His-Purkinjejevem sistemu ali v ventriklu.

Aritmije torej delimo glede na to, iz katerega dela srca izhajajo aritmični utripi. Aritmija opazimo kot neenakomerno razdaljo med zaporednimi utripi, zazdalja od R do naslednjega R ni več enakomerna. Ritem je enakomeren, če razlika med zaporednimi valovi R ne odstopa za več kot okrog 0,12 s [56] (to predstavlja v primeru, da je normalen utrip okoli 60 utripov/minuto, približno 12 %). Ritem je enakomeren tudi takrat, ko zaporedje enakomernih valov R zmoti en ektopični (aritmičen) utrip. To so utripi, ki ne izvirajo iz SA-vozla, ampak iz kakšnega drugega dela srca. Poznamo dve vrsti ektopičnih utripov:

1. Prezgodnji ektopični utripi so posledica vzdražljivih delov srca (atrijev, AV snopa ali ventriklov), ki nastopijo pred naslednjim regularnim utripom iz SA-vozla
2. Ubežni ektopični utripi izvirajo iz istih delov kot prezgodnji ektopični utripi, ampak se pojavijo kot varnostni mehanizem srca, ko ne pride do dražljaja iz SA-vozla, in preprečijo, da ne pride do zaustavitve srca.

Aritmije, povezane s sinusnim vozlom

Sinusna aritmija je zaporedje normalnih utripov, ki jim v primeru, da je frekvenca utripov manjša kot 60 na minuto pravimo sinusna bradikardija oziroma če je frekvenca večja kot 100 utripov na minuto pravimo tahikardija. Če se pojavijo utripi normalne oblike, vendar je njihov ritem neenakomeren, temu pravimo sinusna aritmija.

O sinusnem bloku govorimo takrat, ko sinusni vozel producira impulze ampak se ti ne prevajajo naprej v atrij. Na signalu EKG tega ne opazimo, saj so utripi iste oblike kot normalni.

Aritmije, povezane z atrijem

Do aritmij, povezanih z atrijem, pride, ko namesto da bi utripi izvirali iz SA-vozla, izvirajo iz atrija. Na posnetku EKG se kažejo kot drugačni, bolj grobo oblikovani utripi. Prepoznamo jih večinoma po nenormalnih oblikah vala P. O prezgodnjih kontrakcijah atrija (PAC) govorimo takrat, ko se pojavi utrip, ki izvira iz atrija preden, se pojavi normalni utrip iz SA-vozla. Takrat normalen ritem zmoti prezgodnji ektopijski utrip.

Atrijska tahikardija nastane takrat, ko imamo hitro zaporedje utripov, ki izvirajo iz atrija. V tej aritmiji je ritem hitrejši kot pri sinusni tahikardiji.

Plahutanje atrijev nastane, ko je atrij ekstremno vzdražen in se krči veliko hitreje, kot so se sposobni krčiti ventrikli. Plahutajoči utripi izvirajo iz enega samega vzdraženega predela atrija. V tem primeru je pomembno, da AV-vozel deluje kot filter in poskrbi, da se ventrikla normalno krčita. Na posnetku EKG se kaže kot več zaporednih valov P med kompleksi QRS.

Migetanje atrijev (atrijska fibrilacija) se zgodi, ko postane atrij tako vzdražen, da več delov atrija proži impulze. To se kaže v popolnoma neenakomernih RR-intervalih, valovi P niso ločljivi eden od drugega.

Aritmije, povezane AV-vozlom

Do prezgodnje nodalnih utripov (PJC) pride, ko del prevodnega tkiva okoli vozla proži impulz pred normalnim utripom iz SA-vozla. V tem primeru je val P normalen, lahko je skrit v kompleksu QRS ali po kompleksu QRS. Kompleks QRS je normalen. Nodalna tahikardija je tahikardija, ki izvira iz AV-vozla namesto iz SA-vozla. Do nodalnih ubežnih utripov pride, ko SA-vozel ne proži utripa, zato njegovo funkcijo prevzame AV-vozel. Na posnetku EKG je viden kot zakasneli utrip, ki mu sledi premor, daljši od normalnega RR-intervalu. Val P je normalen. v primeru zaporedja takih utripov, to imenujemo nodalni ubežni ritem. To se zgodi, ko ni utripov, proženih iz SA vozla ali so ti blokirani. Ta ritem je počasen, med 40 in 60 utripi na minuto.

Aritmije, povezane z ventrikli

Prezgodnje kontrakcije ventriklov (PVC) se pojavijo, ko en vzdražen del ventrikla proži impulz, preden ga uspe prožiti SA-vozel. Na posnetku EKG ga prepoznamo po

nenormalno širokem kompleksu QRS, ponavadi ni vala P pred kompleksom QRS. To so prezgodnji utripi, ki jim sledi daljši premor pred naslednjim normalnim utripom. Ko se pojavi en utrip PVC na vsake 3 utripe, govorimo o ventrikularni trigimiji, ko se pojavi vsak drugi, pa o bigimiji. Ti utripi se lahko pojavljajo tudi v parih ali trojicah, eden za drugim. Lahko so iste ali različnih oblik.

Do ventrikularnih ubežnih utripov pride, ko niti SA-vozel niti AV-vozel ne uspeta prožiti impulza, zato to delo opravi ventrikel. To so zapozneli utripi. Njihova karakteristika je izredno širok kompleks QRS, ki preide v val T. Ko SA-vozel in AV-vozel večkrat zgrešita, se pojavi zaporedje takih utripov. Ritem je zelo počasen, med 20 in 40 utripi na minuto.

Ventrikularna tahikardija je aritmija, ki izvira iz enega vzdraženega področja ventrikla. V takem primeru srce ni več sposobno zadovoljivo črpati kri, zato je to ena najbolj smrtno nevarnih aritmij. Na posnetku EKG jo prepoznamo kot serijo širokih kompleksov QRS. Kompleks QRS in val T postaneta neočljiva in ponavadi ni valov P.

O migetanju ventriklov (fibrilacija ventriklov) govorimo takrat, ko pride do nekontroliranega trepetanja ventriklov, ko se več delov ventriklov istočasno depolarizira. Ob tej aritmiji se ventrikla ne krčita več in lahko govorimo o zadtoju srca. Ritem kompleksov QRS je popolnoma kaotičen. Kompleksi QRS izgledajo kot naključno valovanje.

Aritmije, povezane z bloki v AV-vozu

Do AV-blokov pride takrat, ko pride do motnje v prevodnosti depolarizacijskega signala. AV-bloki so najpogostejša nepravilnost v prevajanju srca. Lahko se zgodijo kjerkoli med SA-vozlom in Purkinjejevimi vlakni, najpogosteje pa v AV-vozu samem.

AV-blok prve stopnje imenujemo tudi podaljšani interval PR. V tem primeru ne pride do prave blokade impulza, ampak se interval PR podaljša. AV-blok druge stopnje je pravi blok, ker prepreči impulzom iz SA-vozla, da bi se normalno prenesli v ventrikle. V tem primeru na posnetku EKG vidimo vale P, ki jim ne sledijo kompleksi QRS. AV-blok tretje stopnje imenujemo tudi popolna srčna blokada. Do te blokade pride, ko AV-vozel blokira popolnoma vse impulze iz SA-vozla in atrijev.

Aritmije, povezane z levim in desnim krakom

Do levokračnega ali desnokračnega bloka pride, ko prevodnost skozi enega ali oba bloka postane motena oziroma se prekine. Ko pride do blokade enega bloka, se impulz prenese najprej v en krak (prevoden), ki depolarizira en ventrikel. Malo kasneje se depolarizira tudi drugi ventrikel, ampak po drugačni poti (v kraku je impulz blokiran). Rezultat take depolarizacije je, da se ventrikla krčita ob dveh različnih časih. Na posnetku EKG opazimo levokračni in desnokračni blok kot razširjen kompleks QRS (več kot 0,12 s). Kompleks QRS je videti, kot da bi imel dva vala R dveh različnih amplitud (in med njima en minimum). Pri levokračnem in desnokračnem bloku se ponavadi ritem ne spremeni. Ritem ostane enak kot je sinusni ritem.

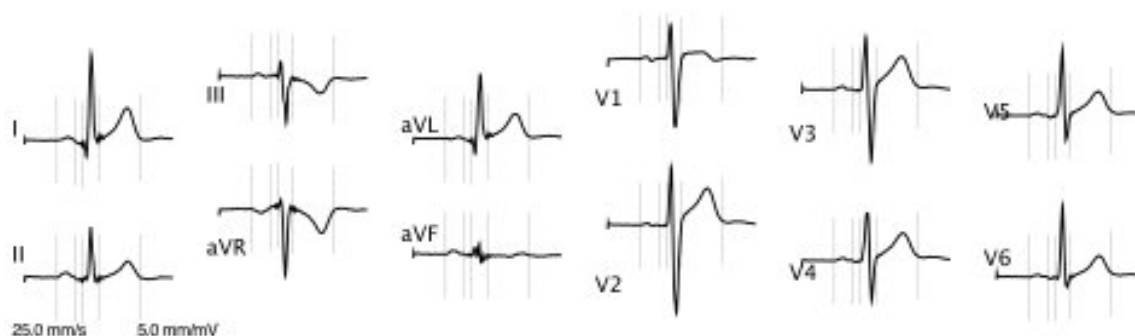
Aritmije, povezane s srčnim spodbujevalnikom

Umetni srčni spodbujevalnik je električna naprava, ki da miokardu depolarizacijski impulz, ko naravno vgrajeni srčni spodbujevalnik odpove. Srčni utripi, ki jih spodbudi srčni spodbujevalnik, so ponavadi drugačne oblike kot normalni utripi. Kompleks QRS je širši kot pri normalnem utripu in spominja na levokračni oziroma desnokračni blok.

2.4.2 Srčna ishemija

Srčna ishemija se pojavi, ko srcu primanjkuje kisika zato ne zmore normalno delovati. Srčna ishemija lahko vodi v srčni infarkt in smrt. Pojavi se se ponavadi kot posledica povečane potrebe po kisiku (npr. povečana fizična aktivnost). Na zunaj se ponavadi kaže kot bolečina v prsih, levi roki in vratu. Na posnetku EKG je vidna kot deviacija segmenta ST (slika 3.1) (depresija ali elevacija) in kot inverzija vala T. Lahko jo diagnosticiramo tudi s scintigrafijo, ehokardiografijo, koronarno angiografijo ter pozitronsko emisijsko tomografijo [57], ki so naprednejše in bolj informativne, vendar bistveno dražje, invazivne in manj dostopne preiskave kot EKG.

Do srčne ishemije lahko pride, ker se potreba po kisiku znatno poveča (fizična aktivnost) in je prisotna zamašitev koronarne arterije ali zaradi povečane potrebe po kisiku, ki nastane zaradi psihičnega stresa ali koronarnega vazospazma [58]. V obeh primerih je srčna ishemija povezana tudi s spremembo srčne frekvence. V prvem primeru pride najprej do povišanja srčne frekvence, v drugem pa povišanje srčne



Slika 2.4: Odvodi signala EKG.

frekvence sledi srčni ishemiji. Srce potrebuje več kisika, ker poskuša kompenzirati z višjim utripom, ampak mu ne uspe zagotoviti dovolj kisika, zato nastopi ishemična epizoda.

2.4.3 Odvodi EKG

Odvod imenujemo določeno postavitev pozitivne in negativne merilne elektrode. Če želimo izmeriti signal EKG, moramo na prsni koš postaviti vsaj en par, negativno in pozitivno elektrodo. Od opazovanega odvoda je odvisno, kakšna je oblika signala EKG. Moderni merilniki signala EKG lahko izmerijo do 12 odvodov. Prvim šestim odvodom pravimo ekstremitetni odvodi, od teh so trije bipolarni (L1, L2, L3), merijo signal med dvema ekstremitetama, in trije unipolarni (AVr, AVI, AVf), merijo razliko med vsako od ekstremitetnih elektrod in povprečjem potencialov pomnoženo s $3/2$. Drugim šestim odvodom (V1, V2, V3, V4, V5, V6) pravimo prekordialni odvodi (obsrčni) in so unipolarni. Zaradi enostavnosti se v bolnišnicah največ uporablja odvod ML2 in MCL1. ML2 je podoben ekstremitetnemu odvodu 2, vendar sta obe elektrodi pritrjeni na prsni koš, pozitivna levo, negativna desno. MCL1 je podoben odvodu V1.

2.4.4 Vrste posnetkov EKG

Poznamo več vrst posnetkov signalov EKG. Signal, ki ga snemamo, je vedno isti, razlikuje pa se časovno obdobje, ki ga snemamo, in aktivnost, ki jo človek opravlja med snemanjem. Poznamo:

- Kratek posnetek EKG, ki ga snemajo v ambulanti. Snemajo nekaj minut,

medtem ko človek leži na bolniški postelji.

- Dolgi posnetek EKG (AEKG) posnamejo s pomočjo Holterjevega monitorja, ki snema 24 ur ali več, medtem ko pacient opravlja vsakodnevna opravila. Holterjev monitor snema aktivnost srca v vseh situacijah: medtem ko človek miruje ali se giblje. S pomočjo dolgih posnetkih EKG ponavadi diagnosticirajo srčne aritmije.
- Obremenilni test (EEKG) snemajo v ambulanti, traja približno 15 minut. Snema aktivnost srca, medtem ko človek hodi po tekočem traku oziroma vozi kolo. To preiskavo opravijo zdravniki, ko jih zanima, kako se srce obnaša pod obremenitvijo. Pozitiven obremenilni test (deviacija segmenta ST pod obremenitvijo) nakazuje zamašenost koronarnih arterij, kar je najpogostejši vzrok za srčno ishemijo.

3 Avtomatsko razlikovanje ishemičnih in HR-odvisnih epizod

Srčna ishemija nastane zaradi pomanjkljive preskrbe srca s kisikom in lahko vodi v srčni infarkt in posledično smrt. Med srčno ishemijo pride do neravnovesja med potrebo in preskrbo srca s kisikom. Na elektrokardiogramih se ponavadi kaže kot deviacija (depresija ali elevacija) segmenta ST in kot inverzija vala T (v nekaterih odvodih vala T). Diagnoza s pomočjo posnetkov EKG je enostavna, poceni in neinvazivna. Druge preiskave za diagnozo srčne ishemije so veliko bolj zapletene, drage in invazivne; to so npr. ultrazvok srca, kontrastno slikanje, CT-slikanje, koronarna angiografija. Srčno ishemijo ponavadi spremljajo bolečine v prsih [59].

Opazni znaki srčne ishemije v posnetkih EKG so deviacija segmenta ST in sprememba morfologije segmenta ST. To sta uveljavljena atributa za detekcijo ishemije pri vizualnem (tudi avtomatskem) pregledovanju posnetkov EKG. Ko na posnetku EKG opazimo zaporedje srčnih utripov, v katerih je prisotna deviacija segmenta ST, in sprememba morfologije segmenta ST pravimo, da je prišlo do epizode segmenta ST. Srčno ishemijo ponavadi diagnosticirajo s pomočjo obremenilnih testov. Na tak način zaznana ishemija, je posledica povečane potrebe po kisiku, ker je inducirana s povečano fizično aktivnostjo. Za diagnozo ishemije, ki je posledica zmanjšane preskrbe s kisikom, ali pri pacientih, ki niso sposobni večje fizične obremenitve, pridejo v upoštevanje dolgi posnetek EKG (AEKG) oziroma Holterjev posnetek. Obremenilni test in dolgi posnetek EKG sta bolj natančno opisana v razdelku 2.4.4.

V AEKG lahko opazimo tudi neishemične epizode segmenta ST, ki nastanejo zaradi spremenjene srčne frekvence. Te epizode karakterizira deviacija segmenta ST in sprememba morfologije segmenta ST, vendar te epizode niso posledica pomanjkanja kisika. Sprememba srčne frekvence (ponavadi povečanje, včasih pa tudi zmanjšanje) je simul-

tana s spremembo nivoja (deviacijo) segmenta ST. Potek deviacije segmenta ST v teh epizodah je zelo podoben poteku deviacije segmenta ST med ishemičnimi epizodami. Te epizode otežujejo detekcijo ishemičnih epizod segmenta ST. Nivo segmenta ST je merjen v točki $J+80ms$ oziroma $J+60ms$, če je srčna frekvenca višja od 120 utripov na minuto. To mero uporabljajo specialisti kardiologi pri merjenju nivoja segmenta ST, kljub temu da ni popolnoma neodvisna od srčne frekvence. Med povečano oziroma zelo povečano fizično aktivnostjo oziroma v primerih pomanjkanja kisika srce bije zelo hitro, da lahko zagotavlja optimalno preskrbo s kisikom. V takih primerih ne pride do srčne ishemije, ampak zaradi težav s točko merjenja nivoja segmenta ST nastanejo epizode zaradi spremembe srčne frekvence (HR-odvisne epizode), npr. zaradi pomika vala T bližje segmentu QRS. Takim epizodam pravimo HR-odvisne epizode in so artefakt, napaka v meritvi, ne predstavljajo patologije.

3.1 Metode razlikovanja ishemičnih in neishemičnih epizod segmenta ST

Kot je opisano v razdelku 1.1.3, je bilo v preteklosti razvitih več avtomatskih detektorjev ishemije. Naloga detektorjev ishemije je sledenje nivoju segmenta ST skozi čas in detekcija ishemičnih epizod segmenta ST. Nekaj detektorjev ishemije, testiranih na podatkovni zbirki LTST, je bilo objavljenih v literaturi [30, 60, 34]. Karakteristika vseh teh detektorjev je, da razpoznajo epizode segmenta ST, ne razlikujejo pa med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami.

Namen tega sklopa je nadgraditi detektorje ishemije s klasifikatorjem ishemičnih epizod in HR-odvisnih epizod. Cilj je čim bolj pravilna diagnoza, zato pa je potrebno izluščiti samo prave ishemične, patološke epizode. Nekaj klasifikatorjev ishemičnih in HR-odvisnih metod je bilo objavljenih v literaturi [61, 62, 49, 50, 63].

3.2 Materiali in metode

3.2.1 Uporabljeni podatki

Za testiranje klasifikacijskih metod uporabljamo podatkovno zbirko LTST [43], ki je podrobneje opisana v razdelku 1.2.3. Za razvoj atributov uporabljamo časovne

vrste podatkovne zbirke LTST. Časovna vrsta vrednosti deviacij segmenta ST je bila izračunana tako, da so časovni vrsti nivoja segmenta ST odšteli časovno spreminjajoči referenčni nivo segmenta ST. Nivo segmenta ST je bil določen na povprečnih srčnih utripih v 16 s oknih. Referenčni nivo segmenta ST je bil določen kot ročna označba referenčnega nivoja skozi čas. Za razvoj atributov uporabljamo tudi časovne vrste srčne frekvence, časovne vrste Karhunen-Loève koeficientov (KLT) in Mahalanobisovo razdaljo prvih petih KLT-koeficientov in označbe ishemičnih in HR-odvisnih epizod po protokolu B, ki so del podatkovne zbirke LTST.

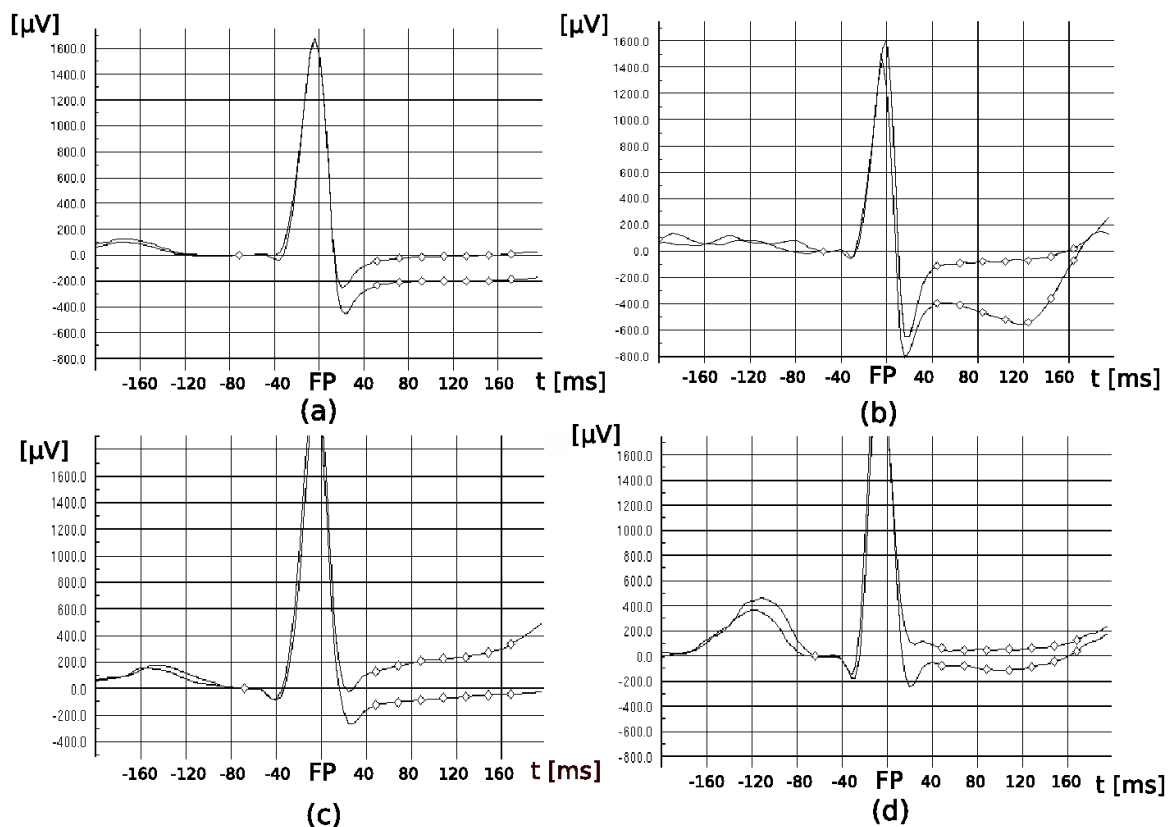
V podatkovni zbirki LTST so specialisti kardiologi označili epizode glede na deviacijo segmenta ST po protokolu B (protokoli so opisani v razdelku 1.2.3). Ločevali so med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami s pomočjo spremembe srčne frekvence, morfologije segmenta ST in natančne klinične slike pacienta glede na subjektivno oceno posameznika. Ishemične spremembe segmenta ST so horizontalna izravnava, naklon segmenta ST navzdol, depresija/elevacija segmenta ST in ukrivljanje (slika 3.1). HR-odvisne spremembe segmenta ST vključujejo: depresijo točke J s pozitivnim naklonom, pomik vala T v segment ST, vzporedni premik nivoja segmenta ST ali val T z izrazitim vrhom (slika 3.2). Uporabljamo protokol B, ker je to najbolj uporabljen protokol v klinični praksi in je bil uporabljen tudi v podatkovni zbirki ESC [42]. Glede na protokol B je v podatkovni zbirki 1130 ishemičnih epizod in 234 HR-odvisnih epizod, označenih v vsakem odvodu posebej.

3.2.2 Izbrani atributi

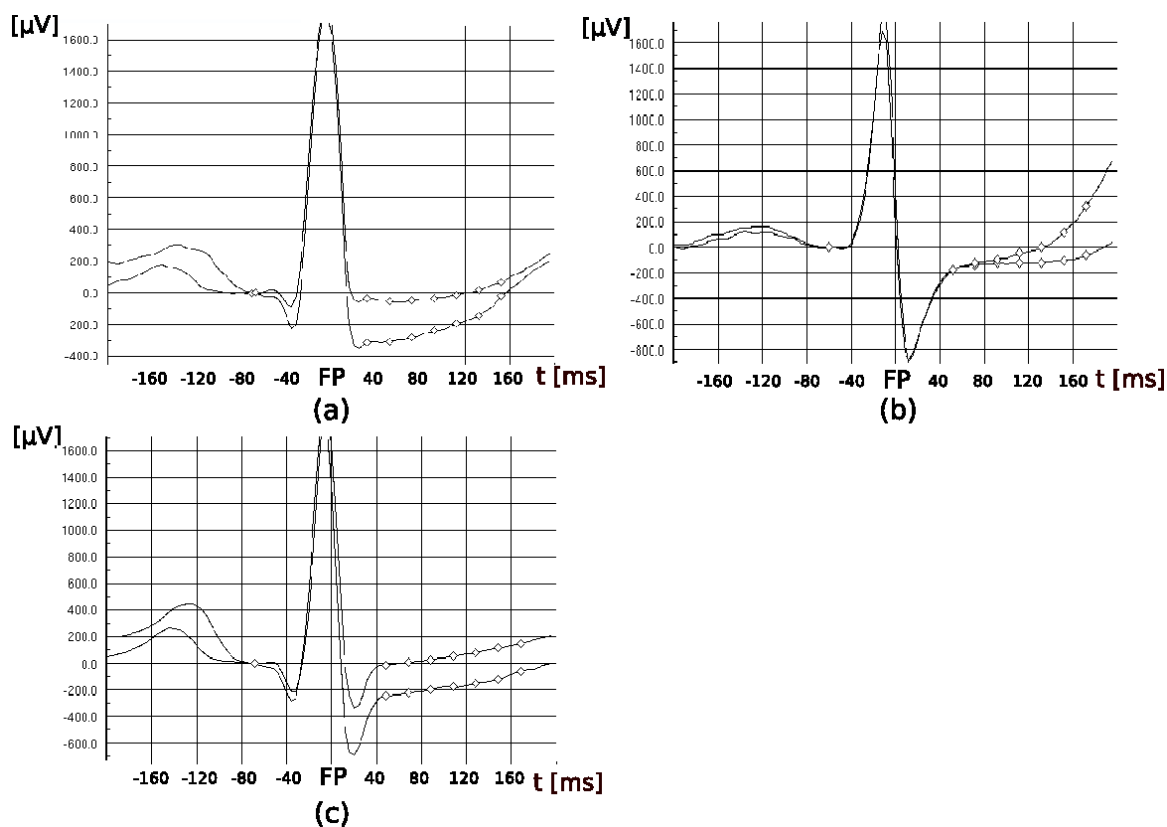
Pri klasifikaciji ishemičnih epizod in HR-odvisnih epizod smo izbrali naslednje diagnostične in morfološke parametre: vrednosti srčne frekvence, Mahalanobisovo razdaljo prvih petih KLT-koeficientov kompleksa QRS, parametre segmenta ST v časovnem prostoru in Pearsonov korelacijski koeficient HR in deviacije segmenta ST.

Atribute smo izračunali kot spremembe parametrov tekom epizod. Spremembe smo ocenili tako, da smo izračunali povprečne vrednosti parametrov v 20 s intervalih, podobno kot [62]. Prvi interval (I_1) je določen 20 s pred začetkom epizode, drugi (I_2) leži 20 s po začetku epizode in tretji (I_3) leži 20 s okoli ekstrema epizode. To naredimo za vsako epizodo posebej.

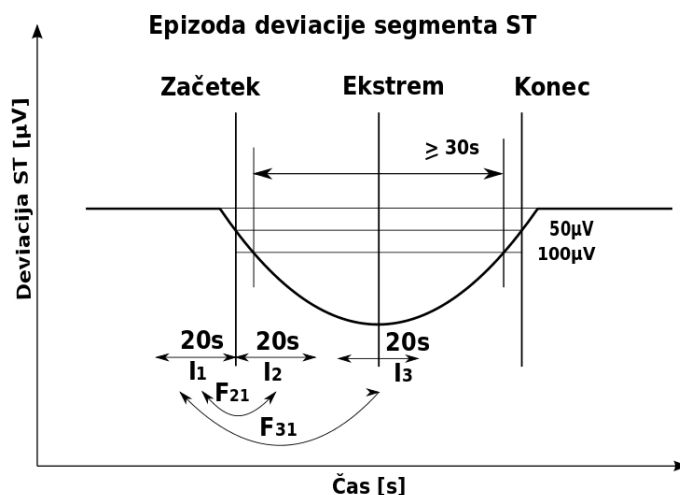
Intervale dolge 20 s smo izbrali zato, ker je minimalna dolžina ishemične epizode 30 s (definirano po anotacijskem protokolu B podatkovne zbirke LTST). Dolžina intervala



Slika 3.1: Tipične ishemične spremembe morfologije segmenta ST: a) Depresija in horizontalna izravnava (posnetek s20301, odvod 0, čas referenčnega srčnega utripa: 8:15:14, čas utripa pri ekstremu epizode 8:26:46); b) Depresija in naklon navzdol (posnetek s30661, odvod 0, referenčni čas: 1:14:45, čas pri ekstremu: 1:30:15); c) Elevacija (posnetek s20171, odvod 0, referenčni čas: 12:06:00, čas pri ekstremu: 12:09:08); d) Depresija in ukrivljanje (scooping) (posnetek s30681, odvod 0, referenčni čas: 10:16:50, čas pri ekstremu: 10:17:54). Oznake na segmentu ST označujejo točke: J, J+20 ms, J+40 ms, J+60 ms, J+80 ms, J+100 ms in J+120 ms.



Slika 3.2: Tipične HR-odvisne spremembe morfologije segmenta ST: a) Depresija točke J s pozitivnim naklonom (posnetek s20061, odvod 0, čas referenčnega utripa: 3:35:00, čas utripa pri ekstremu epizode: 3:57:32); b) Pomik vala T v segment ST (posnetek s20431, odvod 0, referenčni čas: 43:28, čas pri ekstremu: 49:26); c) Vzporedni premik segmenta ST (posnetek: s20211, odvod 0, referenčni čas: 22:54:38, čas ekstrema: 22:59:32). Oznake na segmentu ST prikazujejo točke: J, J+20 ms, J+40 ms, J+60 ms, J+80 ms, J+100 ms in J+120 ms.



Slika 3.3: Intervali uporabljeni pri izračunu atributov (F) za vsak parameter (P), in za vsako epizodo segmenta ST. Izračunamo jih kot razliko povprečne vrednosti parametrov pred začetkom, na začetku in ob ekstremu epizode.

(20 s) je razmeroma dolga, ampak še vedno dovolj kratka, da lahko povzamemo obnašanje parametrov vzdolž epizode. Vrednosti atributov F za vsak parameter P in za vsako epizodo segmenta ST izračunamo kot razliko povprečnih vrednosti parametrov v intervalih I_1 , I_2 in I_3 :

$$F_{l1} = |\overline{P}_l - \overline{P}_1|, \quad l = 2,3. \quad (3.1)$$

Večina izbranih atributov predstavlja razliko med povprečnimi vrednostmi na intervalih I_3 in I_1 , ker tam pričakujemo največjo razliko. Ekstrem epizode segmenta ST predstavlja točko meritve maksimalne deviacije segmenta ST v epizodi.

Srčna frekvenca je eden izmed najbolj pomembnih parametrov pri ročni klasifikaciji ishemičnih in HR-odvisnih epizod. Kot atribut smo izmed razlik srčne frekvenca izbrali HR_{31} , HR_{21} in povprečno vrednost srčne frekvenca v intervalu I_3 (HR_{max}). HR_{max} predstavlja srčno frekvenco, ko je deviacija segmenta ST največja. Srčna frekvenca se ne spremeni med vsemi ishemičnimi epizodami in ko je sprememba prisotna, nastopi ponavadi pred deviacijo segmenta ST (ishemija zaradi povečane potrebe po kisiku) ali za deviacijo segmenta ST (ishemija zaradi zmanjšane preskrbe s kisikom). V HR-odvisnih epizodah nastopi sprememba srčne frekvenca simultano z deviacijo segmenta ST, srčna frekvenca se ponavadi poveča, včasih pa zmanjša. Zaradi tega je pomemben

atribut HR_{21} . Pri HR-odvisnih epizodah pričakujemo višje srčne frekvence, zato je pomemben atribut HR_{31} .

Mahalanobisova razdalja prvih petih KLT-koeficientov nam predstavlja obliko kompleksa QRS. Kot atribut izberemo MD_{31} , ki predstavlja razliko v obliki med začetkom in ekstremom epizode. Komplex QRS se pri ishemičnih epizodah ponavadi spremeni zaradi simultanih premikov srednje električne osi QRS. Med HR-odvisnimi epizodami se to ne dogaja [50]. Izbira MD_{21} ne bi bila smiselna, saj se morfologija kompleksa QRS ne spremeni veliko na začetku epizode.

Atributi segmenta ST opisujejo spremembo morfologije segmenta ST med epizodo. Morfološke spremembe segmenta ST so atributi, ki jih kardiologi opazujejo v klinični praksi. Spremembo nivoja oziroma deviacije opisuje ST_{31} . Nivo segmenta ST je določen v točki $J+80\text{ ms}$ (60 ms). Spremembe nivoja ST_{21} ne uporabimo, ker je nivo segmenta ST na začetku epizode podan s protokolom, torej okoli $50\mu\text{V}$. Spremembo naklona opisujeta atributa SL_{31} in SL_{21} . Naklon določimo kot razliko amplitud segmenta ST v točkah $J+80\text{ms}$ (60ms) in $J+20\text{ms}$. Sprememba naklona SL_{21} je pomembna, ker se lahko naklon segmenta ST občutno spremeni že na začetku epizode.

Poleg nivoja in naklona kot parameter vzamemo tudi srednjo kvadratno razliko segmenta ST, in sicer RMS_{31} , ki opisuje spremembo celotne oblike segmenta ST. Računamo jo s sledečo enačbo:

$$RMS_{31} = \sqrt{\frac{1}{7} \sum_{\substack{m=0,20,40 \\ \dots,120}} (\text{mean}_{I_3}(\overline{stlev}_{ST}(i,j,J_{i,j}+m)) - \text{mean}_{I_1}(\overline{stlev}_{ST}(i,j,J_{i,j}+m)))^2}, \quad (3.2)$$

kjer $\overline{stlev}_{ST}(i,j,J_{i,j}+m)$ predstavlja nivo segmenta ST, izmerjenega na povprečnih utripih. Vrednosti so podane v podatkovni zbirki LTST v obliki časovne vrste. Povprečni utripi so bili izračunani v 16 s intervalih, upoštevali so samo normalne nepošumljene utripe. Nivo segmenta ST je izmerjen v več ekvidistančnih točkah $J_{i,j} + m\text{ ms}$ vzdolž segmenta ST. $J_{i,j}$ predstavlja točko J, j -tega utripa v i -tem odvodu, m pa predstavlja čas v milisekundah, kolikor je točka merjenja oddaljena od točke J. Parameter m je enak 0, 20, 40, ..., 120 ms.

Pearsonov korelacijski koeficient [64] predstavlja mero linearne odvisnosti (korelacije) dveh spremenljivk srčne frekvence (HR) in nivoja segmenta ST. Ponavadi ga označimo z r in lahko zavzema vrednosti med -1 in 1. Vrednost 1

pomeni, da se vrednosti X in Y v razsevnem grafikonu $Y(X)$ popolnoma prilegajo premici, ki ima pozitiven naklon. Vrednost -1 pa pomeni, da se popolnoma prilegajo premici z negativnim naklonom.

V našem primeru računamo r skozi celotno epizodo, od začetka do konca, glede na podane označbe podatkovne zbirke LTST. Na spremembe srčne frekvence in vrednosti nivoja segmenta ST vedno gledamo absolutno, tako da so vse spremembe pozitivne. V tem primeru nas ne zanima ali je sprememba segmenta ST depresija ali elevacija, ampak samo, kako je korelirana s spremembo srčne frekvence. Sklepamo, da bodo v HR-odvisnih epizodah spremembe bolj linearno odvisne kot v ishemičnih epizodah, saj iz klinične prakse vemo, da pri HR-odvisnih epizodah ponavadi nastopi sprememba srčne frekvence in deviacije segmenta ST simultano, medtem ko pri ishemičnih epizodah ponavadi sprememba srčne frekvence deviacijo segmenta ST prehiteva ali za njo zaostaja. Pearsonov korelacijski koeficient računamo kot:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (HR_i - \bar{HR})(ST_i - \bar{ST})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{HR})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (ST_i - \bar{ST})^2}} \quad (3.3)$$

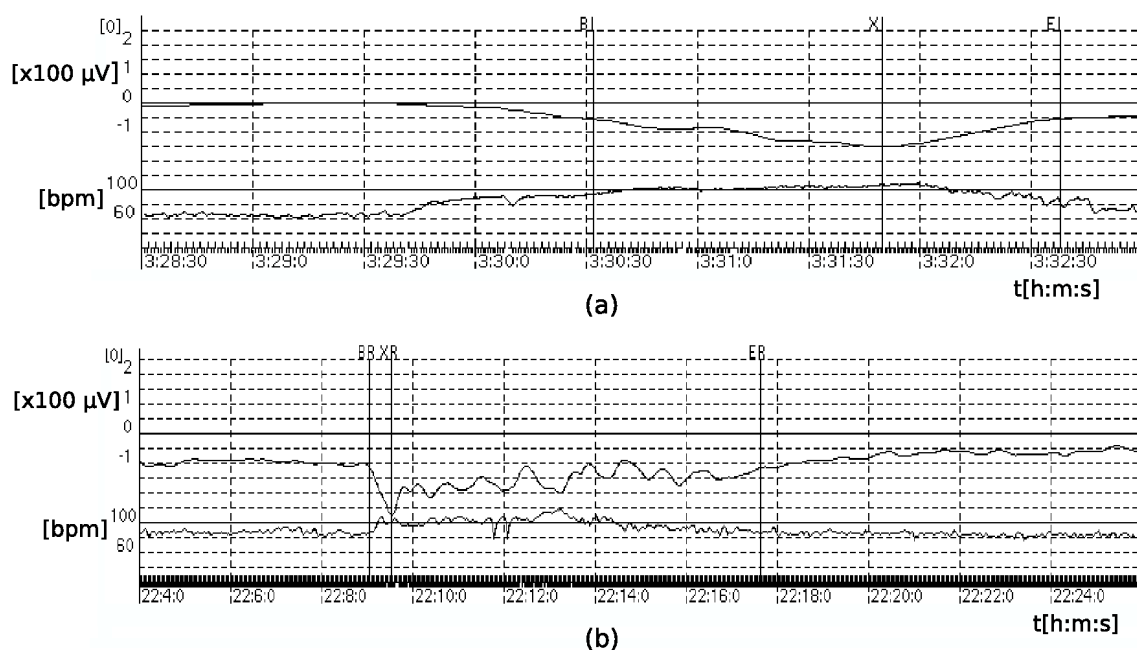
kjer HR_i predstavlja srčno frekvenco enega utripa, določeno na povprečnih srčnih utripih (določenih v 16 s oknih iz normalnih nepošumljenih utripov), in ST predstavlja nivo segmenta ST istega utripa merjenega v točki $J+80ms(60ms)$. Indeks i gre skozi vse utripe (povprečne) od začetka do konca epizode.

3.3 Rezultati

Kot rezultat za vsak atribut podamo njegovo mediano in standardno deviacijo. Mediano uporabljamo raje od povprečja, ker so podatki polni osamelcev, kar lahko zelo premakne povprečje v eno ali drugo stran in nam da lažen občutek o njegovi legi. To je težava predvsem v HR-odvisnih epizodah, ker je teh malo v primerjavi z ishemičnimi epizodami.

3.4 Mere zmogljivosti

Kvaliteto ročno izbranih atributov lahko objektivno ocenimo s tremi različnimi metodami. Izbrali smo tri: AUC, ReliefF in informacijski prispevek. Za oceno posameznega



Slika 3.4: a) Značilna prehodna ishemična epizoda deviacije segmenta ST (posnetek: s30671, odvod 0). Časovna vrsta deviacije segmenta ST, $ST(0,k)$, (zgoraj), in srčne frekvence, $HR(k)$, (spodaj). b) Značilna prehodna neishemična HR-odvisna epizoda deviacije segmenta ST (posnetek: s20011, odvod 0). BI, XI, EI = začetek, ekstrem, konec ishemične epizode; BR, XR, ER = začetek, ekstrem in konec HR-odvisne epizode. Sliki sta nastali z uporabo programa SEMIA [65], ki so ga označevalci uporabili pri označevanju podatkovne zbirke LTST.

atributa uporabimo AUC, torej ploščino pod krivuljo ROC [66]. V tem primeru je ta mera uporabljena kot mera zmogljivosti klasifikacije s posameznim atributom. V tem primeru ni potrebno prečno preverjanje ali podobna metoda vzorčenja. Implicitni model je v tem primeru tak, da je verjetnost, da je neka epizoda ishemična proporcionalna vrednosti atributov; model je sestavljen ročno na podlagi predznanja, zato za testiranje lahko uporabimo vse epizode. Relief [67, 68] je eden izmed boljših algoritmov za ocenjevanje atributov. Medtem ko večina mer za ocenjevanje atributov predpostavlja pogojno neodvisnost atributov pri danem razredu, Relief učinkovito rešuje problem odvisnosti atributov. Osnovna ideja algoritma je, da za vsak učni primer poišče najbližji primer iz istega razreda in najbližji primer iz nasprotnega razreda ter tako oceni lokalno obnašanje posameznega atributa. ReliefF [69] je razširitev prvotnega algoritma Relief tako, da je uporaben za večrazredne probleme in deluje tudi, ko imamo manjkajoče vrednosti.

Informacijski prispevek (Information Gain) je klasična mera pomembnosti atributov [70]. Definiran je kot prispevana informacija atributa za določitev vrednosti atributa.

Klasifikatorje ocenimo tako, da za vsakega posebej za vsako kombinacijo skupin atributov izračunamo klasifikacijsko točnost (Acc), senzitivnost (Se) in specifičnost (Sp) klasifikacije ter ploščino pod krivuljo ROC.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} , \quad Sp = \frac{TN}{TN + FP} , \quad Acc = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (3.4)$$

kjer je TP število pravih ishemičnih epizod, pravilno klasificiranih kot ishemičnih, FN je število ishemičnih epizod, klasificiranih kot HR-odvisnih, TN je število HR-odvisnih epizod, pravilno klasificiranih kot HR-odvisnih, in FP je število HR-odvisnih epizod, nepravilno klasificiranih kot ishemičnih.

3.4.1 Klasifikacija

Klasificiramo z različnimi metodami. Uporabimo metodo k-najbližjih sosedov, kjer razdaljo do sosedov merimo z evklidsko razdaljo, z Bayesovim klasifikatorjem in z logistično regresijo.

Klasificiramo z vsako skupino atributov posebej, kasneje pa s kombinacijo različnih skupin atributov. Vsaka skupina vsebuje attribute istega tipa (tabela 3.1). Uporabljamo metodo 5-kratnega prečnega preverjanja. V tabeli 3.2 so podane vrednosti senzitivnosti, specifičnosti, točnosti in AUC pri klasifikaciji z različnimi skupinami

Skupina	atribut	vrsta epizod				kvaliteta atributa		
		ishemične		HR-odvisne		AUC[%]	ReliefF	Inf. prisp.
		mediana	std	mediana	std			
HR	HR_{31} [bpm]	7,88	11,54	20,27	13,70	74,18	0,057	0,076
	HR_{21} [bpm]	2,71	5,95	6,32	7,39	70,69	-0,006	0,048
	HR_{max} [bpm]	88,18	23,90	114,04	21,61	74,78	0,009	0,087
MD	MD_{31} [std]	151,91	202,50	121,5	59,395	59,90	0,003	0,016
ST	ST_{31} [μ V]	149,05	115,39	130,59	102,023	58,54	0,004	0,012
	SL_{31} [μ V]	37,64	52,38	55,22	38,922	59,35	0,011	0,013
	SL_{21} [μ V]	13,05	17,97	27,68	25,069	70,10	0,026	0,05
	RMS_{31} [μ V]	193,29	152,3	171,78	82,387	57,98	-0,004	0,009
	r	0,41	0,47	0,65	0,38	65,28	0,002	0,03

Tabela 3.1: Seznam izbranih atributov, razvrščenih glede na razred, njihove mediane in standardne deviacije za ishemične in HR-odvisne epizode (po protokolu B), vrednosti AUC, ReliefF in informacijskega prispevka. Najboljši trije atributi po posameznih kriterijih so obkroženi.

atributov.

Tabela 3.3 prikazuje rezultate klasifikacije na posameznih posnetkih. Uporabili smo klasifikacijo s k-najbližjimi sosedi in vse attribute. Kot učno množico smo uporabili vse posnetke, razen posnetka na katerem smo testirali (z metodo izpusti enega).

3.5 Razprava

Rezultati iz tabele 3.1 kažejo, da pride pri HR-odvisnih epizodah do večje spremembe srčne frekvence na začetku (HR_{21}) in ob ekstremu (HR_{31}). Srčna frekvenca ob ekstremu epizode je bistveno višja pri HR-odvisnih epizodah (HR_{max}). Med ishemičnimi epizodami pride do večje spremembe nivoja segmenta ST ob ekstremu (ST_{31}) in večje spremembe celotne oblike (RMS_{31}), medtem ko sta spremembi naklona ob začetku (SL_{21}) in ob ekstremu (SL_{31}) epizode bolj izraziti v HR-odvisnih epizodah. Pri HR-odvisnih epizodah lahko opazimo izrazito spremembo naklona ob začetku epizode. Kompleks QRS (MD_{31}) se spremeni bolj ob ekstremu ishemičnih epizod kot ob ekstremu HR-odvisnih epizod, kar se ujema s spoznanji iz klinične prakse. Korelacijski koeficient r nam pove, da sta spremembi srčne frekvence in nivoja segmenta ST bolj korelirani v HR-odvisnih epizodah kot v ishemičnih epizodah; to se ujema s spoznanji

Skupina atributov	klasifikator	Mere zmogljivosti			
		Se [%]	Sp [%]	Acc [%]	AUC [%]
HR	NB	79,09	66,55	76,94	78,98
	LG	73,94	69,56	73,19	77,03
	Knn	64,53	78,05	77,95	66,84
ST	NB	73,94	63,81	72,20	74,11
	LG	64,10	75,14	65,99	74,66
	Knn	70,09	64,78	69,18	71,47
HR, ST	NB	82,05	72,55	80,42	83,32
	LG	82,05	72,83	80,47	83,77
	Knn	79,06	78,50	69,18	86,05
HR, ST, MD	NB	82,48	72,55	80,78	83,32
	LG	83,32	71,77	81,34	83,74
	Knn	84,62	76,90	83,30	87,33
HR, ST, r	NB	79,92	73,72	78,85	82,86
	LG	83,33	70,97	81,21	83,64
	Knn	85,90	71,77	83,48	85,88
HR, ST, MD,r	NB	82,48	73,36	80,91	83,30
	LG	79,49	73,98	78,54	83,63
	Knn	82,48	77,26	81,58	86,78

Tabela 3.2: Rezultati pri klasifikaciji s tremi različnimi klasifikatorji: naivni Bayesov klasifikator (NB), linearna regresija (LG), k najbližjih sosedov (KNN). Kot mere zmogljivosti podamo senzitivnost (Se), specifičnost (Sp) in ploščino pod krivuljo ROC (AUC)

posn.	ish. ep.	hr.ep.	Se[%]	Sp[%]	Acc[%]	posn.	ish. ep.	hr.ep.	Se[%]	Sp[%]	Ac[%]
s20011	0	4	ni	75.00	75.00	s20401	15	0	53.33	ni	53.33
s20021	32	0	100.00	ni	100.00	s20411	16	0	93.75	ni	93.75
s20031	10	6	40.00	50.00	43.75	s20421	17	0	100.00	ni	100.00
s20041	38	0	94.74	ni	94.74	s20431	14	6	71.43	66.67	70.00
s20061	0	9	ni	88.89	88.89	s20441	13	0	100.00	ni	100.00
s20071	0	6	ni	50.00	50.00	s20451	7	0	85.71	ni	85.71
s20081	10	2	30.00	100.00	41.67	s20461	6	0	100.00	ni	100.00
s20091	0	10	ni	40.00	40.00	s20471	1	0	100.00	ni	100.00
s20101	2	0	100.00	ni	100.00	s20481	1	0	100.00	ni	100.00
s20111	4	6	0,00	0,00	0000	s20491	4	0	100.00	ni	100.00
s20121	2	0	100.00	ni	100.00	s20511	6	0	100.00	ni	100.00
s20131	19	1	89.47	100.00	90.00	s20521	0	4	ni	50.00	50.00
s20141	0	51	ni	92.16	92.16	s20541	0	13	ni	92.31	92.31
s20151	44	0	100.00	ni	100.00	s20551	4	0	100.00	ni	100.00
s20161	44	0	95.45	ni	95.45	s20561	5	0	20.00	ni	20.00
s20171	20	0	90.00	ni	90.00	s20571	6	0	100.00	ni	100.00
s20181	12	0	91.67	ni	91.67	s20581	3	0	100.00	ni	100.00
s20191	6	0	100.00	ni	100.00	s20591	47	0	91.49	ni	91.49
s20201	0	1	ni	100.00	100.00	s20601	1	0	0,00	ni	0,00
s20111	0	11	ni	100.00	100.00	s20611	9	0	0,00	0,00	0,00
s20221	0	3	ni	0,00	0,00	s20621	0	25	ni	48.00	48.00
s20231	0	4	ni	75.00	75.00	s20631	0	2	ni	100.00	100.00
s20241	0	13	ni	92.31	92.31	s20641	0	7	ni	85.71	85.71
s20251	3	0	66.67	ni	66.67	s20651	0	9	ni	0,00	0,00
s20261	21	0	100.00	ni	100.00	s30661	31	0	16.13	ni	16.13
s20271	108	0	98.15	ni	98.15	s30671	14	0	64.29	ni	64.29
s20272	49	0	91.84	ni	91.84	s30681	35	0	34.29	ni	34.29
s20273	69	0	89.86	ni	89.86	s30691	18	0	22.22	ni	22.22
s20274	102	0	70.59	ni	70.59	s30701	6	0	83.33	ni	83.33
s20181	5	0	100.00	ni	100.00	s30711	30	0	96.67	ni	96.67
s20291	57	0	98.25	ni	98.25	s30721	0	1	ni	100.00	50.00
s20301	27	0	100.00	ni	100.00	s30731	8	0	100.00	ni	100.00
s20311	18	30	100.00	26.67	54.17	s30732	2	0	100.00	ni	100.00
s20321	3	0	66.67	ni	66.67	s30741	17	0	47.06	ni	47.06
s20331	4	0	100.00	ni	100.00	s30742	26	0	46.15	ni	46.15
s20341	4	0	100.00	ni	100.00	s30751	7	0	28.57	ni	28.57
s20351	8	0	75.00	ni	75.00	s30761	9	0	33.33	ni	33.33
s20361	4	0	50.00	ni	50.00	s30771	8	3	50.00	33.33	45.45
s20371	3	4	66.67	25.00	42.86	s30781	2	2	100.00	0,00	50.00
s20381	2	1	100.00	100.00	100.00	s30791	3	0	66.67	ni	66.67
s20391	5	0	80.00	ni	80.00	povprečno			80.35	63.25	77.19

Tabela 3.3: Rezultati klasifikacije z vsemi atributi po posameznih posnetkih. V tabeli so navedene: oznaka posnetka (posn.), število ishemičnih epizod v posnetku (ish.ep), število HR-odvisnih epizod (hr.ep), občutljivost klasifikacije (Se), specifičnost (Sp) in točnost (Acc).

iz klinične prakse.

Ocene atributov kažejo, da je atribut HR_{31} dober atribut po vseh kriterijih (AUC, ReliefF in informacijskem prispevku), podobno tudi HR_{max} , medtem ko HR_{21} ni tako dobro ocenjen atribut (ReliefF). Atributi, ki opisujejo srčno frekvenco, so tudi v klinični praksi zelo pomembni za ločevanje med tipoma epizod.

Izmed ST-atributov je najboljši atribut SL_{21} (po vseh treh kriterijih, predvsem po ReliefFu), nekoliko slabši (po ReliefFu) je SL_{31} , ST_{31} pa je še slabši. Atribut RMS_{31} je najslabši atribut od obravnavanih (po vseh merah) in je precej podoben atributu SL_{31} (po velikosti), očitno k spremembi celotne oblike največ prinese sprememba nivoja. Atribut MD_{31} po nobenem kriteriju ni posebno dober atribut, vendar v procesu klasifikacije ugotovimo, da nam doprinese novo informacijo. Je edini atribut, ki opisuje spremembe kompleksa QRS. Tudi atribut r ni dober.

Z združevanjem več skupin atributov dobimo boljši rezultat klasifikacije. Predvsem združevanje HR-atributov in ST-atributov doprinese k uspešnosti klasifikacije (tabela 3.2). Opisane skupine atributov združujejo vse značilnosti (spremembe HR, spremembe ST in spremembe QRS), ki jih strokovnjaki opazujejo med klasifikacijo epizod.

3.5.1 Sorodni postopki

Leta 2003 je bil cilj izziva na konferenci Computers in Cardiology [71] razviti sistem, ki bi razlikoval med ishemičnimi epizodami in drugimi neishemičnimi spremembami. Takrat so tekmovalci uporabili podmnožico posnetkov podatkovne zbirke LTST DB. V skupino ishemičnih sprememb segmenta ST so se uvrščali ekstremi ishemičnih epizod, medtem ko so se v skupino neishemičnih sprememb uvrščali ekstremi HR-odvisnih epizod, neishemičnih premikov referenčnega nivoja segmenta ST zaradi premikov osi in sprememb v prevajanju. Natančneje so vse te spremembe opisane v [43]. Najboljše rezultate so dosegli Langley in sodelavci [72], ki so razlikovali ishemične in neishemične spremembe z senzitivnostjo 98,3% in pozitivno napovedljivostjo¹ 82,2%. Postopek je temeljil na opazovanju nivoja segmenta ST glede na referenčni nivo ter predpostavlja, da so spremembe nivoja segmenta ST večje pri ishemičnih epizodah kot pri drugih spremembah segmenta ST in da so ishemične epizode daljše.

Nekaj člankov je bilo objavljenih tudi na temo razlikovanja ishemičnih epizod in

¹+P=Tp/(Tp+Fp)

HR-odvisnih epizod [63, 62, 73, 61]. Leta 2007 so objavili članek [61], v katerem so razlikovali ishemične in HR-odvisne epizode. Avtorji so uporabili le nekatere epizode nekaterih posnetkov podatkovne zbirke LTST in dobili točnost 86,2 %. Naš postopek smo testirali na istih posnetkih in na vseh epizodah teh posnetkov, označenih po protokolu B (avtor ni navedel, katere epizode je uporabil), in dobili točnost 85,00 % (senzitivnost 94,71% in specifičnost 69,64%) z uporabo k-najbližjih sosedov in vseh atributov. V našem primeru smo klasificirali 208 ishemičnih epizod in 112 HR-odvisnih epizod, v [61] pa 61 ishemičnih in 26 HR-odvisnih epizod.

V [62] so avtorji dosegli senzitivnost 82,1 % in specifičnost 88,4 % ter uporabili nekatere podobne attribute, kot smo jih uporabili mi (npr. $|ST_{31}|$, $|HR_{max}|$, $|HR_{31}|$), vendar je bil postopek testiran na podmnožici, ki je vsebovala približno polovico vseh ishemičnih in HR-odvisnih epizod (623 ishemičnih in 112 HR-odvisnih epizod) podatkovne zbirke LTST. Avtorji so kot atribut uporabili lastnosti vala T in so zato odstranili vse posnetke, kjer njihov postopek za določanje karakterističnih točk vala T ni deloval dovolj zanesljivo. V [63] so avtorji testirali postopek tudi na celotni podatkovni zbirki LTST s točnostjo 77,2 % v primerjavi z našim postopkom, ki je dal točnost 82,04 % (petkratno prečno preverjanje, k-najbližjih sosedov, vsi atributi). V istem delu so testirali tudi ločevanje ishemičnih in HR-odvisnih epizod na podmnožici epizod. Spet so odstranili epizode, kjer niso mogli dobro določiti položajev valov T in dobili senzitivnost 84,5 % in specifičnost 86,6 %.

3.5.2 Analiza rezultatov na posameznih posnetkih

Ko opazujemo rezultate klasifikacije po posameznih posnetkih, ugotovimo, da klasifikator večinoma dobro klasificira ishemične epizode, predvsem v posnetkih, kjer je teh epizod več in je prisotna zamašitev koronarnih arterij (CAD) (npr. posnetki s20271, s20272, s20273, s20274, s20421, s20441) in je v podatkovni zbirki navedeno, da gre za hujšo srčno bolezen (npr. CAD in Prinzmetalova angina v posnetkih s20151, s20161, s20171, s20291, s20301). Ti posnetki imajo same ishemične epizode, nobenih HR-odvisnih. Težave nastanejo, ko so ishemične epizode in HR-odvisne epizode v istih posnetkih, v nekaterih od teh posnetkov so ishemične epizode slabo klasificirane (s20081, s20031). Naš postopek slabše deluje tudi v nekaterih primerih, kjer so same ishemične epizode po protokolu B (s30661, s30681, s30751, s30761). V teh posnetkih so imeli tudi strokovnjaki težave določiti, ali gre res za pravo ishemično

epizodo ali za neškodljivo HR-odvisno. HR-odvisne epizode so dobro klasificirane v posnetkih, kjer so same HR-odvisne epizode (npr. s20011, s20081, s20141, s20221, s20241). Tam kjer sta prisotna oba tipa epizod, pa je detekcija HR-odvisnih epizod nižja (s30771, s20311). Zanimiv je posnetek s20111, kjer so vse epizode klasificirane narobe, 4 ishemične kot HR-odvisne in 6 HR-odvisnih kot ishemične. Za natančnejšo analizo rezultatov posameznih posnetkov bi potrebovali več strokovnega znanja, da bi znali oceniti, za katere subjekte v klinični praksi je primeren in za katere ni.

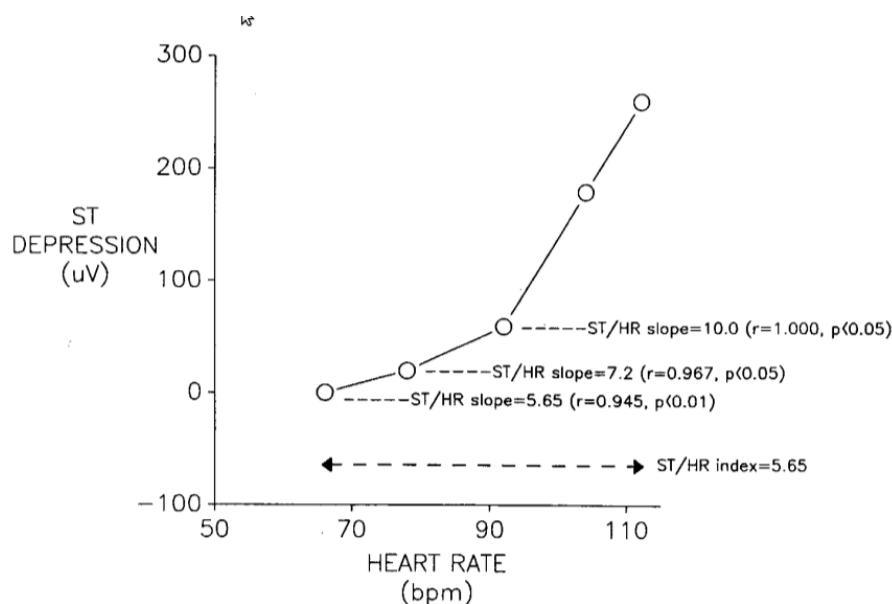
4 Uporaba diagramov ST(HR) v dolгих posnetkih EKG

Najpogostejši vzrok za srčno ishemijo je bolezen koronarnih arterij (CAD), ki se kaže kot zmanjšanje premera žil. Pri povečani fizični aktivnosti, ko srce potrebuje več kisika, da lahko normalno deluje, vendar ga zaradi zmanjšanega premera žil ne more dobiti, pride do srčne ishemije. Zato zdravniki ponavadi diagnosticirajo CAD s pomočjo obremenilnega elektrokardiografskega posnetka (EEKG) (razdelek 2.4.4). Druga raziskava, ki nam lahko pomaga diagnosticirati srčno ishemijo, je snemanje dolгих posnetkov EKG (AEKG). To raziskavo opravijo specialisti kardiologi takrat, ko pacient ni sposoben opraviti obremenilnega testa ali ko jih zanima, če je prisotna ishemija, ki ni odvisna od povečane potrebe po kisiku. Poznamo namreč dve vrsti srčne ishemije:

1. Ishemija, ki nastane zaradi povečane potrebe po kisiku (demand ischemia) zaradi fizične aktivnosti in zožitve koronarnih arterij.
2. Ishemija, ki nastane zaradi akutno zmanjšane preskrbe srca s kisikom zaradi psihičnega stresa ali koronarnega vazospazma (nepravilnega krčenja srčnih arterij) [58].

V posnetkih EEKG lahko izmerimo deviacijo segmenta ST, čeprav koronarne arterije niso zamašene [74]. V primerih visokih srčnih frekvenc se lahko zgodi, da zaradi napačne točke merjenja pride do navidezne deviacije segmenta ST. V obremenilnih testih so točnost detekcije CAD izboljšali tako, da so opazovali spreminjanje nivoja segmenta ST glede na spremembo srčne frekvence. Vpeljava naklona diagrama ST/HR, kjer rišemo srčno frekvenco na os x in deviacijo segmenta ST na os y, sega že v začetek osemdesetih let prejšnjega stoletja [75]. Tam so avtorji prvič vpeljali maksimalni naklon diagrama ST/HR namesto preproste meritve deviacije segmenta ST,

s ciljem izboljšati detekcijo ishemije. Malo kasneje so vpeljali še indeks ST/HR, ki je predstavljal naklon celotnega diagrama. Delili so maksimalno doseženo deviacijo segmenta ST s spremembo srčne frekvenca od začetka do konca trajanja obremenilnega testa [76]. Kasneje so poleg diagrama med obremenitvijo gledali, kako se spreminja diagram po obremenitvi, ko se srčna frekvenca in deviacija segmenta ST vračata v normalno območje [77]. Tam so opazovali, v katero smer se obrne diagram po prenehanju fizične aktivnosti; v smeri urinega kazalca ali v nasprotni smeri urinega kazalca. Nadgradnja tega je bilo računanje ploščine histereze, ki nastane, ko gledamo diagram med naraščanjem in padanjem srčne frekvenca [52]. Na to temo so bili objavljeni številni članki [78, 79, 80, 81, 82, 83, 80, 84].



Slika 4.1: Primer izračuna ST/HR naklona (ST/HR slope) in ST/HR indeksa (ST/HR index). Na abscisi je narisana srčna frekvenca (heart rate) in na ordinati depresija segmenta ST (ST segment depression). Slika je vzeta iz članka Okina in Kliegfielda [78].

Diagrami ST/HR-odvisnosti temeljijo na opazovanjih, da se nivo segmenta ST pri pacientih z zamašenimi koronarnimi arterijami med obremenilnim testom spreminja linearno s spremembo srčne frekvenca [85]. To spoznanje temelji na človeški fiziologiji. Pri večjih obremenitvah je srčna frekvenca neposredno povezana s potrebo miokarda po kisiku, medtem ko depresija segmenta ST predstavlja ishemijo miokarda. Zato

bi morala normalizacija deviacije segmenta ST s srčno frekvenco med obremenitvijo natančneje pokazati anatomski in funkcionalni obseg zamašitve koronarnih arterij kot samo deviacija (depresija) segmenta ST [82].

V AEKG nam detekcijo ishemičnih epizod kviri detekcija HR-odvisnih epizod. V teh posnetkih srečamo tri različne vrste epizod segmenta ST, dve vrsti ishemičnih epizod (patoloških epizod) in HR-odvisne epizode, ki so nepatološke. Tako kot v prejšnjem poglavju bi tudi tukaj želeli ločevati med patološkimi, ishemičnimi epizodami in HR-odvisnimi epizodami. Iz klinične prakse vemo, da je v ishemičnih epizodah, ki so posledica povečane potrebe po kisiku, sprememba srčne frekvence predhodnik deviacije segmenta ST. Obratno v ishemičnih epizodah, ki so posledica zmanjšane preskrbe miokarda s kisikom, sprememba srčne frekvence sledi deviaciji segmenta ST. V HR-odvisnih epizodah ponavadi nastopi deviacija segmenta ST simultano s spremembo srčne frekvence. V teh epizodah je deviacija segmenta ST tudi manjša kot v ishemičnih epizodah [50]. Ta poznana dejstva nam lahko pomagajo pri razpoznavanju pravih ishemičnih epizod v AEKG podobno kot v EEKG.

Težave vpeljave ST/HR diagramov za dolge EKG:

- nekontrolirano okolje,
- nepoznavanje začetka, ekstrema in konca obremenitve,
- zelo različni časi obremenitve.

Cilj našega dela je nadgraditi znanje, pridobljeno v velikem številu študij odvisnosti deviacije segmenta ST in srčne frekvence, za razločevanje ishemičnih epizod segmenta ST in HR-odvisnih epizod. V ta namen je potrebno attribute, razvite za EEKG (naklon ST/HR, indeks ST/HR, kot ob ekstremu), prilagoditi tipičnim vzorcem in težavam, ki nastanejo v AEKG.

4.1 Diagrami ST/HR v dolгих EKG

Metod, razvitih za EEKG, ne moremo neposredno implementirati na AEKG, ker se pridobljeni podatki v obeh primerih zelo razlikujejo. Pri obremenilnem testu začnemo meriti deviacijo segmenta ST, ko je človek v mirovanju in je njegov srčni utrip nizek (ang. rest heart rate). Srčna frekvenca se večja postopoma, ker se fizična obremenitev večja postopoma. Ko srčna frekvenca pride do točno določene vrednosti, odčitamo deviacijo segmenta ST. AEKG pa snema signal EKG, medtem ko pacient opravlja

vsakdanja opravila. Podatki o obremenitvi pacienta niso podani, ishemične epizode segmenta ST se razlikujejo po trajanju, tipu (zaradi povečane potrebe ali zmanjšane preskrbe) in jakosti.

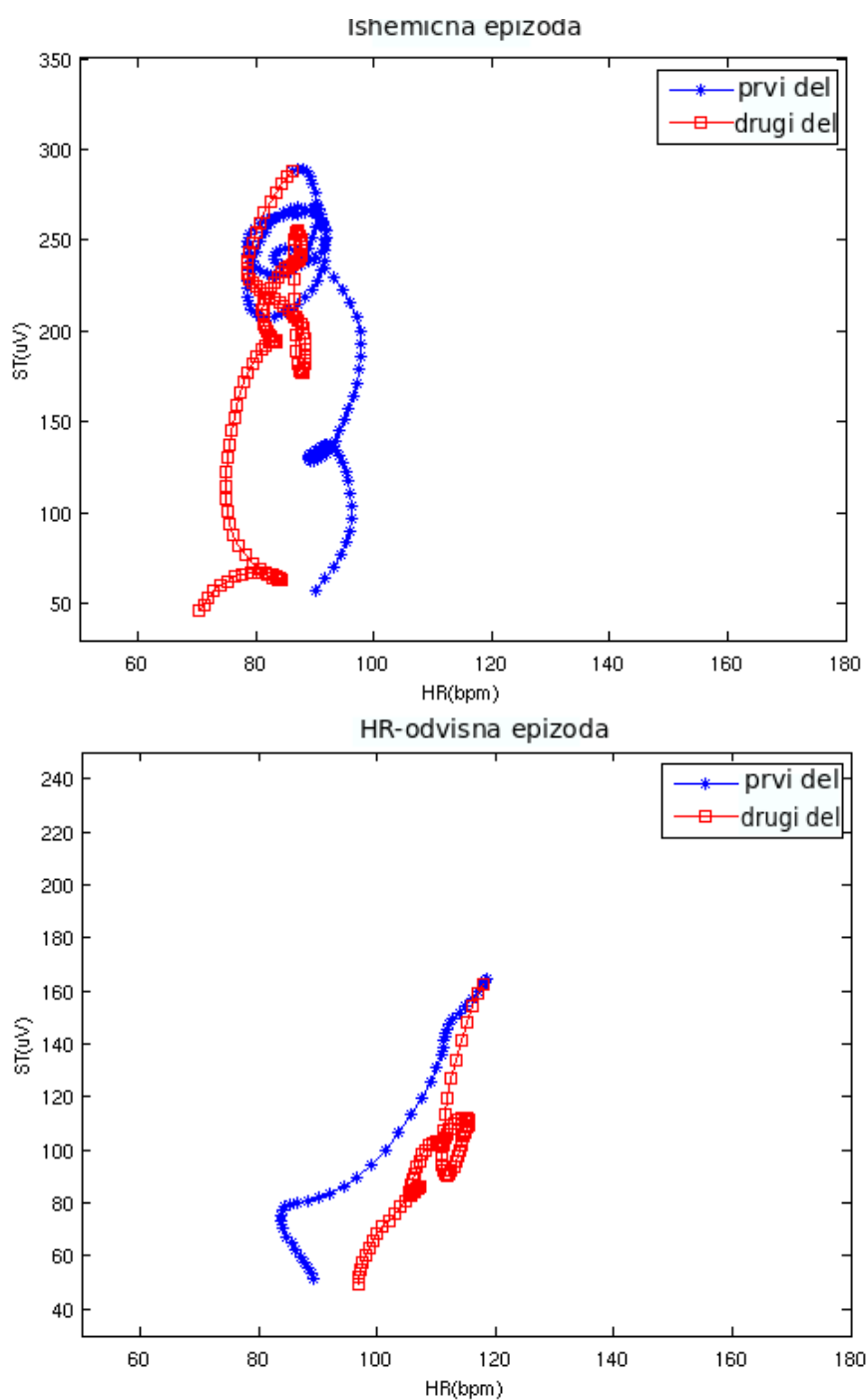
Vpeljemo ST(HR), kjer rišemo deviacijo segmenta ST v odvisnosti od srčne frekvenca (na osi x srčna frekvenca, na osi y deviacija segmenta ST). V objavljenih delih na EEKG imenujejo te diagrame diagrami ST/HR, mi pa jih zaradi nazornosti imenujemo ST(HR), ker gre za graf v dvodimenzionalnem prostoru ($y(x)$). V obremenilnih testih je deviacija segmenta ST vedno depresija, v AEKG pa se lahko deviacija segmenta ST pojavi kot depresija ali kot elevacija, zato vedno gledamo deviacijo kot absolutno vrednost. Za eksperimentalno ovrednotenje diagramov ST(HR) smo uporabili podatkovno zbirko LTST [43]. V njej so označene ishemične epizode segmenta ST in HR-odvisne epizode (opisano v razdelku 1.2.3). Uporabimo označbe epizod po protokolu B (opisano v razdelku 1.2.3), ki določa velikost deviacije segmenta ST ob začetku, ekstremu in koncu posameznih epizod ter najkrajšo dolžino epizode.

4.1.1 Diagrami ST(HR)

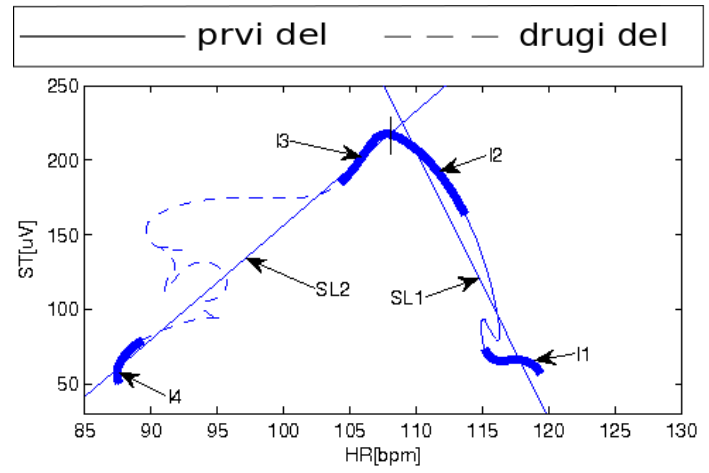
Diagrame rišemo od začetka do konca epizode, kot jih označi človeški označevalec ali avtomatski program za detekcijo ishemičnih epizod. Del od začetka do ekstrema epizode (maksimalne deviacije segmenta ST) obravnavamo kot obremenilni del EEKG, del od ekstrema do konca epizode pa kot del EEKG po obremenitvi. Del od začetka do ekstrema v našem primeru imenujemo prvi del (v EEKG ang. exercise), del od ekstrema do konca pa drugi del (v EEKG ang. recovery). Uporabimo časovne vrste deviacije segmenta ST in srčne frekvenca, ki so na voljo v podatkovni zbirki LTST. Časovne vrste dodatno zgladimo z drsečim povprečenjem v 20 s oknih. Vsako epizodo obravnavamo posebej, vsaka točka v diagramu predstavlja en par ST(HR) (slika 4.2).

Naši diagrami izgledajo podobno kot diagrami ST/HR v EEKG, zato tudi za naše diagrame računamo podobne attribute:

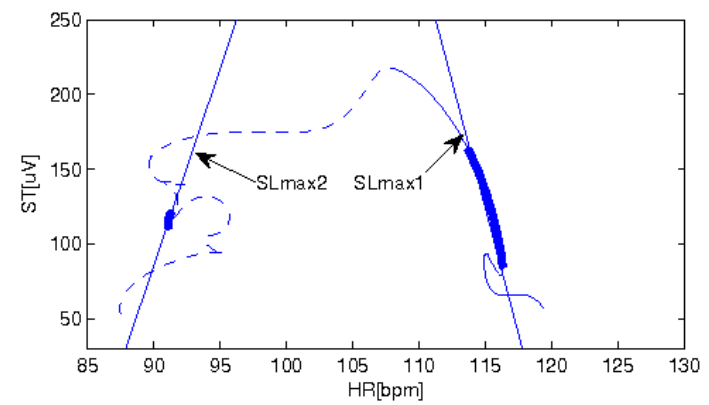
1. Celoten naklon diagrama ST(HR) definiramo kot absolutno vrednost koeficienta regresijske premice prilagojene točkam, ki ležijo v prvih 20 s začetka epizode, in točkam, ki ležijo v zadnjih 20 s pred ekstremom epizode. To so točke, ki ležijo v intervalih I_1 in I_2 na sliki 4.4. Isto naredimo za drugi del epizode, potegnemo regresijsko premico skozi točke, ki ležijo na intervalih I_3 in I_4 . Naklona imenujemo SL_1 in SL_2 . Ta dva naklona spominjata na indeks ST/HR v EEKG.



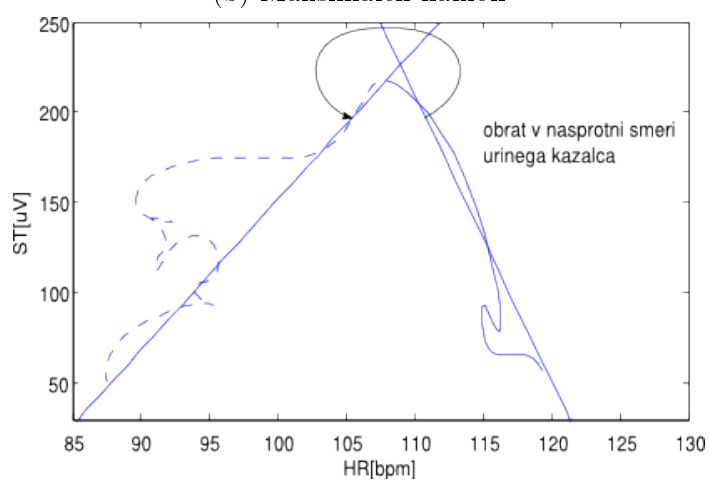
Slika 4.2: Dva primera ST(HR) diagramov. Zgornja slika predstavlja tipično ishemično epizodo (posnetek s20261 LTST), pacient S CAD. Zgornja slika prikazuje tipično epizodo zaradi spremembe srčne frekvence (posnetek s20141).



(a) Celoten naklon

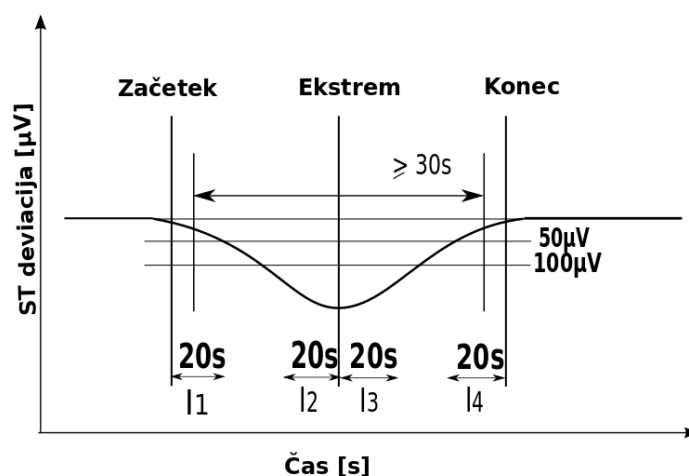


(b) Maksimalen naklon



(c) Obrat

Slika 4.3: Slika prikazujejo izračunane attribute. Odebeljeni predeli prikazujejo 20 s intervale, ki jih uporabljamo za izračun. V tem primeru gre krivulja od desne proti levi.



Slika 4.4: Slika prikazuje epizodo segmenta ST označeno po protokolu B in uporabljene intervale pri izračunu atributov.

2. Maksimalen naklon diagrama ST(HR) definiramo tako, da prilagajamo premico točkam, ki ležijo v prekrivajočih se 20 s intervalih na trajektoriji ST(HR). Maksimalen zabeležen naklon v prvem delu imenujemo $SLmax1$, maksimalen zabeležen naklon v drugem delu pa $SLmax2$. Ta atributa ustrezata naklonu ST/HR v EEKG.
3. Podobno kot v EEKG opazujemo, v katero smer se obrne diagram po ekstremu. To izračunamo tako, da prilagodimo premici točkam v $I2$ in $I3$ (slika 4.4). Tudi v EEKG so opazovali obrat kota pri vrhu diagrama ST/HR.
4. Kot smo pokazali v prejšnjem poglavju (poglavje 3), sklepamo, da so v HR-odvisnih epizodah spremembe srčne frekvence prisotne pri višjih srčnih frekvencah kot v ishemičnih epizodah. Iz diagrama odčitamo srčno frekvenco prve točke diagrama HRz , srčno frekvenco točke v ekstremu epizode HRm in srčno frekvenco točke na koncu epizode HRk .

Vse premice prilagajamo z uporabo robustne linearne regresije, ki je manj občutljiva na osamelce kot običajna linearna regresija. Robustna linearna regresija iterativno uteženo metodo najmanjših kvadratov [86].

Na podlagi izkušenj iz analize posnetkov EEKG [78] lahko postavimo naslednje hipoteze:

- H1:** Oba celotna naklona (SL1 in SL2) sta večja v ishemičnih epizodah kot v HR-odvisnih epizodah, saj je ST/HR v EEKG večji pri pacientih s CAD kot pri zdravih pacientih.
- H2:** Oba maksimalna naklona (SLmax1 in SLmax2) sta večja v ishemičnih epizodah kot v HR-odvisnih epizodah. V EEKG je pri pacientih s CAD naklon ST/HR večji kot pri zdravih ljudeh.
- H3:** V ishemičnih epizodah se po ekstremu diagram ST(HR) obrne v obratni smeri urinega kazalca, v HR-odvisnih epizodah pa v smeri urinega kazalca. V EEKG se pri pacientih s CAD diagram ST/HR obrne v nasprotni smeri urinega kazalca, pri zdravih ljudeh pa v smeri urinega kazalca.
- H4:** HR-odvisne epizode se začnejo, dosežejo maksimum in se zaključijo pri višjih srčnih frekvencah kot ishemične epizode.

4.2 Rezultati

Tabela 4.1 prikazuje mediane in standardne deviacije različnih naklonov za ishemične epizode in HR-odvisne epizode. Slika 4.5 prikazuje krivulje ROC za različne naklone.

Rezultati naklonov potrjujejo naši hipotezi (H1, H2), saj so vsi nakloni, povprečna celotna naklona in povprečna maksimalna naklona, večji pri ishemičnih epizodah kot pri epizodah zaradi spremembe srčne frekvence. Med obema tipoma epizod najboljše ločuje SL1. Maksimalna naklona izkazujeta slabšo zmogljivost razlikovanja med tipoma epizod kot celotna naklona. Maksimalna naklona izkazujeta tudi višji standardni deviaciji. Če primerjamo zmogljivost obeh naklonov (celotnega in maksimalnega), imata zelo podobni zmogljivosti v prvem in drugem delu oziroma je njihova zmogljivost malenkost boljša v prvem delu. Vse razlike so statistično značilne (Wilcoxon-Mann-Whitney test, $p < 0,01$). Zaradi nazornosti kot mero statistične signifikantnosti uporabimo vrednost AUC. V tem primeru nam AUC predstavlja zmogljivost posameznega atributa, da loči skupine med sabo. Krivuljo ROC narišemo tako, da spreminjamo mejo med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami, AUC pa je ploščina pod to krivuljo. V tem primeru ni potrebno prečno preverjanje ali podobna metoda testiranja. Implicitni model je v tem primeru tak, da je verjetnost,

Atributi		Ishemične		HR-odvisne		AUC [%]
		mediana	std	mediana	std	
SL1	[$\mu\text{V}/\text{bpm}$]	14,34	40,16	6,10	9,12	75,29
SL2	[$\mu\text{V}/\text{bpm}$]	13,45	57,64	5,88	10,50	73,45
SLmax1	[$\mu\text{V}/\text{bpm}$]	38,70	127,32	17,28	88,17	67,80
SLmax2	[$\mu\text{V}/\text{bpm}$]	40,55	144,71	24,40	87,31	66,65
HRmax	[bpm]	87,00	23,80	113,00	21,49	74,75
HRz	[bpm]	85,00	18,57	98,00	16,54	67,64
HRk	[bpm]	78,00	67,64	91,00	18,60	68,48

Tabela 4.1: Mediane, standarden deviacije in AUC naklonov in srčnih frekvenc ob ekstremu za ishemične epizode (ishemične) in epizode zaradi spremembe srčne frekvence (HR-odvisne). Vse razlike med vrednostmi pri ishemičnih in HR-odvisnih epizodah so statistično značilne (Wilcoxon-Mann-Whitney test, $p < 0,01$).

	SE[%]	SP[%]	AC[%]	AUC[%]
SL1,SL2	91,68	27,35	80,64	77,54
SL1, SL2, HRm	84,87	54,27	79,62	80,18
Vsi atributi	79,92	63,25	76,39	79,32

Tabela 4.2: Rezultati klasifikacije z različnimi atributi.

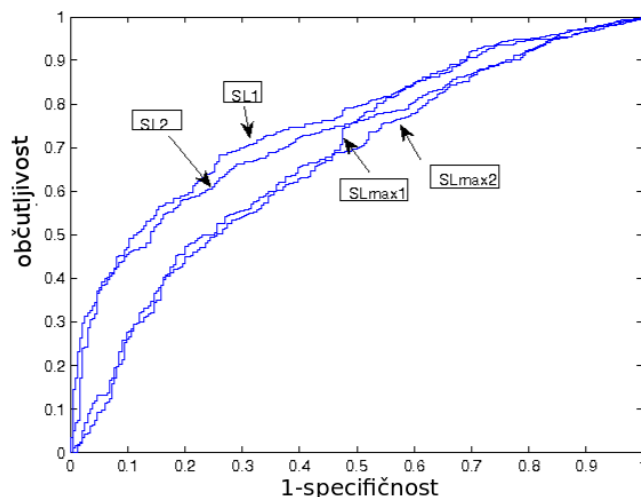
da je neka epizoda ishemična, proporcionalna vrednosti atributov; model je sestavljen ročno na podlagi predznanja, zato za testiranje lahko uporabimo vse epizode.

Mediane vrednosti srčne frekvence ob začetku, ekstremu in koncu epizode so višje pri HR-odvisnih epizodah kot pri ishemičnih epizodah. To zadosti naši hipotezi (H4) glede srčne frekvence.

Testiramo tudi napovedno vrednost kota pri ekstremu, kjer ugotovimo, da 53,98 % ishemičnih epizod izkazuje kot v nasprotni smeri urinega kazalca, medtem ko 61,54 % HR-odvisnih epizod izkazuje kot v smeri urinega kazalca (tabela 4.2). Absolutni vrednosti kota pri obeh tipih epizod sta si podobni ($0,18 \pm 0,35$ pri ishemičnih in $0,16 \pm 0,34$ pri epizodah zaradi spremembe srčne frekvence). To delno potrjuje hipotezo H3,

vendar v tem primeru razlika med ishemičnimi epizodami in HR-odvisnimi epizodami ni ravno uporabna.

Z izračunanimi atributi smo klasificirali epizode z naivnim Bayesovim klasifikatorjem. Najvišji AUC dobimo, ko klasificiramo z najboljšimi atributi, to so tisti, ki imajo individualno najvišji AUC (SL1, SL2, HRm) (tabela 4.1) in dobimo AUC 80,18 %.



Slika 4.5: Slika prikazuje krivuljo ROC za vse izračunane naklone

Tabela 4.3 prikazuje rezultate za posamezne posnetke podatkovne zbirke LTST. Uporabili smo klasifikacijo z vsemi izpeljanimi atributi in naivni Bayesov klasifikator. Za validacijo smo uporabili metodo izpusti enega, kjer smo za testiranje uporabili po en izbran posnetek, klasifikator pa smo učili na vseh ostalih posnetkih.

4.3 Razprava

Oba tipa epizod (ishemične in HR-odvisne) sta označena glede na isti protokol podatkovne zbirke LTST. Protokol določa deviacije segmenta ST in trajanja epizod (določen minimum). Kriterij je enak za vse označene epizode. Sprememba srčne frekvence pa se zelo razlikuje glede na tip epizode (glej tabelo 4.1). Rezultati v tabeli 4.1 prikazujejo, da so nakloni v HR-odvisnih epizodah drugačni kot v ishemičnih epizodah. Z vpeljavo ST(HR) diagramov omogočimo (do neke stopnje) razlikovanje med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami, čeprav ne tako uspešno, kot so to dosegli v EKG z diagrami ST/HR (indeks ST/HR $AUC = 83\%$ in histereza ST/HR

posn.	ish. ep.	hr.ep.	Se[%]	Sp[%]	Ac[%]	posn.	ish. ep.	hr.ep.	Se[%]	Sp[%]	Acc[%]
s20011	0	4	ni	50,00	50,00	s20401	15	0	66,67	ni	66,67
s20021	32	0	96,88	ni	96,88	s20411	16	0	100,00	ni	100,00
s20031	10	6	90,00	0,00	56,25	s20421	17	0	100,00	ni	100,00
s20041	38	0	92,11	ni	92,11	s20431	14	6	64,29	100,00	75,00
s20061	0	9	ni	100,00	100,00	s20441	13	0	100,00	ni	100,00
s20071	0	6	ni	66,67	66,67	s20451	7	0	85,71	ni	85,71
s20081	10	2	10,00	100,00	25,00	s20461	6	0	66,67	ni	66,67
s20091	0	10	ni	90,00	90,00	s20471	1	0	100,00	ni	100,00
s20101	2	0	100,00	ni	100,00	s20481	1	0	100,00	ni	100,00
s20111	4	6	75,00	0,00	30,00	s20491	4	0	75,00	ni	75,00
s20121	2	0	100,00	ni	100,00	s20511	6	0	100,00	ni	100,00
s20131	19	1	78,95	100,00	80,00	s20521	0	4	ni	50,00	50,00
s20141	0	51	ni	84,31	84,31	s20541	0	13	ni	100,00	100,00
s20151	44	0	100,00	ni	100,00	s20551	4	0	100,00	ni	100,00
s20161	44	0	100,00	ni	100,00	s20561	5	0	100,00	ni	100,00
s20171	20	0	75,00	ni	75,00	s20571	6	0	100,00	ni	100,00
s20181	12	0	83,33	ni	83,33	s20581	3	0	100,00	ni	100,00
s20191	6	0	100,00	ni	100,00	s20591	47	0	97,87	ni	97,87
s20201	0	1	ni	0,00	0,00	s20601	1	0	0,00	ni	0,00
s20111	0	11	ni	90,91	90,91	s20611	9	0	0,00	ni	0,00
s20221	0	3	ni	0,00	0,00	s20621	0	25	ni	48,00	48,00
s20231	0	4	ni	50,00	50,00	s20631	0	2	ni	100,00	100,00
s20241	0	13	ni	92,31	92,31	s20641	0	7	ni	71,43	71,43
s20251	3	0	66,67	ni	66,67	s20651	0	9	ni	0,00	0,00
s20261	21	0	71,43	ni	71,43	s30661	31	0	0,00	ni	0,00
s20271	108	0	95,37	ni	95,37	s30671	14	0	35,71	ni	35,71
s20272	49	0	89,80	ni	89,80	s30681	35	0	40,00	ni	40,00
s20273	69	0	86,96	ni	86,96	s30691	18	0	55,56	ni	55,56
s20274	102	0	68,63	ni	68,63	s30701	6	0	33,33	ni	33,33
s20181	5	0	100,00	ni	100,00	s30711	30	0	76,67	ni	76,67
s20291	57	0	100,00	ni	100,00	s30721	1	1	100,00	100,00	100,00
s20301	27	0	100,00	ni	100,00	s30731	8	0	87,50	ni	87,50
s20311	18	30	100,00	0,00	37,50	s30732	2	0	100,00	ni	100,00
s20321	3	0	100,00	ni	100,00	s30741	17	0	5,88	ni	5,88
s20331	4	0	100,00	ni	100,00	s30742	26	0	30,77	ni	30,77
s20341	4	0	75,00	ni	75,00	s30751	7	0	28,57	ni	28,57
s20351	8	0	37,50	ni	37,50	s30761	9	0	0,00	ni	0,00
s20361	4	0	100,00	ni	100,00	s30771	8	3	75,00	33,33	63,64
s20371	3	4	66,67	25,00	42,86	s30781	2	2	100,00	50,00	75,00
s20381	20	1	50,00	100,00	66,67	s30791	3	0	66,67	ni	66,67
s20391	5	0	100,00	ni	100,00	povprečno	1130	234	77,70	59,41	74,41

Tabela 4.3: Rezultati klasifikacije z naivnim Bayesovim klasifikatorjem po posameznih posnetkih. V tabeli so navedene: oznaka posnetka (posn.), število ishemičnih epizod v posnetku (ish.ep), število HR-odvisnih epizod (hr.ep), senzivnost klasifikacije (Se), specifičnost (Sp) in natančnost (Acc).

$AUC = 89\%$ [52]). Možni razlogi za nižje rezultate so opisani v nadaljevanju razprave.

Rezultati SL1 potrjujejo hipotezo (H1). V ishemičnih epizodah je ponavadi večja sprememba deviacije segmenta ST pospremljena z manjšim dvigom srčne frekvence, medtem ko v HR-odvisnih epizodah ekstremna sprememba srčne frekvence ustvari navidezno deviacijo segmenta ST zaradi težav v točki meritve. Podobno je tudi SL2 višji v ishemičnih epizodah kot v HR-odvisnih epizodah. Še ena zanimivost je, da sta si naklona SL1 in SL2 v ishemičnih epizodah bolj različna kot v HR-odvisnih epizodah (ishemične epizode 7,01, HR-odvisne epizode 2,78, $p < 0,0001$). Dela 1 in 2 sta si bolj podobna v HR-odvisnih epizodah (samo nasprotno obrnjena) kot v ishemičnih epizodah. Rezultati SLmax1 in SLmax2 tudi potrjujejo našo hipotezo (H2), vendar izkazujejo slabšo zmogljivost razlikovanja med tipoma epizod kot SL1 in SL2. Razlog za to je, da imajo nekatere HR-odvisne epizode majhen celoten naklon, lokalno pa lahko izkazujejo tudi zelo velike maksimalne naklone.

Med raziskavo smo opazili, da nekatere ishemične epizode izkazujejo ekstremne deviacije segmenta ST in nobene spremembe v srčni frekvenci (pacienti jemljejo betablokatorje). Te epizode so zelo razpoznavne z zelo velikimi nakloni, v tabeli 4.3 so to npr. posnetki s20101, s20121, s20411. Nekatere ishemične epizode izkazujejo zelo razpoznavne deviacije segmenta ST, ki jih spremlja zmerni porast srčne frekvence (ponavadi huda CAD), npr. posnetki s20151, s20161, s20271, s20281, s20291. Teh epizod tudi ni težko razpoznati s pomočjo celotnega naklona. Težje pa je razpoznati epizode, kjer zelo povečana fizična aktivnost privede do razmeroma majhne deviacije segmenta ST. V tem primeru imamo manjše deviacije segmenta ST in visoke srčne frekvence (npr. s30741, s30742). V teh epizodah diagram ST(HR) izgleda zelo podobno kot v HR-odvisnih epizodah, saj oba tipa epizod sproži povečana fizična obremenitev. V obeh tipih, v ishemičnih epizodah zaradi povečane potrebe po kisiku in HR-odvisnih epizodah, lahko nastopi ekstremna srčna frekvenca in ekstremna deviacija segmenta ST istočasno. V takem primeru so si trajektorije v obeh tipih epizod zelo podobne.

Dodatna težava so epizode podatkovne zbirke LTST, ki niso izrazito ishemične ali HR-odvisne. Opisi posameznih epizod, ki so jih napisali specialisti kardiologi, razkrivajo, da so imeli tudi oni težave z nekaterimi epizodami (npr. posnetek s20381, s20681, najbolj tipičen pa je posnetek s20611, kjer naš postopek klasificira vse epizode kot ishemične). Takrat je njihova končna označba temeljila na podatkih o pacientovi zdravstveni preteklosti. Razlaga je zvenela približno tako: epizoda je videti HR-odvisna, vendar jo zaradi poznane bolezni pacienta označimo kot ishemično. Glede

na opise epizod so v podatkovni zbirki LTST prisotne epizode, ki so delno ishemične, delno HR-odvisne (npr posnetek s20371). Vsa ta dejstva otežujejo avtomatsko klasifikacijo.

Kot obrata pri ekstremu ni dober atribut za ločevanje ishemičnih in HR-odvisnih epizod. Kot že prej omenjeno, pri pacientih, ki jemljejo betablokatorje, ni spremembe srčne frekvence, zato je kot pri ekstremu zelo majhen. V takih primerih težko določimo smer obrata. V podatkovni zbirki LTST (in nasploh v AEKG) so prisotne tudi ishemične epizode zaradi zmanjšane preskrbe s kisikom, kjer dvig srčne frekvence sledi deviaciji segmenta ST, in rezultat tega je navadno obrat v smeri urinega kazalca. Zaradi teh epizod je pogostost obrata v nasprotni smeri urinega kazalca manjša kot v EEKG, kjer so vse epizode odvisne od povečane potrebe po kisiku [78, 52].

Rezultati poskusov z diagrami ST(HR) in iz njih izpeljanimi atributi kažejo, da bi lahko bili uporaben pripomoček za razlikovanje med ishemičnimi epizodami in HR-odvisnimi epizodami. Rezultati klasifikacije s kombinacijo atributov, izpeljanih iz diagramov ST(HR) (tabela 4.1), so primerljivi z ostalimi rezultati klasifikacije ishemičnih in HR-odvisnih epizod, objavljenimi v literaturi [49, 50, 61, 62, 63]. Veliko lažje je pregledati diagram kot dve razmeroma dolgi časovni vrsti hkrati. Zato je lahko diagram ST(HR) dragoceno orodje tudi pri vizualni analizi epizod. Predstavljeni atributi so tudi zelo intuitivni, zato bi jih zdravniki verjetno sprejeli lažje kot nekatere parametre, predstavljene v poglavju 3.1. Atributi, predstavljeni v poglavju 3.1, so zelo kompleksni. Izpeljani so iz časovnih vrst, ki so bile priložene podatkovni zbirki LTST. Nekatere dobimo s kompleksnimi operacijami, npr. Mahalanobisovo razdaljo prvih petih KLT koeficientov. Posledično je uporaba takih atributov v praksi zelo težko izvedljiva in nepraktična.

5 Analiza signalov EKG z diskretno Morseovo teorijo

Zvezno Morseovo teorijo je razvil Marston Morse leta 1920 [87] kot postopek iz diferencialne topologije. Omogoča nam neposredno obravnavo gladkih mnogoterosti s pomočjo analize odvedljivih funkcij. Morse je pokazal, da je topologija mnogoterosti (topološki prostor, glej [88]) tesno povezana s kritičnimi točkami, definiranimi na realnem gladkem grafu. Kritična točka realne zvezne funkcije je točka, v kateri je odvod te funkcije enak 0, neskončno ali ga ne moremo določiti. Zvezna Morseova teorija se je pokazala kot zelo uporabna v računalniški grafiki [89, 90, 91, 92, 93] za opis zunanjih ploskev različnih predmetov [89]. Diskretno Morseovo teorijo je razvil Robin Forman leta 1990 [94] kot kombinatorično analogijo zvezni Morseovi teoriji.

Značilnost diskretne Morseove teorije je, da nam omogoča opis neke strukture le z njenimi kritičnimi točkami. V analizi signalov EKG kritične točke večinoma predstavljajo vrhove valov signala EKG. Detekcija vrhov signala EKG je potrebna za diagnozo različnih anomalij signala EKG, najpomembnejši korak pa je detekcija kompleksov QRS (najvišji in najbolj strm vrh). V tem sklopu želimo pokazati, da je pristop, ki temelji na prilagoditvi diskretne Morseove teorije, primeren za detekcijo kritičnih točk (vrhov) signala EKG. V nadaljevanju analiziramo dva različna problema; detekcijo kompleksov QRS in detekcijo aritmičnih utripov.

5.1 Diskretna Morseova teorija

Diskretna Morseova teorija temelji na diskretnih gradientnih vektorjih, katerih kritični elementi opisujejo topologijo strukture. Je pripomoček, ki nam pomaga določiti ekvivalentnost med topološkimi prostori, ki nastanejo iz diskretnih matematičnih struktur. Matematični objekti, ki jih obravnava, so tisti, ki jih lahko zgradimo iz točk, premic, trikotnikov, tetraedrov in njihovih analogij v večdimenzionalnih prostorih.

Ekvivalentnost v tem primeru pomeni transformacijo enega prostora v drugega z zvižanjem, krčenjem ali širjenjem, ampak brez trganja, ustvarjanja ali polnjenja lukenj.

Diskretna Morseova teorija je uporabna na različnih področjih; v geometriji [95, 96], v teoriji vozlov [97], topologiji vektorskih polj [98] v računalništvu za evaluacijo algoritmov stiskanja podatkov [99], v avtomatski obdelavi slik [100], za analizo črno-belih slik (2D, 3D) [101]. V strojnem učenju je bila uporabljena za gručenje grafov [102] in za učenje kvalitativnih odvisnosti [103, 104].

Teorija v našem delu je večinoma povzeta po [105], kjer je diskretna Morseova teorija bolj enostavno razložena kot v klasičnih delih [94]. Situacija, ki jo rešujemo: imamo topološki prostor, opremljen s simplicialnim kompleksom X , in želimo si enostavnejšo dekompozicijo tega prostora, ki potrebuje manj celic. Ponavadi je ta poenostavljena oblika v neki standardni obliki in je lažje prepoznavna. Ta cilj dosežemo tako, da jo kolabiramo (ang. collapse), tako kot zapoveduje neka diskretna Morseova funkcija $f : X \rightarrow R$. Končna struktura ponavadi ni več simplicialni kompleks, ampak bolj splošna oblika imenovana celični kompleks.

Definicija 1 *Realna funkcija $f : X \rightarrow R$ je diskretna Morseova funkcija, če zadosti pogojem:*

- Za vsako celico $\sigma \in \mathcal{X}$, število celic $\tau \in \mathcal{X}$ v mejah σ , ki zadosti $\mu(\sigma) \leq \mu(\tau)$ je največ ena.
- Za vsako celico $\sigma \in \mathcal{X}$, število celic $\tau \in \mathcal{X}$, ki vsebuje σ v svojih mejah, ki zadosti $\mu(\sigma) \geq \mu(\tau)$ je največ ena.

Glavni teorem diskretne Morsejeve teorije se glasi:

Teorem 1 *Če je X simplicialni kompleks z diskretno Morseovo funkcijo f , potem je X homotopično ekvivalenten celičnemu kompleksu, ki vsebuje isto število celic podane dimenzije, kot je kritičnih simpleksov funkcije f te dimenzije.*

Poenostavljeno zgornji teorem pravi, da je simplicialni kompleks X , opremljen z diskretno Morseovo funkcijo f , homotopično ekvivalenten celičnemu kompleksu, ki je sestavljen samo iz kritičnih simpleksov funkcije f .

Definicija 2 *N -simpleks je zaprt polieder dimenzije n , ustvarjen z združevanjem $(n+1)$ oglišč (vozlišč).*

Definicija 3 N -celica je zaprto področje dimenzije n , homeomorfično n -simpleksu, ampak za razliko od simpleksa ima lahko katerokoli število oglišč (vozlišč).

Definicija 4 Funkciji $f : X \rightarrow Y$ med dvema topološkima prostoroma pravimo homeomorfizem, če ustreza naslednjim pogojem:

- f je bijekcija,
- f je zvezna,
- inverz funkcije f^{-1} je zvezen.

Definicija 5 Simplicialni kompleks X je kompleks, zgrajen iz simpleksov preko identifikacije njihovih lic tako, da je vsak simpleks enolično določen s svojimi oglišči (vozlišči). X lahko opišemo kot zbirko oglišč X_0 in množice X_n n -simpleksov npr. $(n+1)$ -elementov podmnožice X_0 , tako da za vseh k -elementov podmnožice $\sigma_k \in X_k$, vsak j element podmnožice $\sigma_j \subset \sigma_k$ je element X_j , za vsak $j < k$.

Simplicialni kompleksi so topološki prostori, ki nastanejo kot zlepek točk, premic, trikotnikov in njihovih večdimenzionalnih ekvivalentov (simpleksov). Celični kompleks je vrsta topološkega prostora, ki zadostuje pogojem homotopije, je širši pojem kot simplicialni kompleks, vendar ohranja kombinatorično naravo. V topologiji sta dve zvezni funkciji iz enega topološkega prostora imenovani homotopični, če lahko eno zvezno deformiramo v drugo. Ta deformacija se imenuje homotopija dveh funkcij.

Definicija 6 Konveksno ovojnico vsake neprazne podmnožice $n+1$ točk, ki definirajo n -simpleks, imenujemo glavno lice. To pomeni, da ima vsak n -simpleks $n+1$ glavnih lic. Glavni simpleks ni pravo lice nobenega simpleksa.

Glavna lica trikotnika so daljice, pri daljici pa oglišča.

Definicija 7 Naj bo K simplicialni kompleks in $\sigma \in K$ glavni simpleks; to pomeni, da ni pravo lice nobenega simpleksa. Naj bo ρ lice kodimenzijske 1 simpleksa σ , ki ni pravo lice nobenega drugega simpleksa iz K . Tedaj je $L = K - \{\sigma, \rho\}$ simplicialni kompleks. Operacijo, ki simplicialnemu kompleksu K priredi L , imenujemo elementarni kolaps. Pravimo, da simplicialni kompleks kolabira na L .

S simplicialnim kolabiranjem se lahko simplicialni kompleks spremeni v celični kompleks. Na diskretno Morseovo teorijo lahko gledamo kot na posplošitev teorije simplicialnega kolapsa. Glavna ideja diskretne Morseove teorije je brisanje parov nekritičnih simpleksov K ; nekritični simpleksi nimajo vpliva na homotopično vrsto K , zato jih lahko odstranimo.

Prav ta lastnost diskretne Morseove teorije, brisanje parov kritičnih simpleksov nas je navdahnila, da poskusimo uporabiti ta postopek na signalih EKG. S postopkom brisanja odstranjujemo pare sosednjih minimumov in maksimumov, dokler še lahko izvajamo operacijo kolapsa. V analizi signalov EKG je pomembno določiti lege ekstremov valov, predvsem kompleksa QRS.

5.2 Enodimenzionalna adaptacija diskretne Morseove teorije

Uporabimo enodimenzionalno adaptacijo (1D) diskretne Morseove teorije, ki je bila predstavljena v delu [104] in poimenovana 1D QUING (Qualitative INduction Generalized). Osnovni postopek ni primeren za obdelavo signalov EKG, zato ga moramo nadgraditi. Osnovni algoritem je sledeč:

Algoritem 1: Enodimenzionalna adaptacija diskretne Morseove teorije.

Data:

- seznam točk, parov (x_i, y_i) , kjer je $y_i = f(x_i)$
- vrednost vztrajnosti oz. praga

Result: seznam kritičnih točk, ki ostanejo, ko zaključimo s procesom brisanja.

```
1 Lmin=vsi lokalni minimumi;
2 Lmax=vsi lokalni maksimumia;
3 dy=vse razdalje sosednjih Lmin in Lmax, razdalja je mišljena po y osi;
4 P=določen prag;
5 while min(dy)<P do
6   | if min(dy) je začetna ali končna razdalja then
7   |   | izbrišemo robno točko;
8   |   | definiramo novo robno točko;
9   | else
10  |   | izbriši min(dy), par minimum in maksimum;
```

^aČe ima več sosednjih točk (x_j, \dots, x_k) isto vrednost $(y_j = \dots = y_k)$, določimo, da je samo zadnja, torej (x_k, y_k) , kritična točka.

Postopek je enodimenzionalna adaptacija diskretne Morseove teorije, zato ga imenujemo na kratko ADMT. Lepa lastnost opisanega postopka je, da s krajšanjem odstranjuje tudi šum, kar je ponavadi zelo zaželeno v obdelavi signalov EKG in se obravnava v fazi predprocesiranja signala. Postopek najde ekstreme, ki so med seboj bolj oddaljeni, kot je podana dolžina praga, zato ga uporabimo za detekcijo vrhov signala EKG. Najprej ga prilagodimo za iskanje vrhov kompleksa QRS (slika 2.3). To je eden od najpomembnejših delov predobdelave signala EKG, saj nam razdalja med dvema zaporednima kompleksoma QRS pove, kakšna je srčna frekvenca. Uporabimo ga tudi za določanje aritmičnih utripov, saj se ti utripi razlikujejo po trajanju in obliki od normalnih utripov. Postopek bi lahko uporabili tudi za spremljanje položaja vrhov skozi čas. V nadaljevanju poglavja opisujemo implementacijo ADMT za detekcijo kompleksov QRS in detekcijo aritmičnih utripov.

Eno izmed glavnih težav predstavlja postopek optimalne določitve praga. Prag je najmanjša vrednost, ki se nam zdi še relevantna, druge med seboj pokrajšamo (brišemo) s postopkom ADMT. Velika težava je tudi, da je osnovni postopek ADMT

počasen, zato ga bolj učinkovito implementiramo s pomočjo kopice.

V nadaljevanju opisujemo tudi vse nadgradnje oziroma dodatne postopke, ki smo jih razvili, da je postal postopek ADMT primeren za uporabo na signalih EKG. V razdelku 5.3 opisujemo razvoj postopka za detekcijo kompleksov QRS, v razdelku 5.4 pa razvoj postopka za detekcijo aritmičnih utripov.

Postopke testiramo na podatkovnih zbirkah MIT-BIH (razdelek 1.2.1), QT (razdelek 1.2.2) in LTST (razdelek 1.2.3). Za primerjavo uporabimo uveljavljene mere zmogljivosti [106], ki so senzitivnost (enačba 5.4), pozitivna napovedljivost (enačba 5.5) in napaka (enačba 5.6) za detekcijo kompleksov QRS ter točnost (enačba 5.9) senzitivnost (enačba 5.10), specifičnost (enačba 5.11), pozitivna napovedljivost (enačba 5.12) in negativna napovedljivost (enačba 5.13) za detekcijo aritmičnih utripov.

5.3 Detekcija kompleksov QRS

V zadnjih štiridesetih letih so bile razvite številne metode za detekcijo kompleksov QRS. Te metode so bile sprva precej enostavne, saj je bila v sedemdesetih in v začetku osemdesetih let prejšnjega stoletja zmogljivost takratnih računalnikov zelo skromna. Temeljite pregled različnih metod najdemo v [7].

Sprva so algoritmi večinoma temeljili na odvajanju signala EKG. Kasneje je bilo razvitih veliko algoritmov, ki so temeljili na bolj sofisticiranih digitalnih filtrih, valčkah [13, 40]. Več o tem je napisano v uvodu (poglavje 1).

Večina objavljenih metod je testiranih na podatkovni zbirki MIT-BIH in dosegajo izjemno dobre rezultate, večinoma senzitivnost nad 99 % in pozitivno napovedljivost nad 99% na večini posnetkov. Naš postopek z uporabo diskretne Morseove teorije smo sicer razvili v detektor kompleksov QRS. Preboja na tem področju nismo pričakovali, saj so objavljeni rezultati že tako visoki, da se jih bistveno ne da izboljšati. Prednost naše metode je, da je zelo intuitivna in ob učinkoviti implementaciji (razdelek 5.3.2) računsko nezahtevna ter istočasno odpravlja visokofrekvenčni šum.

5.3.1 Deljenje signala na okna

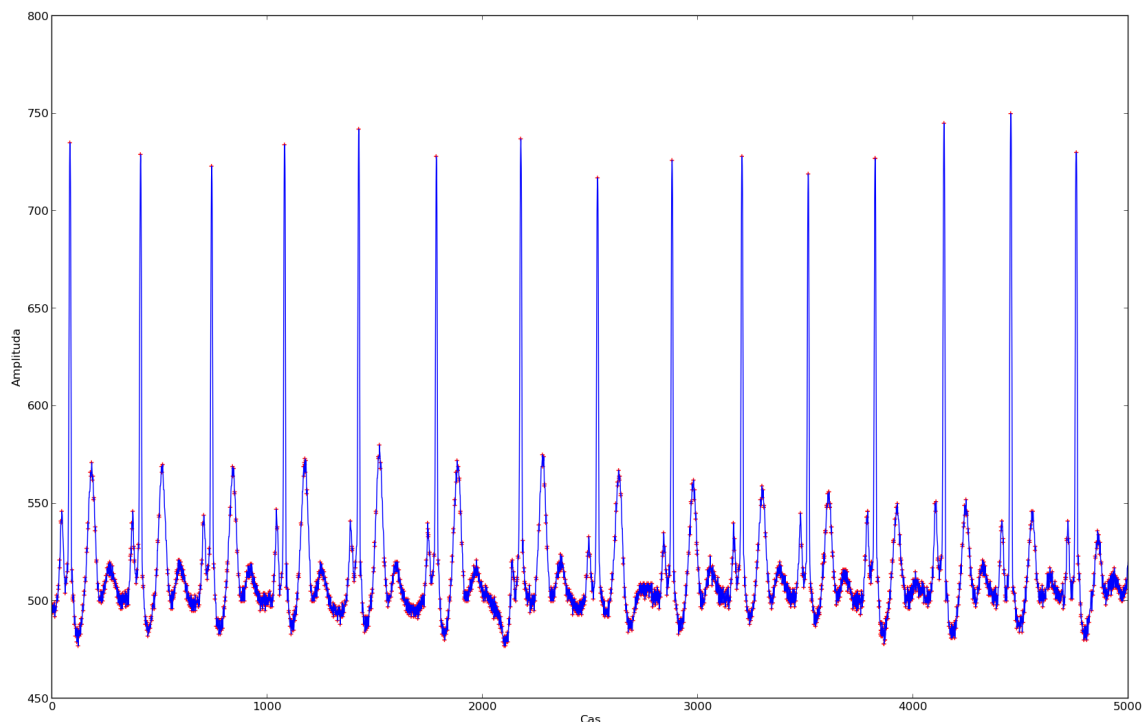
Signal EKG se s časom spreminja zaradi premikanja elektrod na koži, zato je smiselno postopek ADMT implementirati v prekrivajočih se oknih. Tako smo se odločili z namenom, da bodo postopki delovali tudi skoraj v realnem času, zakasneni le za

velikost okna. V manjšem oknu je lažje določiti prag (glej razdelek 5.3.4) in odkrivati, kje pride do anomalij v podatkih: npr. manjka več utripov v enem oknu. Za velikost okna smo izbrali dolžino 5000 časovnih enot, to je približno 14 sekund. Ta velikost se nam je zdela primerna, saj se v 14 sekundah ponavadi pojavi med 10 in 40 utripov (ritem med 40 in 170 utripov na minuto), običajno med 14 in 19 utripov (ritem v mirovanju med 60 in 80 utripov na minuto), kar je dovolj veliko število tudi za dinamično nastavljanje praga. Tudi če se v tako velikem oknu spremeni amplituda signala in je zato prag previsok za nekatere dele signala oziroma prenizek, ne izgubimo oz. pridemo prav veliko utripov. Ponavadi se signal v takem časovnem obdobju ne spremeni pretirano. Če bi bilo okno manjše, bi se nam lahko zgodilo, da bi dobili okno brez kompleksa QRS, zato bi bil prag popolnoma narobe nastavljen. Sledeča si okna se prekrivajo za '1 s zato, da ne »izgubimo« utripov na robovih in da »presekane« utripe obravnava vsaj eno okno v celoti.

5.3.2 Učinkovito krašanje s pomočjo kopice

Krašanje parov v ADMT je z neposredno implementacijo potencialno zelo zamudno delo. Vsakič je treba poiskati par z najkrajšo razdaljo v y smeri (vertikalno) v zaporedju parov in ga odstraniti. Nato je potrebno izračunati novo nastalo razdaljo in spet v zaporedju poiskati najmanjšo razdaljo. Naiven pristop ima kvadratno časovno zahtevnost. Dolgi posnetki EKG so dolgi več ur, zato je tako delo zelo zamudno. Za skrašanje časa računanja smo implementirali postopek s pomočjo kopice (ang. heap), kjer je najmanjša razdalja vedno na vrhu kopice in zato ni treba pregledati celotnega zaporedja. Kopico zgradimo s časovno zahtevnostjo $O(N)$. Vstavljanje elementa v kopico ima časovno zahtevnost $O(\log(N))$, prav tako ima tudi odstranjevanje elementa časovno zahtevnost $O(\log(N))$. V kopici enostavno odstranjujemo (ang. pop) prvi element, dokler je na vrhu element z razdaljo manjšo od podanega praga. Kompleksnost našega postopka je tako v najslabšem primeru $O(N \log(N))$, pri čemer je N dolžina kopice.

Kopico smo naredili tako, da vsak element vsebuje razdaljo med dvema točkama, dve točki, naklon med dvema točkama (ali je padajoč ali naraščajoč), levega in desnega sosedja točk in mesto v kopici, ki ga element zaseda. V sosedih so shranjeni iterativno vsi sosedje (reference na sosedje), sosed je shranjen v enaki obliki kot osnovni element, ki ima v sebi spet označenega sosedja. Ko odstranimo zgornji ele-



Slika 5.1: Signal EKG in označeni vsi lokalni minimumi in maksimumi

ment kopice, točno vemo, kje je mesto njegovih sosedov v kopici (ker sta tam referencirana). To potrebujemo, da lahko izbrišemo razdaljo (par točk), izbrišemo tudi elementa levo in desno od izbrisanega elementa (v časovnem zaporedju signala EKG). To sta razdalji, ki si delita po eno točko z izbrano razdaljo. Izbrišemo vedno par minimum in maksimum, ki jima pripada najkrajša razdalja (element v kopici). Namesto izbranih elementov izračunamo novo razdaljo, ki predstavlja nov element, ki se uvrsti na ustrezno mesto v kopici. Tudi pri vstavljanju novih elementov se lastnosti kopice ohranijo. S tako implementacijo dosežemo bistveno hitrejšo izvedbo krajšanja, ki ima skoraj linearno časovno zahtevnost.

5.3.3 Predprocesiranje

Ena od večjih težav pri avtomatski obdelavi signala EKG je spreminjanje nivoja referenčne točke. Karakteristični valovi signala EKG imajo maksimalne amplitude ranga nekaj milivoltov. Spreminjanje referenčne točke, ki nastane zaradi spreminjanja impedance kožnih elektrod, lahko doseže amplitudo tudi 1V. Referenčna točka je ponavadi definirana kot izoelektrični nivo, ki je tik pred kompleksom QRS. Premikanje

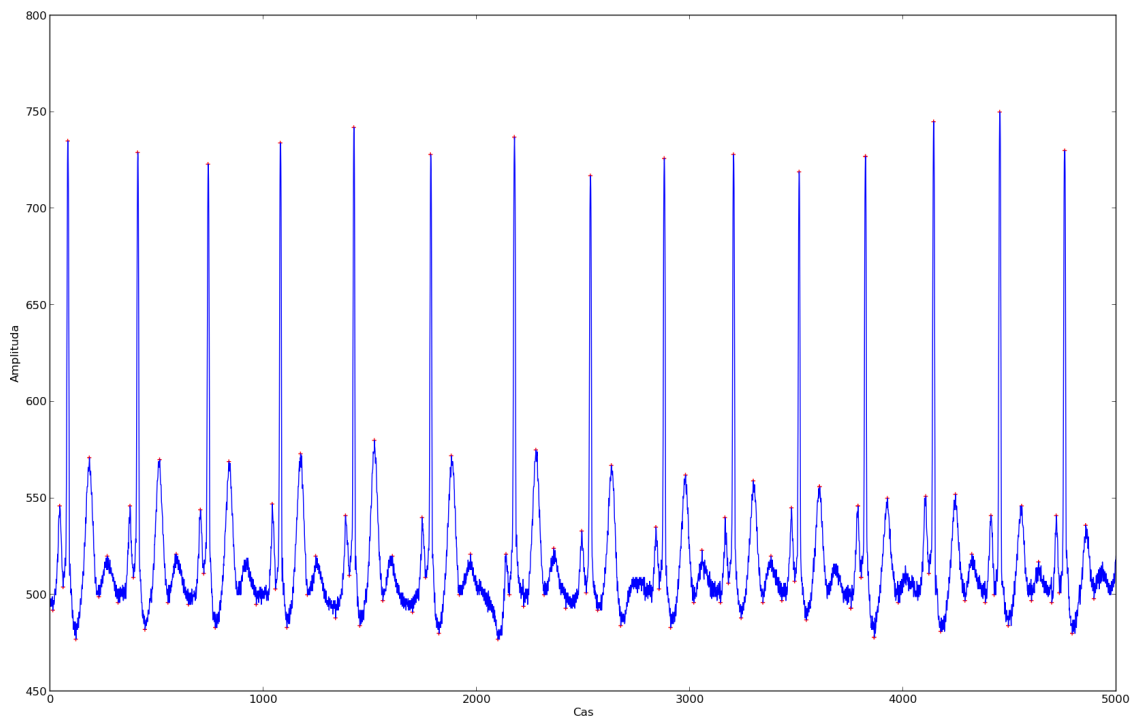
referenčne točke lahko odpravimo na različne načine [107, 108, 109, 110, 111]. Večina metod uporablja zlepk kubičnih polinomov, ampak za uporabo le-teh potrebujemo lego referenčne točke, ki pa je določena s pomočjo lege kompleksov QRS. V našem primeru določamo lego kompleksov QRS s pomočjo diskretne Morseove teorije, ki pa še bolj poudari razlike, nastale zaradi spreminjanja nivoja referenčne točke. Zaradi teh sprememb lahko dobimo lažne komplekse QRS. Zato smo spreminjanje nivoja referenčne točke odstranili s pomočjo morfoloških operacij, postopek je natančno opisan v [110]. Postopek [110] temelji na starejšem delu [112] in je namenjen izvedbi na vgrajenih platformah in deluje v realnem času, ne potrebuje dodatnega predprocesiranja in uspešno kompenzira spreminjanje nivoja referenčne točke.

Spremembe nivoja referenčne točke odkrivamo s pomočjo morfoloških operacij, s serijo erozij in dilatacij. To spremembo odštejemo od osnovnega signala in dobimo signal, kjer je nivo referenčne točke konstanten. Edina pomanjkljivost pristopa je, da potrebuje na začetku nekaj časa za inicializacijo, zato lahko izgubimo začetni utrip ali dva.

Najprej izločimo šum tako, da izvedemo proces brisanja do vrednosti 0,1 mV. Na tak način odstranimo šum in nižje valove, včasih tudi valove U in P, vsekakor pa ne kompleksov QRS. S tem dosežemo, da pri izbiri praga razpolagamo z veliko manjšim številom vrednosti. V primeru, da je v oknu izrazito veliko šuma, lahko odstranimo tudi amplitude večje od 0,1 mV. To vidimo tako, da je po prvem krajšanju (0,1 mV) dolžina kopice še vedno zelo velika. V našem primeru definiramo, da kopica ne sme biti večja od 200, saj bi to predstavljalo utrip več kot 150 utripov na minuto, če bi imel vsak utrip po 3 valove (P, QRS, T). Vemo, da tako visok utrip ni zelo verjeten oziroma ni mogoč glede na število utripov v prejšnjem oknu, zato sklepamo, da ta dodatna dolžina predstavlja visoko amplitudni šum. Primerov, ko dobimo tako dolgo kopico, je razmeroma malo (primeri z visoko amplitudnim šumom).

5.3.4 Avtomatsko določanje praga

Prag je najmanjša vrednost, vertikalna razdalja med minimumom in maksimumom, za katero trdimo, da je še signifikantna in zato pri tej vrednosti prenehamo s krajšanjem pripadajočih parov minimum-maksimum. To je vrednost, pri kateri ustavimo postopek krajšanja s pomočjo kopice. Pri nastavljanju praga izhajamo iz predpostavke, da imajo kompleksi QRS najvišjo amplitudo od vseh valov v signalu EKG.



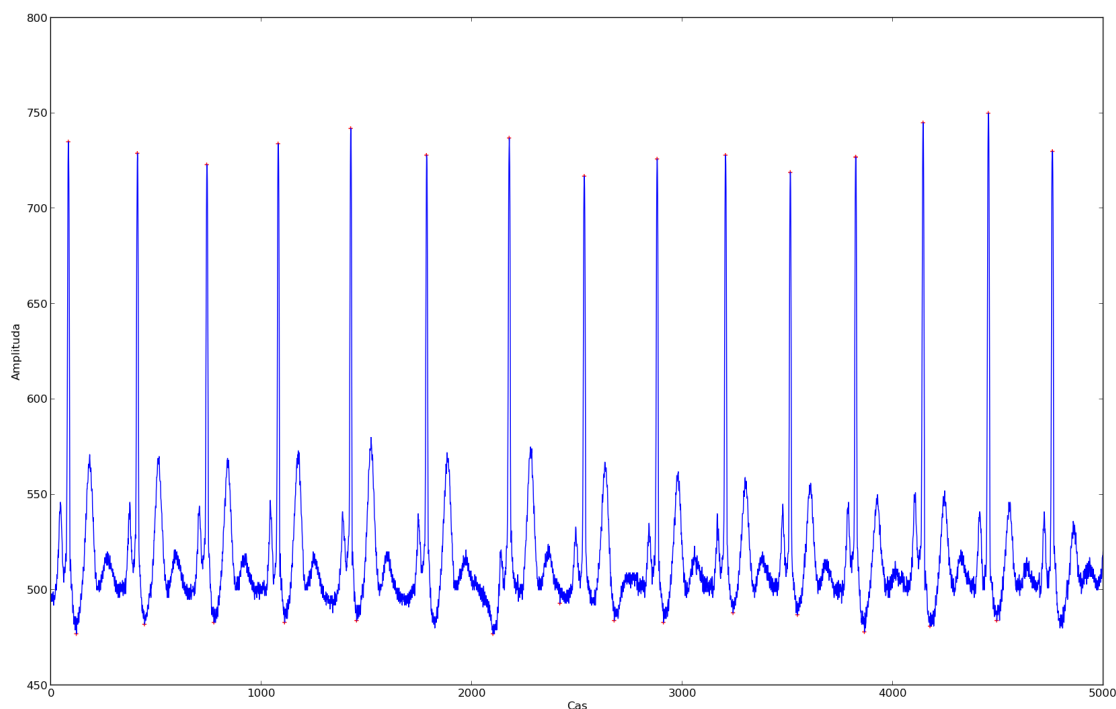
Slika 5.2: Signal EKG in označeni minimumi in maksimumi po krajšanju z 0.1 mV.

Ob pravilno nastavljenem pragu nam bodo po izvedbi brisanja ostali samo še pari kjer bodo maksimumi predstavljali vrhove valov R, minimumi pa vrhove valov Q ali S.

Prag določamo s pomočjo nenadzorovane diskretizacije. Uporabimo postopek enodimenzionalnega razvrščanja [113]. Iz fizioloških karakteristik signala EKG vemo, da je kompleks QRS njegov najvišji in najstrmejši del. Zato določimo prag tako, da razdelimo preostale dolžine (po odstranjevanju šuma) v dve gruči (C_0 in C_1) in rečemo, da vrednosti v gruči z večjimi vrednostmi pripadajo višinam kompleksa QRS, vrednosti v drugi gruči pa ostalim valovom. Mejo določimo na sredini med obema gručama (med najmanjšo vrednostjo zgornje gruče in najvišjo vrednostjo spodnje gruče) in izračunamo po formuli 5.1.

$$Th = \frac{\max(C_0) + \min(C_1)}{2} \quad (5.1)$$

Opisani način določanja praga je uspešen v veliki večini primerov. V nekaterih primerih, pa je na tak način določen prag napačen. Takrat določimo prag tako, da razdelimo vrednosti v tri gruče. Take posebne primere, ko potrebujemo tri gruče, poz-



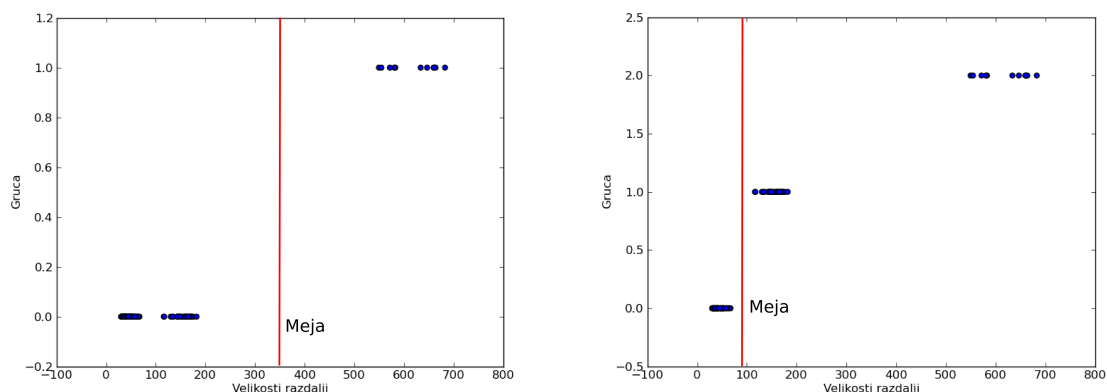
Slika 5.3: Signal EKG in označeni vsi vrhovi R, to so maksimumi, ki nam ostanejo po krajšanju z določenim pragom.

namo iz predznanja o lastnostih signalov EKG. Obravnavamo dva posebna primera:

1. V oknu je nekaj utripov PVC (zgodnjih krčitev ventriklov, glej razdelek 2.4.1), ki imajo bistveno višje amplitude od vseh ostalih amplitud. Takrat se zgodi, da se v zgornji gruči pojavijo samo vrednosti, ki pripadajo utripom PVC. To opazimo takrat, ko je v enem oknu zelo malo utripov, manj kot jih lahko sploh ima človek v času 14 s (npr. 3 ali manj utripov). Takrat poskusimo signal razdeliti v tri gruče (C_0 , C_1 in C_2). V tem primeru dobimo v zgornji gruči vrednosti amplitud utripov PVC, v srednji gruči dobimo vrednosti amplitud preostalih kompleksov QRS in v najnižji gruči vrednosti amplitud drugih valov. V tem primeru postavimo prag med najnižjo in srednjo gručo (enačba 5.2).

$$Th = \frac{\max(C_0) + \min(C_1)}{2} \quad (5.2)$$

2. V primeru, ko so npr. valovi T zelo visoki, se zgodi, da postavimo prag prenizko in dobimo preveč utripov. Podobno se lahko zgodi tudi zaradi drugih posebnosti



Slika 5.4: Slika prikazuje primer, ko ne deluje delitev v dve gruči. V tem primeru v zgornji gruči, gruči številka 1, dobimo samo dolžine, ki pripadajo PVC.

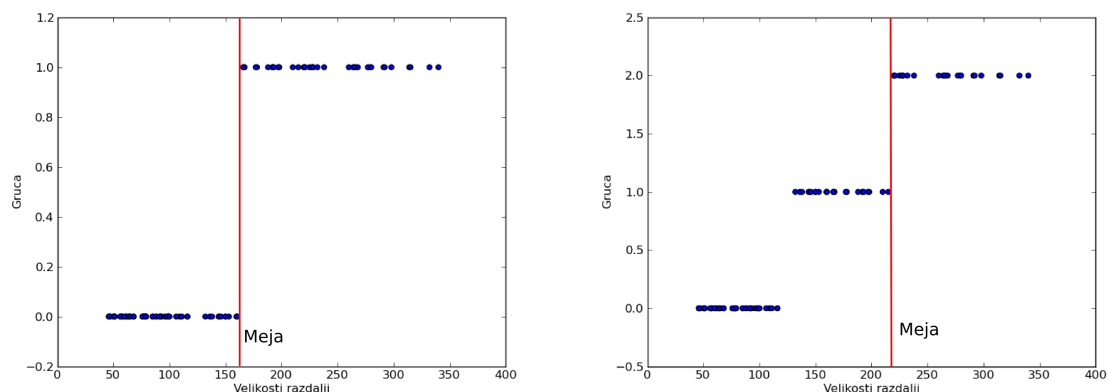
v signalu, npr. zaradi šuma. Tak primer opazimo, ko dobimo v enem oknu nenavadno veliko utripov, več kot 30 % več kot v prejšnjem oknu (to je fiziološko skoraj nemogoče) in ko je tudi standardna deviacija vrednosti v gruči visoka, precej višja kot v prejšnjih oknih (več kot dvakrat višja). V tem primeru spet razdelimo vrednosti v tri gruče (C_0 , C_1 in C_2) in nastavimo prag med zgornjo in srednjo gručo 5.3.

$$Th = \frac{\max(C_1) + \min(C_2)}{2} \quad (5.3)$$

5.3.5 Postopek detekcije kompleksov QRS

Potem ko nastavimo prag, določimo komplekse QRS tako, da upoštevamo rezultate postopka krajšanja diskretne Morseove teorije in predznanje o signalih EKG. Razviti postopek za določanje vrhov QRS bomo krajše imenovali MQRS. Iz fiziološkega predznanja o signalih EKG vemo, da minimumi pripadajo valom Q ali S, maksimumi pa valu R. Iz predznanja vemo tudi, da vsaj eden od teh valov izrazito izstopa iz povprečja signala (ponavadi je to val R, včasih tudi S).

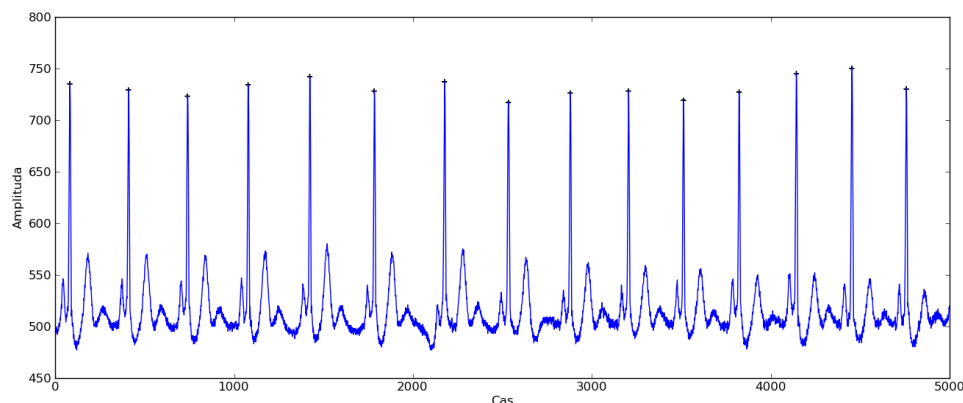
- Izločimo vse vrhove (minimume ali maksimume), ki so manj kot eno standardno deviacijo dolžine oddaljeni od povprečne vrednosti osnovnega signala. Ko je signal take oblike, kot je na sliki 5.6, kjer so maksimumi vrhovi R, minimumi



Slika 5.5: Slika prikazuje primer, ko ne deluje delitev v dve gruči. V tem primeru v zgornji gruči, gruči številka 1 dobimo preveč dolžin, pogosto tudi tiste, ki pripadajo valovom T.

pa so točke nekje med vrhovi R, te minimume odstranimo in ohranimo samo maksimume R.

- V primeru, da sta minimum in maksimum po časovni osi (x) oddaljena med seboj manj kot 0,25 s vzamemo tistega, ki bolj odstopa od povprečne vrednosti signala, drugega zavržemo. RR-razlika velikosti 0,3 s predstavlja utrip 200 utripov na minuto, kar je za starejše ljudi nemogoče, za mlajše pa skoraj nemogoče. To je zato, ker je pri večini ljudi refraktorna perioda dolga okoli 250 – 300 ms [114, 115].
- Uporabimo predznanje o obliki signala EKG, da odstranimo vrhove T, ki jih včasih zaznamo takrat, ko val S zelo odstopa od povprečja signala in je dolžina od S do T velika. V tem primeru pride do zelo značilnega poteka parov minimum-maksimum, kar lahko sproti zaznamo in odstranimo.
- V primeru, da dalj časa ne zaznamo nobenega utripa (več kot 1,5-krat [12, 10, 40] povprečje prejšnjih 10 RR intervalov), poskušamo poiskati manjkajoči kompleks QRS v reži. V tem primeru znižamo prag za polovico [10] in z istim postopkom kot prej iščemo kompleks QRS v reži.



Slika 5.6: Signal EKG in označeni vsi vrhovi R. Postopek MQRS najde vse komplekse QRS

5.3.6 Rezultati detekcije kompleksov QRS

Razviti postopek smo, tako kot pri vseh ostalih postopkih opisanih v literaturi, preizkusili na podatkovni zbirki MIT-BIH [44]. Kot mere zmogljivosti smo uporabili uveljavljene mere za ovrednotenje zmogljivosti detektorjev kompleksov QRS. Uporabljene mere so senzitivnost (Se), pozitivna napovedljivost ($+P$) in napaka:

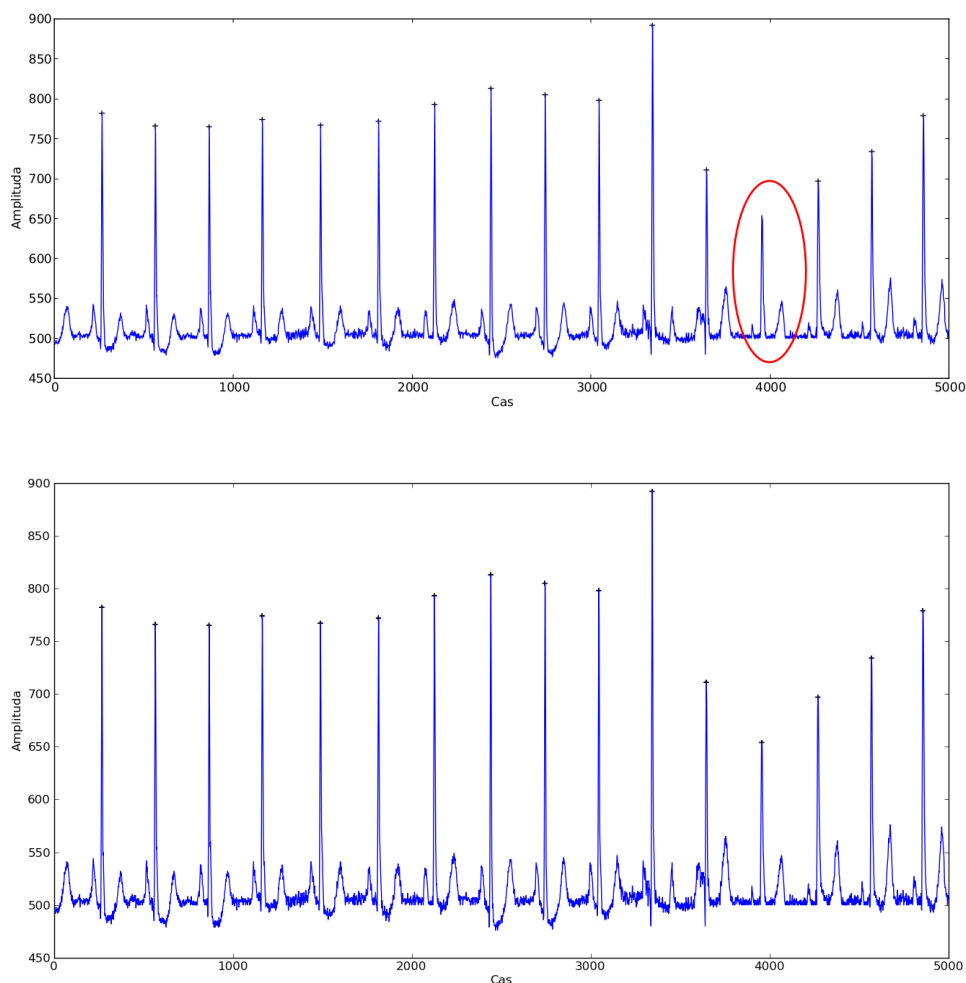
$$Se = \frac{N_d}{N_d + N_m} \quad (5.4)$$

$$+P = \frac{N_d}{N_d + N_e} \quad (5.5)$$

$$E = \frac{N_e + N_m}{N_a} \quad (5.6)$$

V enačbah je N_d število razpoznanih utripov, N_m je število zgrešenih utripov in N_e je število nepravilno določenih utripov, N_a pa je število vseh utripov v bazi.

Postopek smo testirali, kot so to storili v veliki večini objavljenih del, na odvodu V5 na posnetkih 102 in 104 in na odvodu ML2 na vseh ostalih posnetkih. Odvod V5 smo uporabili, ker odvod ML2 ni naveden za ta dva posnetka. Odločili smo se za uporabo odvoda ML2, ker je to najpogosteje merjeni odvod pri dolgih posnetkih EKG. V zadnjem času se sicer veliko uporablja tudi odvod MCL1, ki je podoben odvodu V1. V času, ko so podatkovne zbirke nastajale, je bil ML2 najpogosteje uporabljen odvod. Zanj smo se odločili tudi zato, ker ga uporablja večina v objavljeni literaturi. Na tak način lahko primerjamo postopek MQRS z drugimi (tabela 5.1). Iz posnetka 207



Slika 5.7: Zgornja slika prikazuje okno, v katerem enega utripa nismo našli (najnižjega). Z nižanjem praga v intervalu najdemo manjkajoči utrip.

smo, tako kot drugi postopki [40, 9, 10, 12], odstranili intervala fibrilacije ventriklov (migetanje ventriklov).

Postopek smo testirali tudi na podatkovni zbirki QT, rezultati so podani v tabeli 5.2, uporabili smo iste mere zmogljivost kot v prejšnjem primeru. Na isti podatkovni zbirki sta bila testirana tudi dva druga postopka, rezultati so povzeti v 5.4. Postopek smo testirali tudi na podatkovni zbirki LTST (tabela 5.3), ki vsebuje dolge ambulantne posnetke. Na podatkovnih zbirkah QT in LTST smo uporabili odvod ML2 (kjer je bil dostopen) ali njemu podoben odvod.

Posnetek	N	NM	NF	Se[%]	+P[%]	E[%]	E[%][40]	E[%][9]	E[%][13]
100	2270	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00
101	1862	1	2	99,95	99,89	0,16	0,16	0,11	0,00
102	2185	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,14	0,11
103	2082	1	0	99,95	100,00	0,05	0,00	0,00	0,00
104	2227	2	7	99,91	99,69	0,40	1,35	0,00	0,45
105	2570	16	44	99,38	98,31	2,33	2,29	1,75	1,09
106	2026	8	0	99,61	100,00	0,39	0,39	0,10	0,25
107	2135	2	0	99,91	100,00	0,09	0,33	0,09	0,00
108	1760	8	12	99,55	99,32	1,14	3,40	1,13	1,59
109	2530	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00
111	2122	4	1	99,81	99,95	0,24	0,09	0,05	0,09
112	2537	0	0	100,00	100,00	0,00	0,08	0,00	0,12
113	1793	0	1	100,00	99,94	0,06	0,17	0,06	0,11
114	1878	2	0	99,89	100,00	0,10	0,27	2,13	0,16
115	1951	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00
116	2411	19	0	99,21	100,00	0,79	0,79	0,83	0,04
117	1533	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,07
118	2276	0	0	100,00	100,00	0,00	0,22	0,04	0,04
119	1985	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,10	0,05
121	1861	4	11	99,79	99,41	0,81	0,16	0,05	0,16
122	2473	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,04	0,00
123	1516	1	0	99,93	100,00	0,07	0,00	0,00	0,00
124	1617	1	0	99,94	100,00	0,06	0,06	0,00	0,00
200	2599	5	3	99,81	99,88	0,31	1,00	0,54	0,04
201	1960	47	5	97,60	99,74	2,65	1,63	1,38	0,66
202	2135	8	3	99,63	99,86	0,52	0,09	0,05	0,05
203	2978	84	13	97,18	99,55	3,26	2,05	2,42	0,87
205	2654	10	0	99,62	100,00	0,38	0,49	0,08	0,04
207	1858	20	6	98,92	99,67	1,40	1,08	0,91	0,27
208	2953	13	2	99,56	99,93	0,51	1,02	1,12	0,14
209	3004	1	1	99,97	99,97	0,07	0,07	0,03	0,00
210	2647	27	2	98,98	99,92	1,10	1,55	0,98	0,23
212	2747	1	0	99,96	100,00	0,04	0,00	0,00	0,00
213	3249	0	0	100,00	100,00	0,00	0,03	0,06	0,00
214	2260	2	3	99,91	99,87	0,22	0,31	0,13	NI
215	3361	2	0	99,94	100,00	0,06	0,42	0,00	NI
217	2207	7	6	99,68	99,73	0,59	0,32	0,36	0,09
219	2153	2	1	99,91	99,95	0,14	0,00	0,65	0,00
220	2046	3	0	99,85	100,00	0,15	0,05	0,00	0,00
221	2425	1	0	99,96	100,00	0,04	0,16	0,00	0,29
222	2481	38	39	98,47	98,43	3,10	0,16	3,87	0,40
223	2603	1	0	99,96	100,00	0,04	0,04	0,00	0,08
228	2050	32	24	98,44	98,82	2,73	4,09	0,58	0,49
230	2254	0	0	100,00	100,00	0,00	0,18	0,09	0,00
231	1569	0	0	100,00	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00
232	1779	3	8	99,83	99,55	0,62	0,06	0,06	0,00
233	3077	2	0	99,94	100,00	0,06	0,42	0,00	0,00
234	2751	0	0	100,00	100,00	0,00	0,33	0,00	0,00
sum	109441	337	218						
mean				99,66	99,82	0,51	0,54	0,42	0,15

Tabela 5.1: Tabela predstavlja zmogljivost postopka na vseh posnetkih podatkovne zbirke MIT-BIH in primerjavo z nekaterimi drugimi postopki. N je število utripov v posnetku, NM je število zgrešenih utripov, NF je število narobe določenih utripov, Se je senzitivnost, +P pozitivna napovedljivost, E je napaka. Napake so navedene tudi za tri druge pristope (E[%][xx], xx je številka reference, ki opisuje delo, iz katerega smo vzeli rezultate).

Posnetek	N	NM	NF	Se[%]	+P[%]	E[%]
sel100	1133	0	0	100,00	100,00	0,00
sel102	1087	0	0	100,00	100,00	0,00
sel103	1047	0	0	100,00	100,00	0,00
sel104	1108	0	0	100,00	100,00	0,00
sel114	861	2	0	99,77	100,00	0,23
sel116	1184	0	0	100,00	100,00	0,00
sel117	765	0	0	100,00	100,00	0,00
sel123	755	1	0	99,87	100,00	0,13
sel213	1641	1	0	99,94	100,00	0,06
sel221	1246	1	0	99,92	100,00	0,08
sel223	1308	1	0	99,92	100,00	0,08
sel230	1076	0	0	100,00	100,00	0,00
sel231	731	0	0	100,00	100,00	0,00
sel232	864	0	3	100,00	99,65	0,35
sel233	1532	9	0	99,41	100,00	0,59
sel14046	1259	1	0	99,92	100,00	0,08
sel14157	1080	0	0	100,00	100,00	0,00
sel14172	662	0	0	100,00	100,00	0,00
sel15814	1035	9	0	99,13	100,00	0,87
sel16265	1030	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16272	850	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16273	1110	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16420	1062	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16483	1086	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16539	921	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16773	1007	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16786	924	0	0	100,00	100,00	0,00
sel16795	760	0	0	100,00	100,00	0,00
sel17152	1626	0	0	100,00	100,00	0,00
sel17453	1046	0	0	100,00	100,00	0,00
sel301	1350	4	1	99,70	99,93	0,37
sel302	1499	0	0	100,00	100,00	0,00
sel306	1039	0	0	100,00	100,00	0,00
sel307	851	0	0	100,00	100,00	0,00
sel308	1292	0	2	100,00	99,85	0,15
sel310	2010	0	0	100,00	100,00	0,00
sel803	1025	0	0	100,00	100,00	0,00
sel808	902	0	0	100,00	100,00	0,00
sel811	703	0	0	100,00	100,00	0,00
sel820	1157	1	0	99,91	100,00	0,09
sel821	1556	0	0	100,00	100,00	0,00
sel840	1179	0	0	100,00	100,00	0,00
sel847	800	0	4	100,00	99,50	0,50
sel853	1112	0	0	100,00	100,00	0,00
sel871	916	0	0	100,00	100,00	0,00
sel872	989	0	0	100,00	100,00	0,00
sel873	857	0	0	100,00	100,00	0,00
sel883	891	0	0	100,00	100,00	0,00
sel891	1266	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0104	803	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0106	895	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0107	811	1	3	99,88	99,63	0,49
sel0110	870	2	2	99,77	99,77	0,46
sel0111	905	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0112	683	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0114	698	1	0	99,86	100,00	0,14
sel0116	557	0	2	100,00	99,64	0,36
sel0121	1434	3	0	99,79	100,00	0,21
sel0122	1414	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0124	1119	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0126	944	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0129	670	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0133	839	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0136	808	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0166	811	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0170	895	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0203	1245	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0210	1061	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0211	1574	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0303	1044	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0405	1214	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0406	958	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0409	1736	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0411	1201	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0509	1027	1	0	99,90	100,00	0,10
sel0603	869	2	1	99,77	99,88	0,35
sel0604	1030	9	8	99,13	99,22	1,65
sel0606	1441	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0607	1182	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0609	1125	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0612	750	0	0	100,00	100,00	0,00
sel0704	1093	0	1	100,00	99,91	0,09
sum	86896	49	27			
mean				99,95	99,96	0,09

Tabela 5.2: Tabela predstavlja zmogljivost postopka MQRS na vseh posnetkih podatkovne zbirke QT.

Posnetek	N	NM	NF	Se[%]	+P[%]	E[%]
20011	100052	5	0	100,00	100,00	0,00
20021	88961	14	9	99,98	99,99	0,03
20031	109500	49	69	99,96	99,94	0,11
20041	109302	27	1	99,98	100,00	0,03
20061	117922	4	0	100,00	100,00	0,00
20081	112978	3	0	100,00	100,00	0,00
20101	78015	26	49	99,97	99,94	0,10
20121	85525	20	17	99,98	99,98	0,04
20141	116672	3	3	100,00	100,00	0,01
20161	83696	413	191	99,51	99,77	0,72
20181	106976	20	14	99,98	99,99	0,03
20201	91475	5	679	99,99	99,26	0,75
20221	119180	0	0	100,00	100,00	0,00
20241	92437	12	20	99,99	99,98	0,03
20261	102309	21	0	99,98	100,00	0,02
20281	73075	2	5	100,00	99,99	0,01
20301	106778	3	4	100,00	100,00	0,01
20321	91928	64	23	99,93	99,97	0,09
20341	100253	5	6	99,99	99,99	0,01
20361	105686	37	79	99,95	99,92	0,10
20381	102970	6	10	99,99	99,99	0,02
20401	77332	54	152	99,93	99,80	0,27
20421	92964	5	13	99,99	99,97	0,02
20441	93125	19	50	99,98	99,95	0,07
20461	98870	5	42	100,00	99,96	0,05
20481	91453	148	339	99,84	99,63	0,53
20501	142722	22	12	99,98	99,99	0,02
20521	75335	105	744	99,86	99,02	1,12
20541	115146	72	60	99,94	99,95	0,11
20561	100813	26	18	99,97	99,98	0,04
20581	84934	41	8	99,95	99,99	0,06
20601	116941	377	180	99,68	99,85	0,48
20621	112367	130	1838	99,88	98,39	1,75
20641	84852	48	1136	99,94	98,68	1,39
30661	144446	7	25	100,00	99,98	0,02
30681	126648	42	173	99,97	99,86	0,17
30701	107077	25	0	99,98	100,00	0,02
30721	106634	134	194	99,87	99,81	0,31
30741	123459	72	5	99,94	100,00	0,06
30742	113765	8	2	99,99	100,00	0,01
30761	117042	47	19	99,96	99,98	0,06
30781	110085	132	245	99,88	99,78	0,34
30801	94372	1	1	100,00	100,00	0,00
sum	4426072	2259	6435			
mean			99,95		99,84	0,21

Tabela 5.3: Tabela predstavlja zmogljivost postopka na polovici podatkovne zbirke LTST.

5.3.7 Razprava o detekciji kompleksov QRS

Postopek MQRS deluje dobro na večini posnetkov podatkovne zbirke MIT-BIH. Ta zbirka vsebuje veliko zelo zahtevnih posnetkov za avtomatsko obdelavo, nekateri posnetki so zahtevni tudi za ročno anotacijo, ki jo opravljajo strokovnjaki. Marsikje dosega senzitivnost in pozitivno napovedljivost 100 % (100, 102, 109, 112, 117, 118, 119, 122, 213, 230, 231, 234). Zelo visoko zmogljivost (blizu 100 %) dosega tudi na drugih posnetkih (101, 103, 104, 106, 107, 113, 114, 123, 124, 200, 202, 205, 212, 214, 219, 220, 221, 223, 232, 233). Nekaj več težav pa ima pri nekaterih zelo zahtevnih posnetkih. Posnetek 105 vsebuje zelo čudne oblike utripov, šum in artefakte. Nekaterih utripov niti strokovnjaki niso znali klasificirati. Posnetek 108 je težaven za večino postopkov, ker vsebuje AV-blok prve stopnje ter visoke in koničaste valove P. Zmogljivost postopka MQRS je na tem posnetku višja od večine opisanih postopkov v literaturi [40, 13, 10]. Posnetka 201 in 210 vsebujeta utripe PVC nizkih amplitud med normalnimi utripi, zato ostane več takih utripov nerazpoznanih. Zmogljivost

zbirka	Postopek	Število utripov	Se[%]	+P[%]	E[%]
MIT BIH	MQRS	109441	99,69	99,80	0,51
	Zidelmal et al, (2012)[40]	109494	99,64	99,82	0,54
	Choi et al, (2010) [14]	109494	99,66	99,80	0,54
	Cvikl et al,(2007) [10]	109494	99,82	99,82	0,37
	Martínez et al,(2004) [16]	109428	99,80	99,86	0,34
	Lee et al,(2002)[9]	109481	99,57	99,87	0,42
	Li et al, (1995)[13]	104182	99,89	99,94	0,17
	Hamilton and Tompkins (1986) [12]	109267	99,69	99,54	0,54
	Pan and Tompkins (1985)[11]	109809	99,75	99,54	0,71
ARISTOTLE (1982) [15]	109428	98,30	99,91	1,79	
QT DB	MQRS	86896	99,95	99,96	0,09
	Martínez et al,(2004) [16]	86892	99,92	99,88	0,20
	ARISTOTLE (1982) [15]	86892	97,20	99,64	3,33
LTST DB	MQRS	4426072	99,95	99,84	0,21
	Cvikl et al, (2007)[10]	4409029	99,72	99,37	0,94

Tabela 5.4: Tabela prikazuje rezultate napake za različne postopke. Prvi del prikazuje napake na podatkovni zbirki MIT-BIH drugi del na podatkovni zbirki QT, tretji pa na LTST DB. Število utripov predstavlja število obravnavanih utripov, ki so jih navedli posamezni avtorji.

postopka MQRS na tem posnetku je nekoliko nižja od [9, 13, 10]. V takih primerih je verjetno težava previsok prag. Podobno se dogaja tudi v posnetku 203. Ta posnetek je tudi zelo pošumljen in utripi so zelo različnih oblik in amplitud. Razdalje med utripi so zelo različne, zato marsikdaj postopek ne zazna, da manjka utrip. Posnetek 207 vsebuje AV-blok prve stopnje, levokračni in desnokračni blok ter povzroča težave večinoma vsem postopkom. Posnetek 222 vsebuje utripe zelo različnih amplitud, v tem posnetku postopek zgreši utripe, verjetno zaradi neoptimalno nastavljenega praga. Posnetek 228 predstavlja težavo za veliko algoritmov, saj so utripi PVC zelo visokih amplitud, med njimi pa normalni utripi veliko nižjih amplitud. V našem primeru je verjetno v nekaterih oknih prag previsok in zato pride do zgrešenih utripov.

Če statistično primerjamo (s Studentovim t-testom) rezultate postopka MQRS z [40, 9, 13], ugotovimo, da med našimi rezultati in rezultati [40] ni statistično signifikantne razlike ($p=0,91$). Podobno tudi velja, ko primerjamo naše rezultate z [9] ($p=0,57$). Če primerjamo MQRS z [13] je pa razlika statistično signifikantna ($p=0,01$).

MQRS je po zmogljivosti primerljiv z ostalimi postopki, kar vidimo v tabelah 5.1 in 5.4. Postopek [13] je najboljši postopek, objavljen v literaturi, deluje zelo dobro tudi na najtežjih posnetkih. Žal ga avtorji niso testirali na celotni podatkovni zbirki (dva posnetka manjkata), zato ni popolnoma primerljiv z ostalimi rezultati. Razlog za izpustitev dveh posnetkov ni naveden. (Možno je, da so avtorji odstranili posnetke, na katerih postopek ni dal dobrih rezultatov.) MQRS deluje nekoliko boljše od relativno novega postopka [40] (2012), ki temelji na valčkih.

Postopek je bil testiran tudi na podatkovni zbirki QT (tabela 5.2) in zbirki na LTST (tabela 5.3). Rezultati so primerljivi z drugimi rezultati, objavljenimi v literaturi (tabela 5.4). Sicer podatkovna zbirka LTST vsebuje nekaj težavnih posnetkov, vendar so zmogljivosti MQRS tam dokaj visoke. S postopkom MQRS dosežemo na podatkovni zbirki LTST povprečno senzitivnost 99,95 % in povprečno pozitivno napovedljivost 99,84%, medtem ko postopek [10] doseže povprečno senzitivnost 99,72% in povprečno pozitivno napovedljivost 99,37% na istih posnetkih (polovica podatkovne zbirke LTST). Za testiranje postopka [10] so uporabili vedno odvod, ki je v zaporedju odvodov prvi na vrsti, medtem ko smo mi testirali na odvodu ML2 ali njemu podobnem odvodu.

Težava postopka MQRS bi lahko bila, da ni primeren za uporabo na odvodu ML3 in njemu podobnim. To so odvodi, kjer je val R komaj razpoznaven, ima zelo visoko amplitudo (navzdol, ker je minimum), večkrat manjšo od vala R, val S pa ima

zelo veliko amplitudo. MQRS je prilagojen za razpoznavanje kompleksov QRS na odvodih, kjer imata oba vala R in S veliko amplitudo oziroma ima val R izrazito veliko amplitudo, val S pa ne. Prilagoditev postopka odvodom, kjer je signal (predvsem kompleks QRS) take oblike, bi lahko predstavljala nadgraditev našega algoritma in nadaljevanje našega dela.

V delu [55] smo predstavili zgodnje rezultate detekcije kompleksov QRS na podatkovni zbirki MIT-BIH. V tem delu nismo uporabili postopka za odstranjevanje spremembe referenčnega nivoja. Sprememba referenčnega nivoja je predstavljala veliko težavo, ker postopek ADMT pri krajšanju potencira vertikalne spremembe, sprememba referenčnega nivoja pa je vertikalna sprememba. Predobdelava s kompenziranjem spremembe referenčnega nivoja je zelo pripomogla k izboljšanju detekcije vrhov QRS. Postopek smo izboljšali tudi z izboljšavo postopka upragovljanja in s tem, da je vsak minimum in maksimum, ki "preživi" krajšanje, najprej kandidat za vrh kompleksa QRS. V postopku [55] smo kot vrhove QRS upoštevali samo maksimume, ki so "preživel" krajšanje. Dobljeni rezultati so zato bistveno boljši; sedaj je senzitivnost enaka 99,66 % pozitivna napovedljivost pa 99,82 % in napaka 0,51 %, v delu [55] pa je bila specifičnost 98,52 %, pozitivna napovedljivost 98,71 % in napaka 2,66 %.

5.4 Detekcija aritmičnih utripov

Kmalu po tem, ko so bili razviti prvi postopki za avtomatsko detekcijo utripov (kompleksov QRS), so se pojavili tudi prvi detektorji aritmij. Aritmičnih utripov obstaja več vrst, opisali smo jih v poglavju 2.4.1. Naša naloga je odkrivanje spremembe v signalu EKG pri nastopu aritmičnih utripov. Pri označevanju aritmij smo se naslonili na podatkovno zbirko MIT-BIH, kjer so kot aritmičnih utripi označeni:

- levokračni blok (LBBB),
- desnokračni blok (RBBB)
- prezgodnje krčitve atrijske (PAC)
- atrijski ubežni utrip
- nodalni prezgodnji utrip
- nodalni ubežni utrip
- supraventrikularni prezgodnji utrip
- prezgodnja krčitev ventrikla (PVC), prezgodnji ventrikularni utrip

- zlitje normalnega in ventrikularnega utripa
- ventrikularni ubežni utrip
- migetanje ventriklov
- utrip, ki je posledica uporabe srčnega spodbujevalnika.

Več o zgoraj omenjenih utripih je napisano v poglavju 2 v razdelku 2.4.1. V našem primeru delimo utripe tako kot priporoča standard AAMI (ANSI/AAMI/ISO EC57: 1998/(R) 2008) [106], na:

- normalni utripi (normalni utrip, levokračni ali desnokračni blok oziroma vsak utrip, ki ni uvrščen v eno od sledečih skupin), to skupino označimo z N;
- supraventrikularni ektopični utripi (atrijski ali nodalni prezgodnji ali ubežni utrip), skupina S;
- ventrikularni ektopični utripi (ventrikularni prezgodnji ali ubežni utrip), skupina V;
- zlitje normalnega in ventrikularnega utripa, skupina F;
- skupina utripov Q, ki so rezultat uporabe srčnega spodbujevalnika (tudi utripi, ki jih ne znamo klasificirati).

V primeru, da ločujemo med normalnimi in ektopičnimi utripi, razdelimo utripe v dve skupini, v eni so utripi, ki pripadajo skupini N, v drugi pa vsi ostali (S,V,F).

Standard AAMI [106] svetuje tudi, da se pri detekciji aritmije za testiranje ne uporabi posnetkov pacientov, ki uporabljajo srčni spodbujevalnik, to so v podatkovni zbirki MIT-BIH posnetki 102, 104, 107, 217, ter predlaga, da se ne upošteva utripov, kjer je prisotno migetanje ali plahutanje ventriklov (posnetek 207). Omenjene posnetke smo odstranili iz zbirke, ki smo jo uporabili za testiranje.

Ektopični utripi so utripi, ki so po obliki drugačni od normalnih utripov, ponavadi pa nastopijo v seriji normalnih utripov kot trenutna sprememba ritma. Lahko nastopijo kot prezgodnji oziroma dodatni utripi ali kot zgrešeni oziroma ubežni utripi. Na posnetku EKG jih od normalnih utripov ločimo po obliki in po spremembi ritma (intervala RR). Vrste utripov in značilnosti so opisane v razdelku 2.4.1.

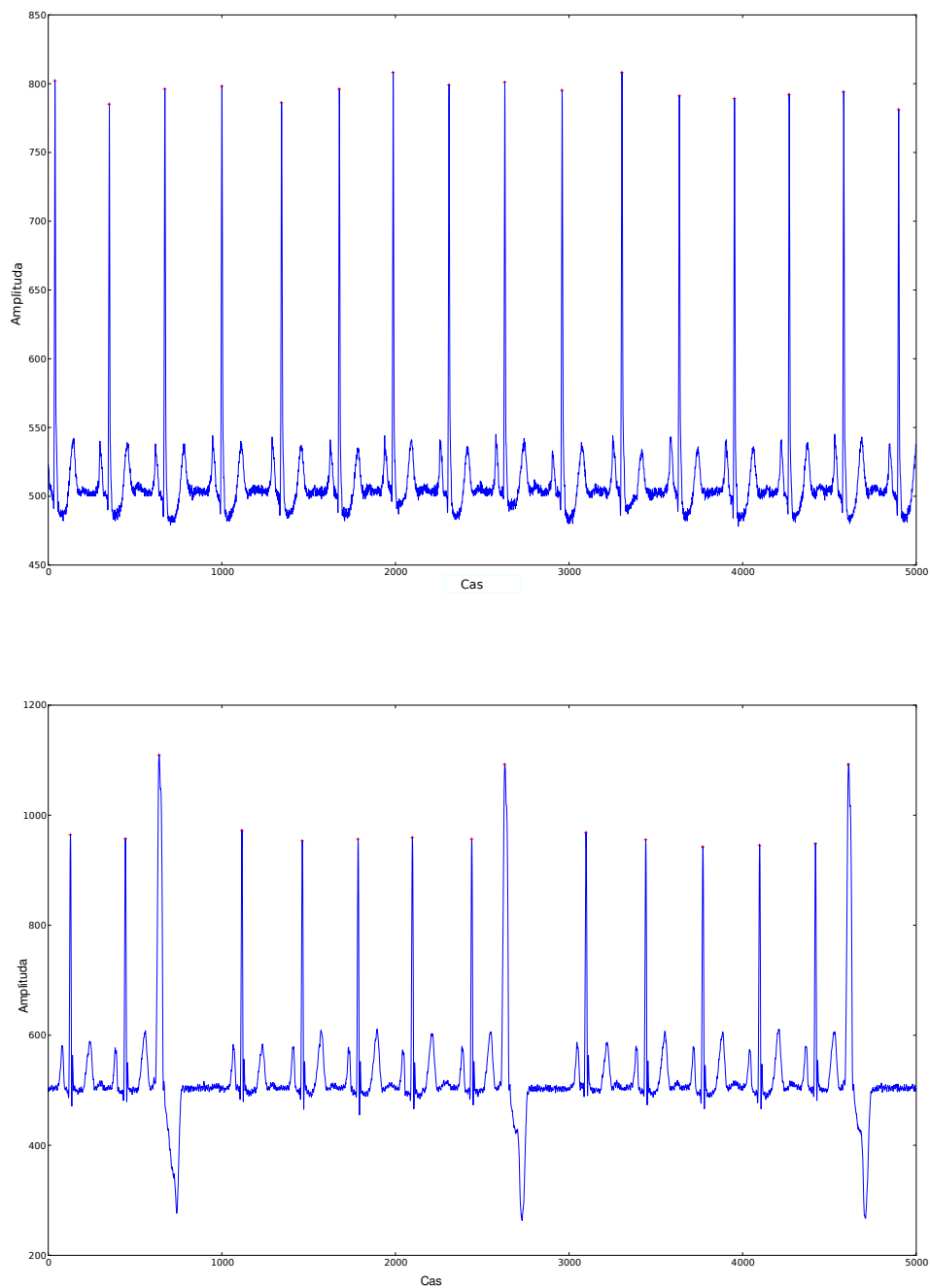
Izhajali smo iz značilnosti aritmičnih utripov; trenutna sprememba oblike glede na normalno (prevladujočo) v posnetku in trenutna sprememba dolžine intervala RR. Odločili smo se, da bomo razpoznavali aritmične utripe tako, da bomo primerjali sosednje utripe med seboj. Izhajali smo iz dejstva, da so si normalni utripi med seboj zelo podobni, v idealnem primeru so enaki po obliki in razlika RR med njimi je

konstantna (se ne razlikuje za več kot 0,12 s). Kot atribut za klasifikacijo smo izbrali razliko v obliki med dvema sosednjima utripoma v dolžinah intervalov RR.

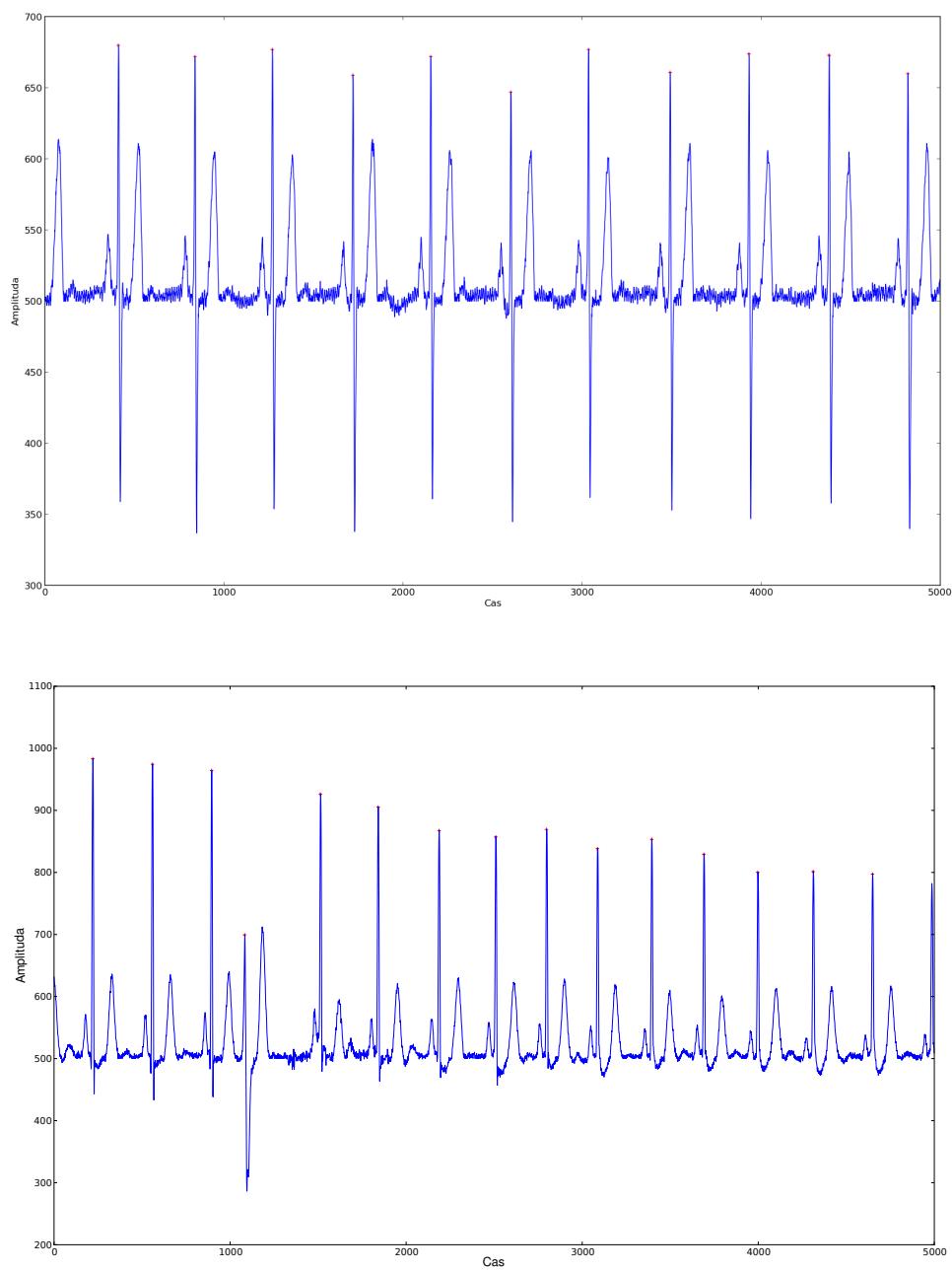
5.4.1 Postopek določanja utripov

V tem primeru ne iščemo samo kompleksov QRS, ampak želimo hkrati z detekcijo kompleksov QRS določiti tudi ostale valove. Poleg valov R in S poskušamo poiskati tudi druge vrhove, ki pripadajo posameznemu utripu. Različni aritmični utripi se od normalnih utripov razlikujejo po obliki različnih valov EKG. To je odvisno od tega, od kje izhajajo aritmični utripi (glej 2.4.1). Razlikujejo se tudi po tem, da je ponavadi RR-razdalja med normalnimi utripi regularna, med nenormalnimi pa ne. Če hočemo določiti, ali je utrip normalen ali ne, moramo imeti več informacij o utripu. Sam položaj kompleksov QRS ne zadostuje. V tem primeru se opiramo na predznanje o obliki različnih utripov v različnih odvodih EKG ter uporabimo dve različni šabloni. Šablona predstavljata, kako naj bi izgledalo zaporedje minimumov in maksimumov v utripu:

- Prva šablona je utrip, kjer sta Q in S blizu povprečja signala in R odstopa. Za to vrsto utripa predvidimo, da sta višini od Q do R in od R do S približno enako dolgi. Obe višini (zadnja in predzadnja morata biti večji od praga) in zadnja točka mora biti minimum (val S). Pogoji je tudi, da je dolžina od Q do S manjša od razdalje med S prejšnjega utripa do Q tega utripa. Razdalja med Q in S mora biti manjša ali enaka 120 msek [56] pri normalnem utripu. Pri PVC je ta razdalja lahko do 180 msek [116]. Utrip PVC je tudi drugačne oblike kot normalen utrip (pred njim ni vala P), amplitudo ima višjo ali nižjo od normalnega utripa v posnetku (višina od R do S je vedno večja kot od Q do R).
- Druga šablona najde obliko, kjer je višina od R do S bistveno večja kot od Q do R (tudi večji naklon). Tukaj je zadnja točka, ki jo najdemo, vrh T. Višini, ki presežeta prag, sta višini R do S in od S do T. Višina od Q do R je manjša od praga in je manjša od dolžin RS in ST. Razdalja med R in S je manjša od razdalje med S in T (RS ima večji naklon kot ST). Naklon med Q in R je manjši od naklona med R in S. V tem primeru izpustimo zadnji maksimum (vrh T) in ga prepustimo formaciji naslednjega utripa.



Slika 5.8: Utripi, ki ustrezajo prvi šabloni. Na spodnji sliki so utripi z veliko višjo amplitudo in širino QRS, to so PVC, ki ustrezajo modificirani prvi šabloni za PVC.



Slika 5.9: Utripi, ki ustrezajo drugi šabloni. Na zgornji sliki ji ustrezajo vsi utripi, na drugi pa utrip PVC.

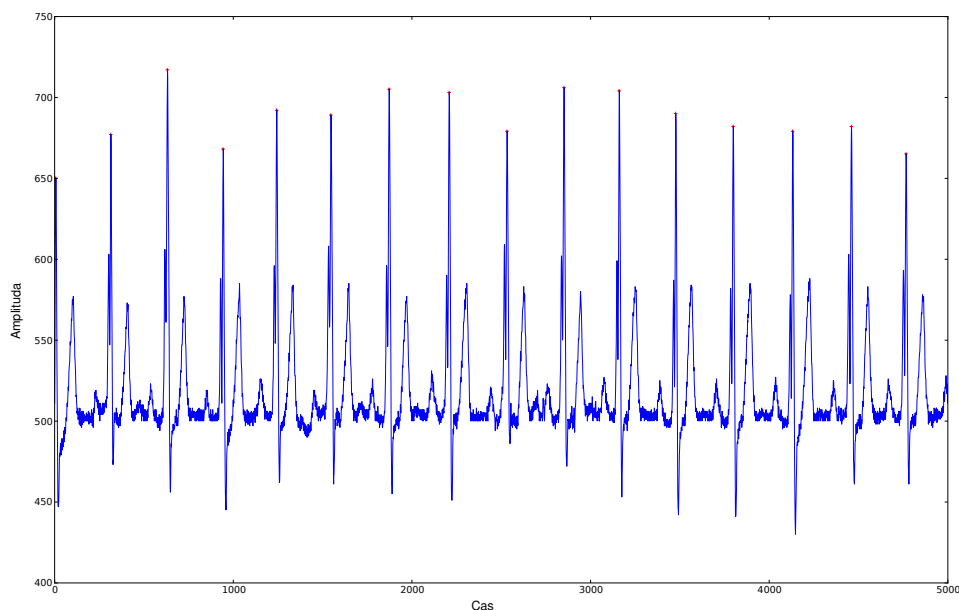
Predznanje o signalih EKG, ki ga še uporabimo pri razpoznavanju utripov:

- Med dvema kompleksoma QRS naj ne bo več kot 8 ekstremov, to predstavlja 4 valove; kompleks QRS, val T, val P in val U oziroma bolj izrazito koleno J. Dodatni valovi so posledica šuma, zato jih je treba odstraniti.
- Če je razdalja od zadnje točke (S) do točke, v kateri smo, večja od 1,5-krat povprečne dolžine RR [12, 10, 40], je zelo velika verjetnost, da smo zgrešili utrip. Zato v tem primeru še enkrat pregledamo zaporedje višin in preverimo, če smo v procesu krajšanja znotraj intervala dobili kakšno zaporedje višin in dolžin, ki ustreza zgornjima šablonama. Če ne najdemo takega zaporedja, znižamo prag za 50 % [10, 40] in preiščemo zaporedje še enkrat.
- Dva zaporedna R morata biti oddaljena med seboj vsaj 250ms, kar je refraktorna perioda. V primeru, da sta dva razpoznana vrhova R oddaljena manj kot za refraktorno periodo, proglasimo višji izmed vrhov za vrh R. Tukaj imamo lahko dva različna primera:
 - V primeru, da je kasnejši "vrh" R nižji, ugotovimo, da to ni pravi vrh R in iščemo naprej v času.
 - V primeru, da pa je bolj zgodnji "vrh R" nižji od naslednjega, ga odstranimo in ekstreme, ki mu pripadajo, dodamo naslednjemu, pravemu (višjemu) vrhu R. Višine okrajšamo, dokler ni pred vrhom R le 8 ekstremov.
- V primeru levokračnega bloka ali desnokračnega bloka se zgodi, da ima utrip dva R vrha. En vrh je nižji od drugega, nižji je lahko pred (RBBB) ali po (LBBB) višjem. Nižji vrh označimo z r in višji z R. Take utripe najdemo tako, da poiščemo spremembo, ki ustreza pragu v eno smer (LBBB navzdol, RBBB navzgor). V primeru, ko imamo pri levokračnem bloku dodaten nižji vrh r kmalu po pravem vrhu R, vidimo, da razdalja navzgor preseže prag, navzdol pa ne. Signal se spusti manj, kot se je prej dvignil in se kmalu spet malo dvigne (manj od praga) in potem se spet spusti. V tem primeru brišemo to majhno razdaljo navzgor in preverimo, če tudi novo nastala višina presega prag. Če to velja, imamo desnokračni blok in najdemo tak utrip. Zelo podobno naredimo tudi pri levokračnem bloku.

Iz osnovnega signala najprej odstranimo nihanje referenčnega nivoja, kot je opisano v 5.3.3. Utrip določimo z naslednjim postopkom:

1. Določimo prag na isti način kot v razdelku 5.3.4.
2. Kopice ne okrajšamo s pragom, ampak jo pustimo tako, kot smo jo uporabili za določanje praga (okrajšamo toliko, da izločimo najbolj očiten šum, glej razdelek 5.3.3). V tem primeru jo tudi malo manj okrajšamo; za predprocesiranje uporabimo prag 0,05 mV, da ne izgubimo vala P, ki ima lahko zelo nizke amplitude. V razdelku 5.3.5 nas to ni motilo, ker smo iskali samo komplekse QRS. V primeru, da je signal zelo pošumljen, tudi tukaj dvignemo mejo predprocesiranja, tako kot je opisano v razdelku 5.3.3 (ampak ne več kot do 0,125 mV). V primerih zelo pošumljenega signala raje izgubimo položaj kakšnega vala P, kot da zaradi šuma zaznamo napačne komplekse QRS, ker na tak način takoj dobimo napačen utrip.
3. Preostalo vsebino kopice uredimo tako, da je v njej shranjeno zaporedje minimumov in maksimumov, v časovnem zaporedju.
4. Spremljamo zaporedje minimumov in maksimumov in iščemo zaporedje, ki ustreza eni od šablon.
5. Če zaporedje največ štirih parov minimum-maksimum ne ustreza nobeni šabloni, pomeni, da nismo našli še novega kompleksa QRS. Takrat izbrišemo najmanjšo višino v zaporedju razdalj.
6. V primeru, da je najmanjša višina zadnja višina v nizu, dodajamo naslednje višine iz časovnega zaporedja. Ko naletimo na višino, ki je večja od predzadnje višine izbrišemo najmanjšo višino (predzadnjo). Brišemo, dokler nimamo 8 ekstremov v zaporedju (predpostavimo, da ostanejo najbolj relevantni ekstremi).
7. Ko najdemo zaporedje minimumov in maksimumov, ki ustreza eni od šablon, zaznamo utrip.

Rezultat postopka je zaporedje vrhov, ki predstavljajo valove dveh utripov v standardni obliki od vala S enega utripa do vala S drugega utripa. Standardna oblika utripa je predstavljena z zaporedjem: val P, kompleks QRS (vmes je lahko še točka



Slika 5.10: Primer posnetka z levokračnim blokom.

J), val T in v nekaterih primerih še val U. Utrip v standardni obliki dobimo s pomočjo postopka rezanja in lepljenja utripov.

Rezanje in lepljenje utripov

Vzamemo dva utripa tako, kot nam jih vrne zgoraj opisan postopek (od S_1 do S_2). Prvemu utripu pripadajo valovi P_1, Q_1, R_1, S_1, T_1 in drugemu P_2, Q_2, R_2, S_2, T_2 . Poskusimo določiti, katere točke spadajo k prvemu in katere k drugemu utripu. Iz predznanja o signalu EKG vemo, da večji del intervala od RR (od enega vala R do drugega vala R, recimo od R_1 do R_2) zavzema utrip, ki pripada R_1 . Vedno predpostavljamo, da delamo z normalnimi utripi in takim odvodom, da vrhova valov P in T predstavljata maksimuma. Večinoma uporabljamo ML2, kjer je val T vedno maksimum, isto je tudi v odvodih L1, L2, V3, V4, V5, V6. V odvodu aVR je val T vedno invertiran in v odvodih L3, aVL, aVF, V1, in V2 občasno invertiran. Val P je invertiran samo v patoloških primerih

Karakteristične točke dveh utripov med R_1 in R_2 ločimo tako, da maksimume, ki ležijo v prvih $2/3$ intervala, prilepimo k prvemu utripu in maksimume, ki ležijo v zadnji $1/3$ intervala, k drugemu utripu. Ko nek maksimum prilepimo k prvemu utripu, tja

prilepimo tudi minimum na njegovi desni. V točki, kjer se prejšnji utrip konča, se drugi začne.

5.4.2 Razdalja med dvema utripoma (razlika v obliki)

Algoritem 2: Najenostavnejši in časovno najzahtevnejši algoritem za izračun razdalje med dvema krivuljama.

Data:

- dve krivulji $kriv_1$ in $kriv_2$
- število točk $n1 = n(kriv_1)$ in $n2 = n(kriv_2)$

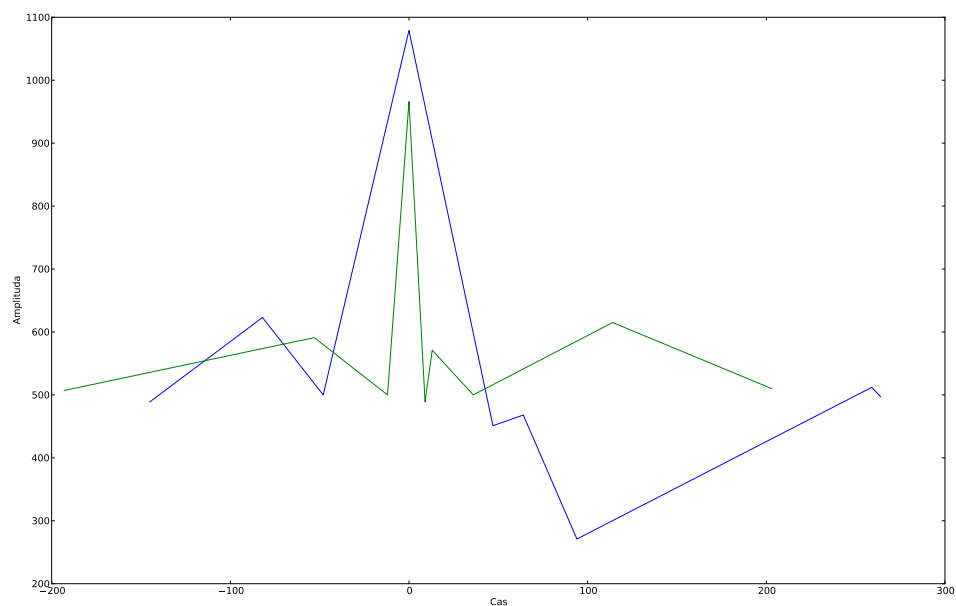
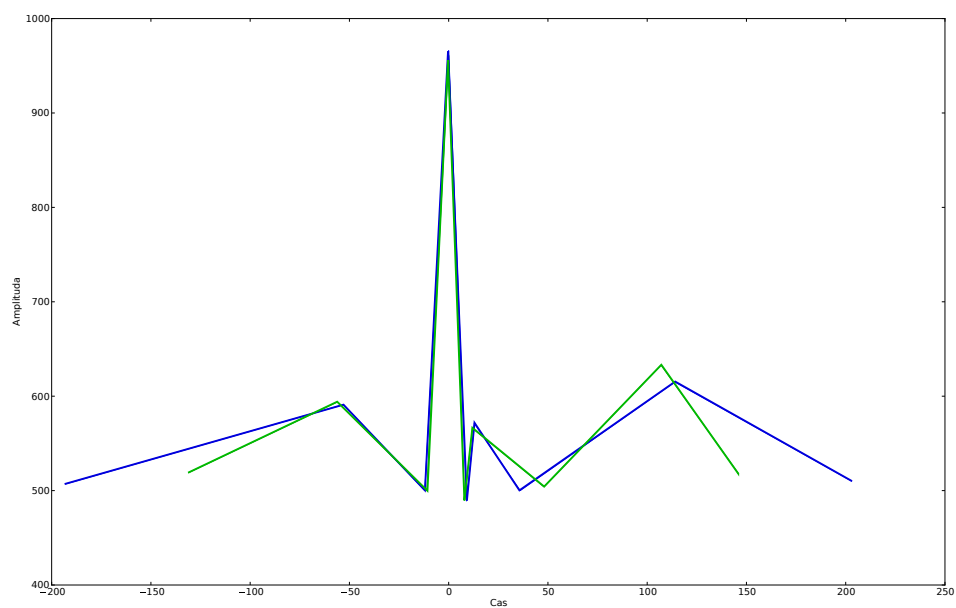
Result: razdalja med krivuljama $razkriv$

```

1  $razkriv = 0$  ;
2  $najmraz = \infty$ ;
3 for  $i \leftarrow 1$  to  $n1$  do
4   for  $j \leftarrow 1$  to  $n2$  do
5     if  $(d(kriv_1,kriv_2) < najmraz)$  then
6        $najmraz = d(kriv_1,kriv_2)$ ;
7      $razkriv = raz - kriv + najm - raz$ ;
8      $najmraz = \infty$ ;
9  $razkriv = razkriv/n(kriv_1)$ ;
10 return  $razkriv$ 

```

Za izračun razlike v obliki dveh utripov smo razvili posebno razdaljo, ki opisuje razliko v obliki. Zgledovali smo se po [117], ki uporablja specifičen algoritem za izračun razdalje med dvema krivuljama. Povezava točk, ki prikazujejo karakteristične točke enega utripa (določene s posopki opisanimi v razdelkih 5.4.1 in 5.4.1), je naša krivulja. Vsak utrip predstavlja ena taka krivulja. Referenčna točka posameznega utripa je kompleks QRS. V našem primeru kot referenčno točko določimo vrh vala R. Dva sosednja utripa poravnamo tako, da sta oba vrha valov R poravnana eden nad drugim v višini vrha vala Q, torej prvega minimuma pred vrhom vala R (maksimumom). V signalu EKG so lahko valovi R zelo različne višine, zato jih ne poravnamo na isti višini. Minimumi, ki pripadajo valu Q, v veliki večini primerov niso izraziti, saj je ta točka ponavadi kar enaka izoelektričnemu nivoju. Izoelektrični nivo pa je konstanten



Slika 5.11: Sliki prikazujeta poravnavo dveh zaporednih utripov med računanjem podobnosti. Zgornji primer prikazuje primerjavo dveh normalnih utripov, spodnji pa primerjavo normalnega utripa in utripa PVC.

skozi celoten posnetek, ker prej njegovo spreminjanje odstranimo s predprocesiranjem z metodo [110] (glej razdelek 5.3.3). Zato je ta nivo primeren za poravnavo po višini. Slika 5.11 zgoraj prikazuje primer poravnave dveh normalnih utripov, slika 5.11 spodaj pa poravnavo normalnega utripa in utripa PVC.

Naivna implementacija, ki izračuna razlike med dvema utripoma, je taka, da za vsako točko ene krivulje najdemo njej najbližjo točko na drugi krivulji in izračunamo razdaljo med tema dvema najbližjima točkama. V najenostavnejšem primeru za vsako točko izračunamo razdalje do vseh točk na drugi krivulji in vzamemo najmanjšo razdaljo (glej algoritem 2). V [117] je predstavljena izboljšava naivnega algoritma v primeru, da za krivuljo velja, da so njene vrednosti v eni dimenziji monotonno naraščajoče, (npr. vrednosti v smeri y so lahko višje ali nižje, v smeri x pa vedno naraščajo, s tem postavimo pravilo, da krivulja ne seče same sebe). Dejstvo, da so vrednosti v eni smeri monotonno naraščajoče, nam zmanjša število točk druge krivulje, ki jih moramo preiskati, da najdemo najbližjo točko (za več informacij glej [117]). Postopek [117] je primeren tudi za primerjavo krivulj, ki ne vsebujeta istega števila točk.

Najprej smo za računanje razdalje uporabili algoritem [117], saj pri naših krivuljah, ki predstavljajo po en utrip, dimenzija x vedno monotonno narašča. Kmalu se je pokazalo nekaj težav, zaradi katerih algoritem ni primeren za rešitev našega problema. Eno izmed glavnih težav predstavlja, da algoritem ne preverja, ali gre za minimum ali maksimum. Težava je tudi, da algoritem začne primerjati krivulji v prvi točki obeh krivulj, ne pa v točki R , kakor bi si želeli. Zato smo po zgledu [117] razvili nov, primernejši algoritem (algoritem 3) za izračun razdalje med dvema krivuljama.

Definicija 8 Če imamo točko T_1 na krivulji $kriv_1$ in ji iščemo par na krivulji $kriv_2$ poiščemo točko, ki ustreza pogojem:

- točka T_2 je istega tipa kot T_1 (minimum ali maksimum) in
- na krivulji k_2 ne obstaja točka (istega tipa), ki bi bila točki T_2 bližja kot točka T_1 . Relacijo označimo $T_2 = par(T_1)$.

Para točke ne iščemo na »naiven« način, da bi izračunali razdalje od točke do vseh točk istega tipa na drugi krivulji, ampak upoštevamo dve omejitvi:

- Ne moremo narediti para iz točke, ki leži levo od vrha R , in točke, ki leži desno od vrha R (in obratno).

- Če najdemo točko T_2 , ki je za nek d oddaljena od točke T_1 , potem preiskujemo druge točke (istega tipa) na krivulji k_2 , dokler razdalja od T_1 do preiskovane točke ne preseže v monotono naraščajoči dimenziji (v našem primeru x) dolžine d . Ta pogoj je isti, kot so ga uporabili v [117].

Iskanje najbližje točke je ilustrirano na 5.12

Kako deluje algoritem 3, si lažje predstavljamo na primeru, zato ga razložimo s pomočjo slike 5.12. Na začetku postavimo razdaljo (*razkiv*) med krivuljama (*kriv₁* in *kriv₂*) na 0 (vrstica 1) in tudi število razdalj postavimo na 0 (vrstica 2). Dva utripa signala EKG pred računanjem razdalje med njima poravnamo tako, da sta valova R eden nad drugim (v višini Q). Zanima nas, kateri v zaporedju ekstremov je ekstrem, ki pripada vrhu R (v obeh utripih), zato to določimo v vrsticah 3 za krivuljo 1 in 4. Izračunamo prvo razdaljo, ki je vertikalna razdalja med vrhoma R (vrstica 5). Na sliki predstavljata to točki $T1ma_1$ in $T2ma_2$. Računanje razdalje začnemo v levo proti začetku obeh utripov in nadaljujemo v desno proti koncu obeh utripov ločeno.

Najprej se pomikamo vzvratno po točkah obeh krivulj od vrhov R proti začetku 7. Če gledamo sliko 5.12, smo v točkah $T1ma_1$ in $T2ma_2$ (vrhova R), premaknemo se za eno točko v levo, za katero vemo, da je minimum (sledijo si vedno minimumi po maksimumih). Preverimo, kateri od dveh minimumov, na sliki sta to $T1mi_1$ in $T2mi_2$, je bolj oddaljen od vrha R (v horizontalni smeri). Vidimo, da je to točka $T1mi_1$ (vrstica 10 v algoritmu 3). Tej točki poiščemo najbližji minimum na drugi krivulji (*kriv₂*), na sliki je to točka $T2mi_2$, takim točkam rečemo par (v algoritmu 3 je to vrstica 11). Za izračun najbližjega minimuma ne računamo razdalje do vseh minimumov, ampak se zgledujemo po načinu za iskanje najbližje točke, opisanem v [117]. Kako iterativno iščemo par točke, je prikazano na sliki 5.12. Razdalja je definirana kot evklidska razdalja med minimumi. Najmanjšo razdaljo prištejemo *razkriv* (algoritem 3, vrstica 12), število razdalj (*straz*) povečamo za ena (vrstica 13).

Ugotovimo, da sta na sliki 5.12 dva ekstrema, ki pripadata *kriv₁*, ostala brez para (algoritem 3, vrstica 14), želimo pa, da za vse točke obeh krivulj izračunamo razdaljo do druge krivulje. To težavo rešimo tako, da za te točke izračunamo dolžino do pravokotne projekcije na njim najbližji premici, ki je del druge krivulje. V primeru na sliki 5.12 je to premica, ki povezuje točki $T1mi_1$ in $T1ma_1$. Razdaljo izračunamo s pomočjo formule:

Algoritem 3: Algoritem za izračun razdalje med dvema utripoma.

Data:

- dva krivulji *kriv1* in *kriv2*
- število točk $n1 = n(kriv1)$ in $n2 = n(kriv2)$

Result: razdalja med krivuljama *razkriv*

```

1  razkriv = 0 ;
2  straz=0;
3  p1=položaj R v zaporedju ekstremov kriv1;
4  p2=položaj R v zaporedju ekstremov kriv2;
5  razkriv=razdalja med R vrhoma obeh krivulj;
6  straz=straz + 1;
7  while (obravnavamo vse točke od p1, p2 vzvratno do začetne točke krajše
   krivulje) do
8  |   gremo za eno točko bolj v levo na obeh krivuljah;
9  |   if (sta točki istega tipa, minimuma ali maksimuma) then
10 | |   MI=točka (kriv1 ali kriv2) bolj oddaljena od R;
11 | |   mi=par(MI) par je definiran v definiciji 8;
12 | |   razkriv = razkriv + raz(MI,mi);
13 | |   straz=straz + 1;
14 | |   if (točke ostanejo brez para na krivulji, kjer je mi) then
15 | | |   while obstajajo pred MI točke brez para do
16 | | | |   d1=pravokotna razdalja do premice MI in maksimuma pred MI;
17 | | | |   razkriv = razkriv + d1;
18 | | | |   straz=straz + 1;
19 | | |   if (mi=zadnja točka) then
20 | | | |   d2=navpična razdalja točke do MA in točke pred MA;
21 | | | |   razkriv = razkriv + d2 ;
22 | | | |   straz = straz + 1 ;
23 while (obravnavamo vse točke od p1, p2 naprej do končne točke krajše
   krivulje)
   do
24 |   gremo za eno točko bolj v desno na obeh krivuljah;
25 |   ponovimo korake 10 do 22 v drugi smeri
26 razdalja = razkriv/straz

```

$$d = \frac{(T1ma_1(x) - T1mi_1(x))(T1ma_1(y) - T2i(y)) - (T1mi_1(x) - T2i(x))(T1ma_1(y) - T1mi_1(y))}{\sqrt{(T1ma_1(x) - T1mi_1(x))^2 + (T1ma_1(y) - T1mi_1(y))^2}} \quad (5.7)$$

Izračunana razdalja predstavlja najmanjšo razdaljo med točko in premico. To je vrstica 16. Na sliki 5.12 sta označeni ti dve razdalji z d_1 in d_2 . V algoritmu 3 prištejemo v zanki (vrstica 15) obe razdalji *razkriv* (vrstica 17). Dve razdalji dvakrat povečata *straz* za 1 (vrstica 18). S tem smo obdelali prvi minimum (bolj oddaljen od R).

V naslednjem koraku poiščemo naslednjo točko, ki je maksimum. Na sliki 5.12 vidimo, da je od vrhov R bolj oddaljena (vertikalno) $T1ma_2$, njen par je $T2ma_3$. Posodobimo skupno razdaljo in povečamo število razdalj za 1. Vmes ne najdemo točk brez para.

Naslednja točka je minimum, bolj oddaljen od R je $T2mi_3$ (vrstica 19), ker pa je to zadnja točka za obe krivulji, tudi za manj oddaljeno $T1mi_2$. Zadnjo razdaljo izračunamo kot vertikalno razdaljo točke $T1mi_2$ do premice nad njo (premico med $T2mi_3$ in $T2ma_3$), to je v algoritmu 3, vrstica 20. Razdaljo izračunamo s pomočjo enačbe:

$$d = abs(T1mi_2(y) - (\frac{(T1mi_2(x) - T2mi_3(x))(T2ma_3(y) - T2mi_3(y))}{T2ma_3(x) - T2mi_3(x)} + T2mi_3(x))) \quad (5.8)$$

Na sliki je ta razdalja označena z dk . Razdaljo spet prištejemo *razkriv* in *straz* se poveča za 1 (algoritem 3, vrstici 21 in 22).

Prej opisani postopek iskanja parov, vmes pozabljenih točk in končnih točk ponovimo od vrha R naprej v desno do konca utripov (krajšega). To je v algoritmu opisano v vrsticah 23, 24 in 25. Končni rezultat dobimo tako, da razdelimo seštevek vseh razdalj (*razkriv*) s številom vseh izračunanih razdalj (algoritem 3, vrstica 26).

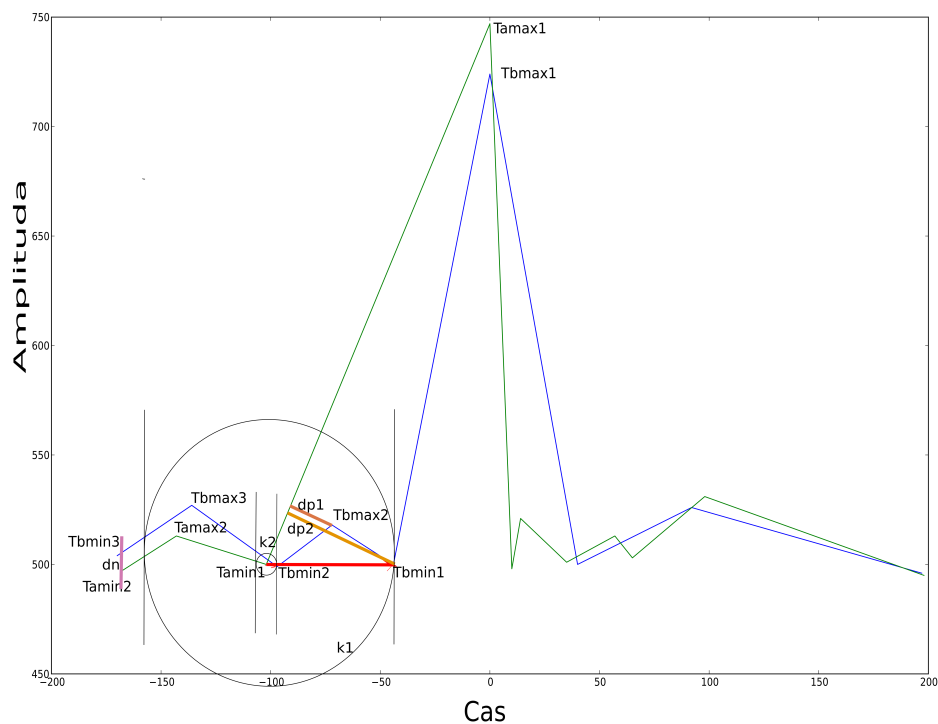
Prednosti našega algoritma za računanje razlike pred algoritmom [117] so, da upošteva, kakšnega tipa je točka (minimum ali maksimum), da upošteva, da sta vala R poravnana (računa vedno razliko med njima). Postopek ne izračuna nikoli takega para točk, da leži ena točka levo od vrha R, druga pa desno od R. Prednost je tudi, da upošteva vse točke obeh krivulj in izračuna par tudi točkam, ki nimajo pravega para (na sliki 5.12 sta to točki $T2min1$ in $T2max2$). Za take točke poišče pravokotne projekcije na najbližjo premico, namesto da računa razdalje do njim najbližjih točk na drugi krivulji, kot to naredi postopek [117]. Z računanjem razdalj do točk namesto projekcij na premice bi ustvarili velike razdalje, ki bi jih nato prišteli k skupni razdalji

po nepotrebnem. V takem primeru tudi kršimo pravilo, da sta par dve točki in to samo tisti, ki sta si med seboj najbližji. Prednost je tudi, da prenehamo z računanjem razdalj (v obe smeri), ko se krivulji v smeri x ne prekrivata več (levo ali desno). Na koncu izračunamo samo navpično razdaljo. S tem dosežemo, da računamo samo razliko v obliki krivulj tam, kjer se časovno prekrivata. V nasprotnem primeru bi nam k razdalji veliko prinesla prav razlika v dolžini, česar pa ne želimo, saj razliko v dolžinah intervalov RR upoštevamo kot ločen atribut pri klasifikaciji.

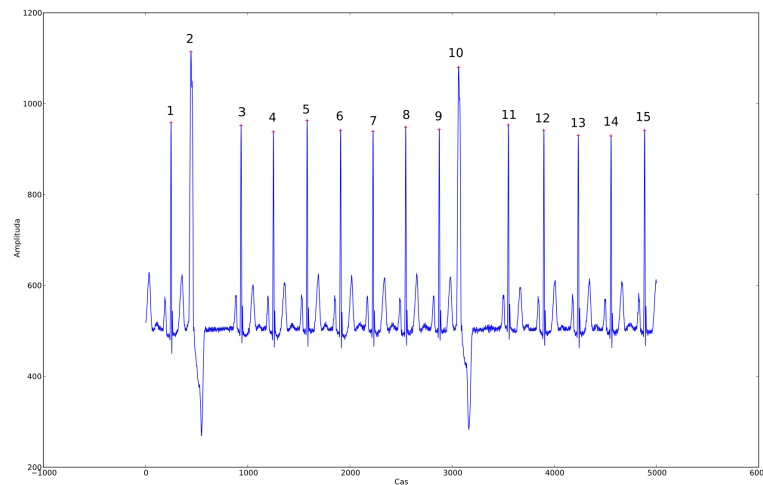
5.4.3 Postopek detekcije aritmičnih utripov

Naša naloga je bila razviti detektor anomalij v signalu EKG. Program bi deloval tako, da bi zdravnika opozoril na določene anomalije; na aritmične utripe (ektopične utripe) oziroma bi ga opozoril tudi takrat, ko bi prišlo do napake, ker je detektor kompleksov QRS narobe določil položaj utripa. Naš detektor zelo dobro klasificira posamezno normalne utripe, zato lahko že iz dejstva, da detektor zgreši utrip, sklepamo, da je utrip nenormalen. V tem primeru v eno skupino klasificiramo neektopične utripe (normalne utripe, LBBB, RBBB), v drugo skupino pa vse vrste aritmij supraventrikularne ektopične utripe in ventrikularne ektopične utripe, fuzije normalnih in ektopičnih utripov in artefakte. Imamo dve vrsti artifaktov; odvečni utripi, ki jih detektor QRS najde in zgrešeni utripi, ki jih detektor QRS zgreši. Kot attribute za opis utripov izberemo razliko v obliki med dvema zaporednima utripoma in razliko v razdalji RR med zaporednima utripoma, ki ju primerjamo. Sliki 5.14 in 5.15 prikazujeta v časovnem zaporedju, kako se spreminja razlika v obliki med pari zaporednih utripov, slika 5.16 pa odvisnost med razliko v obliki in razliko v dolžini intervalov RR za pare zaporednih utripov. Modra barva prikazuje primerjave utripov, ki pripadajo prvi skupini, rdeča pa tiste, ki pripadajo drugi.

Naš postopek ne spremlja posameznih utripov, ampak pare utripov. Sklepamo, da bo v primeru, ko primerjamo normalen utrip z aritmičnim, razlika v obliki med njunima krivuljama večja kot v primeru, ko primerjamo dva zaporedna normalna utripa. Isto sklepamo za razliko v RR-razdalji. Zato tudi klasificiramo pare utripov, ne pa posameznih utripov. Primerjava dveh utripov iz skupine normalnih utripov se klasificira v prvo skupino (glej slika 5.11 zgoraj), primerjava utripa iz normalne skupine in aritmičnega utripa pa v drugo skupino (glej slika 5.11 spodaj), zaporedje dveh aritmičnih utripov se klasificira tudi v drugo skupino. En osamljen aritmični



Slika 5.12: Slika prikazuje, kako izbiramo najbližji minimum minimumu, ki ga obravnavamo ($T1mi_1$). Velika krožnica ($k1$) predstavlja razdaljo do prvega minimuma (istoležnega). Poskušamo poiskati minimum znotraj krožnice $k1$, to je $T2mi_2$. Zmanjšamo radij iskanja, kar predstavimo z manjšo krožnico $k2$. Ko ugotovimo, da noben od minimumov, ki imajo y -koordinato manjšo od radija krožnice, ne leži znotraj te krožnice [117], prenehamo s pregledovanjem minimumov. Najdeni minimum $T2mi_2$ proglasimo za par minimuma $T1mi_2$ (najbližja minimuma). Oranžni črti prikazujeta najkrajši razdalji vmesni točk do premice (za $T2mi_1$ je to razdalja $dp1$ in za $T2ma_2$ $dp2$). Roza črta dn prikazuje navpično razdaljo od krajše krivulje, katere zadnja točka je $T1mi_2$, do premice.

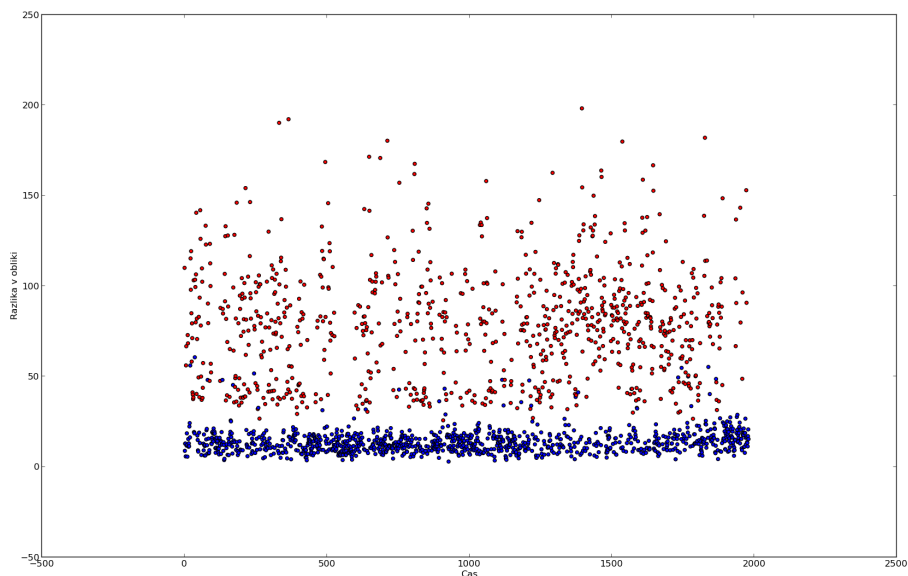


Slika 5.13: Primer okna posnetka EKG, ki vsebuje dva utripa PVC (utrip 2 in utrip 10), ki se zelo razlikujeta od normalnih utripov (ostali utripi). Pari normalnih utripov so modre barve, aritmični pari pa so rdeče barve.

utrip zaznamo vedno dvakrat zaporedoma, najprej ko primerjamo normalen utrip in aritmičnega in potem ko primerjamo aritmičnega spet z normalnim. Lažje si predstavljamo, če pogledamo sliko 5.13. Če primerjamo utripa 1 in 2, dobimo veliko razliko, ker sta utripa zelo različnih oblik. Razlika med pripadajočima dolžinama RR med njima je večja kot med normalnimi utripi. Primerjava utripov 2 in 3 nam da spet veliko razliko v obliki, saj sta si utripa po obliki zelo različna in dolžina RR med njima je manjša kot pri normalnih utripih. Ko primerjamo utripa 3 in 4, pa dobimo majhno razliko v obliki, saj gre za dva normalna utripa, ki sta si zelo podobna. Isto velja tudi za utripa 4 in 5, 5 in 6, 6 in 7, 7 in 8, 8 in 9. V vseh teh primerih je tudi RR konstanten.

5.4.4 Rezultati detekcije aritmičnih utripov

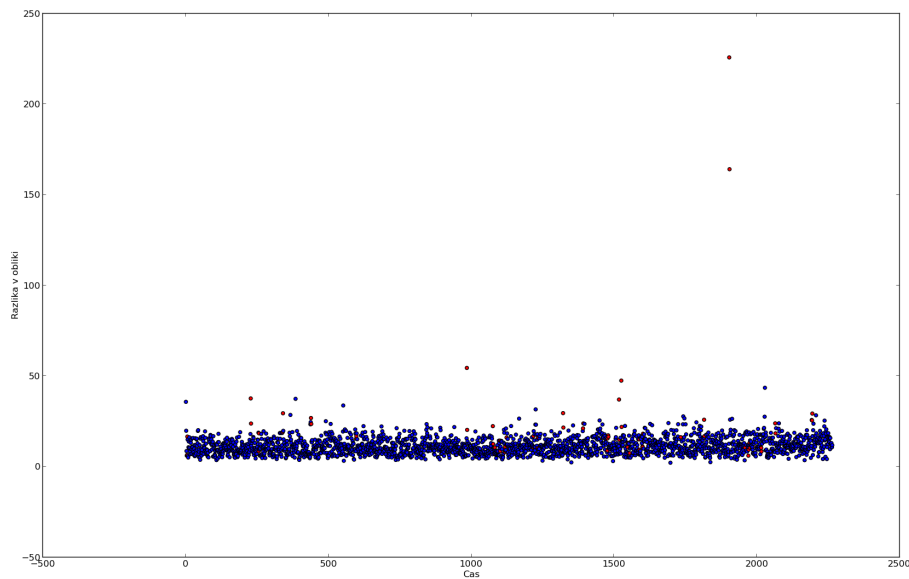
Tabela 5.5 prikazuje zmogljivost detekcije aritmičnih utripov z metodo, ko zaporedoma iščemo vrhove R in do štiri vrhove med njimi (glej razdelek 5.4.1). Vsebuje tudi različne statistične podatke za posamezen posnetek. V stolpcu »posnetek« so označeni posnetki podatkovne zbirke MIT-BIH. N_m je število zgrešenih utripov, N_f je število narobe razpoznanih utripov, N_a je število vseh utripov, Se je senzitivnost



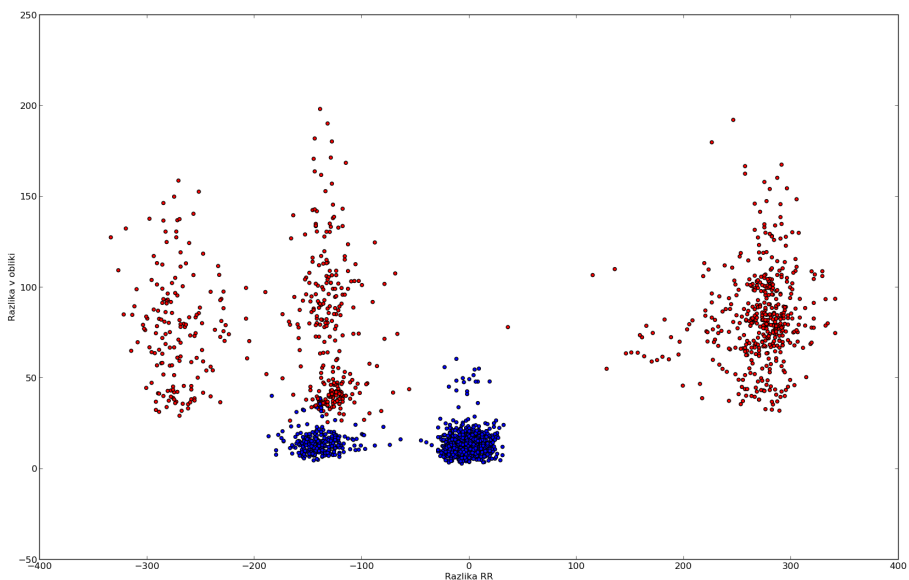
Slika 5.14: Časovno spreminjanje razlike v obliki med pari zaporednih utripov za posnetek 119 podatkovne zbirke MIT-BIH. Posnetek vsebuje veliko utripov PVC, venrikularno trigimijo in bigimijo. Pari normalnih utripov so rdeče barve, aritmični pari pa rdeče barve.

detekcije, $+P$ pozitivna napovedljivost in E je napaka. N je število normalnih utripov, A je število aritmičnih utripov (sem spadajo tudi N_m in N_e). Stolpec $\text{povp}(dn)$ predstavlja povprečno razliko v obliki med normalnima utripoma v posnetku, $\text{std}(dn)$ pa standardno deviacijo. Povprečna razlika v razdaljah med RR za normalne utripe je $\text{povp}(dRRn)$ in $\text{std}(dRRn)$ standardna deviacija, $\text{povp}(da)$ je povprečna razlika v obliki med aritmičnima utripoma in $\text{std}(da)$ standardna deviacija, $\text{povp}(dRRa)$ je povprečna razlika RR aritmičnega in normalnega utripa ali dveh aritmičnih in $\text{std}(dRRa)$ standardna deviacija.

Utripe smo klasificirali v dve skupini; primerjava normalnega in aritmičnega utripa in primerjava dveh normalnih utripov. V skupino normalnih utripov se uvrščajo: normalni utripi, LBBB, RBBB, med aritmične utripe pa vsi ostali tipi aritmičnih utripov. Naš postopek ne uporablja referenčnih anotacij utripov. Postopek istočasno razpozna utripe (komplekse QRS) in določa, ali so aritmični ali ne. S takim določanjem utripov ne dobimo pravilno označenih vseh utripov, neke dobimo zgrešene utripe (N_m v tabeli 5.5) ali označene utripe, ki niso pravi utripi (N_e v tabeli 5.5). Take utripe proglasimo kot aritmične, saj ne zadoščajo pogojem normalnih utripov (podob-



Slika 5.15: Časovno spreminjanje razlike v obliki med pari zaporednih utripov za posnetek 100 podatkovne zbirke MIT-BIH. Posnetek vsebuje en utrip PVC, na sliki ga opazimo, ker najbolj izstopa po razliki v obliki. Ostali aritmični utripi so utripi APC, ti so po razliki v obliki dokaj podobni normalnim utripom.



Slika 5.16: Razlika v obliki v odvisnosti z razliko v dolžinah intervalov RR za posnetek 119.

nost, konstanten interval RR). Utripe, ki ne ustrezajo označbam podatkovne zbirke MIT-BIH, označimo s P (preveč). Tam, kjer pri primerjavi z označbami podatkovne zbirke MIT-BIH ugotovimo, da manjka utrip, damo naslednjemu pravilno določenemu utripu (po referenčnih anotacijah MIT-BIH) oznako M (manjka utrip). Za take utripe pričakujemo, da jih bo naš klasifikator klasificiral kot aritmične. Sklepamo, da pride do takih napak v primerih nenormalnih utripov oziroma nekih anomalij v signalu EKG, zato bi lahko že sam tak dogodek (dodaten utrip ali zgrešen utrip) šteli za pokazatelja neke anomalije.

Za klasifikacijo smo uporabili naivni Bayesov klasifikator (tabela 5.7), odločitveno drevo (tabela 5.6) in k-najbližjih sosedov (tabela 5.8). Vzorčili smo z metodo izpusti enega, kjer uporabimo po enega izmed posnetkov za testiranje, vse ostale pa za učenje klasifikatorja. Vzorčili smo tudi z metodo 10x2-kratno prečno preverjanje. Podatkovno zbirko smo naključno razdelili na polovico in polovico podatkov uporabili za učenje, polovico za testiranje. Postopek smo ponovili desetkrat. Tak način testiranja smo uporabili, ker smo delili množico na učne in testne posnetke. Težava je v tem, da so si posnetki zelo različni med seboj. Marsikateri posnetek ima zelo malo aritmičnih utripov, zato bi se nam lahko v primeru, da bi delili zbirko na npr. pet delov v testni množici, zgodilo, da bi dobili posnetke z zelo malo ali brez aritmičnih utripov. S takim prečnim primerjanjem smo dobili bolj uravnotežene rezultate. Vedno delimo na učne in testne posnetke in ne na učne in testne utripe, ker tudi v klinični praksi klasificirajo utripe posnetka, ki ga še ne poznajo. Tako se izognemo potrebi, da bi se klasifikator moral naučiti posebnosti specifičnega posnetka, da bi ostale utripe tega posnetka dobro klasificiral, kot so to delali v [118]. Če bi se hoteli naučiti klasificirati utripe za vsak posnetek posebej, bi morali najprej del posnetka ročno označiti, kar je neuporabno, dolgotrajno in v klinični praksi neizvedljivo.

Kot mero zmogljivosti smo uporabili točnost (Acc), senzitivnost (Se), specifičnost (Sp), pozitivno napovedljivost ($+P$), negativno napovedljivost ($-P$). To so standardne mere zmogljivosti, uporabljene pri ocenjevanju klasifikatorjev aritmij.

$$Acc = \frac{Ta + Tn}{(A + N)} \quad (5.9)$$

$$Se = \frac{Ta}{(Ta + Fn)} \quad (5.10)$$

$$Sp = \frac{Tn}{(Fa + Tn)} \quad (5.11)$$

$$+P = \frac{T_a}{(T_a + F_a)} \quad (5.12)$$

$$-P = \frac{T_n}{(T_n + F_n)} \quad (5.13)$$

V zgoraj navedenih enačbah je A število aritmičnih utripov, N je število normalnih utripov, T_a je število pravilno klasificiranih aritmičnih utripov, T_n je število pravilno klasificiranih normalnih utripov, F_n je število aritmičnih utripov, klasificiranih kot normalnih, in F_a je število normalnih utripov, ki jih klasificiramo kot aritmične. Uporabimo različne oznake kot v primeru detekcije utripov zato, da ločimo postopka detekcije in klasifikacije (npr. N_a je število vseh utripov pri detekciji, medtem ko je T_a število pravilno klasificiranih aritmičnih utripov). Rezultate podamo kot povprečje rezultatov posameznih posnetkov oziroma (povp.) uteženo s številom utripov v posnetku (povp. ut.)

5.4.5 Razprava o klasifikaciji aritmičnih utripov

Ko klasificiramo z odločitvenim drevesom, naivnim Bayesovim klasifikatorjem ali k najbližjimi sosedi dobimo zelo podobne rezultate. V tabelah 5.7 in 5.6 vidimo, da klasifikatorja v nekaterih primerih zelo dobro klasificirata aritmične utripe (106, 109, 113, 116, 119, 200, 214, 228, 233). To so posnetki, ki vsebujejo veliko aritmičnih utripov in v veliki večini utripe PVC. Ti utripi so po obliki zelo različni od normalnih utripov, zato tvorijo velike razlike, ko jih primerjamo z normalnimi utripi in jih zato precej lahko ločimo od normalnih utripov. Klasifikator aritmičnih utripov v nekaterih posnetkih (100, 103, 112, 209, 213, 220, 222, 234) izkazuje nizko senzitivnost. To se zgodi v posnetkih, ki vsebujejo aritmične utripe v obliki utripov APC (100, 103, 112, 209, 220, 222) ali nodalnih prezgodnjih (222, 234), ki so po obliki zelo podobni normalnim utripom. Klasifikatorja sta veliko bolj občutljiva na ventrikularne utripe kot na supraventrikularne utripe, kar je dobro, ker so ventrikularni utripi, predvsem PVC, veliko bolj nevarni za zdravje kot APC, ki so večinoma popolnoma neškodljivi. Specifičnosti so v večini posnetkov zelo visoke, razen v posnetku 203, ki je zelo pošumljen in poln artefaktov. V tem posnetku tudi sama detekcija kompleksov QRS ni najbolj zanesljiva. Senzitivnost so najslabše v posnetku 222, ki vsebuje veliko število utripov APC, posnetku 203, ki je zahteven tudi za ročno obdelavo, in posnetku 208, ki vsebuje utripe PVC, ki so nenavadno podobni normalnim utripom.

Posnetek	NM	NE	NA	Se[%]	Sp[%]	E[%]	N	A	povp(dn)	std(dn)	pov(dRRn)	std(dRRn)	povp(da)	std(da)	pov(dRRa)	std(dRRa)
100	0	0	2266	100,0	100,0	0	2198	68	11,38	4,42	8,66	12,46	22,49	31,84	109,38	44,20
101	0	1	1859	100,0	99,95	0,05	1847	12	12,13	7,77	11,02	14,05	126,72	122,60	109,17	84,83
103	2	0	2076	99,90	100,0	0,10	2072	4	10,15	6,11	9,70	18,98	17,50	1,69	75	42,35
105	24	36	2580	99,07	98,61	2,33	2426	154	18,91	26,38	11,11	37,17	82,93	62,25	126,41	72,46
106	15	43	2050	99,27	97,93	2,83	1063	987	18,30	11	24,23	39,08	77,03	63,38	213,01	90,62
108	31	23	1749	98,23	98,68	3,09	1663	86	22,59	22,36	34,31	70,80	53,14	31,85	209,57	145,15
109	1	0	2524	99,96	100,0	0,04	2445	79	15,17	11,67	8,12	12,98	79,47	33,59	67,42	37,25
111	6	10	2122	99,72	99,53	0,75	2101	21	21,88	15,76	11,24	28,45	62	21,98	152,81	54,41
112	0	0	2532	100,0	100,0	0	2528	4	7,45	4,88	5	6,35	17,15	1,89	83,25	29,43
113	0	0	1788	100,0	100,0	0	1776	12	15,12	7,25	25,93	33,78	58,74	21,19	187,58	24,36
114	4	0	1870	99,79	100,0	0,21	1762	108	17,29	10,79	18,07	40,66	115,15	74,57	193,76	119,62
115	0	0	1946	100,0	100,0	0	1946	0	12,32	5,57	20,61	26,72	/	/	/	/
116	20	0	2387	99,16	100,0	0,84	2171	216	16,10	11,67	13,90	93,62	62,73	32,37	134,45	49,26
117	0	7	1535	100,0	99,55	0,46	1519	16	18,58	8,68	10,40	15	57,73	19,37	227,38	82,87
118	0	6	2278	100,0	99,74	0,26	2048	230	17,63	20,20	9,67	26,50	38,68	32,92	94,13	42,18
119	0	0	1982	100,0	100,0	0	1095	887	13,96	6,69	42,23	60,91	79,47	30,95	225,61	71,13
121	3	1	1854	99,84	99,95	0,22	1848	6	10,38	6,65	7,06	23,10	43,95	22,40	197,17	89,47
122	0	0	2469	100,0	100,0	0	2469	0	9,20	3,61	5,60	7,01	/	/	/	/
123	0	0	1509	100,0	100,0	0	1509	0	17,15	11,78	29,09	37,02	92,37	97,40	132,94	142,54
124	19	15	1610	98,82	99,07	2,11	1507	103	17,15	9,14	13,18	19,50	37,02	85,28	130,16	57,30
200	5	20	2610	99,81	99,24	0,96	935	1675	22,84	15,19	24,26	36,15	106,01	20,55	166,19	135,61
201	42	1	1913	97,80	99,95	2,25	1361	552	17,87	9,51	65,84	91,59	53,32	20,55	166,19	112,01
202	27	8	2111	98,72	99,62	1,66	1988	123	18,53	10,49	34,33	56,12	46,26	22,47	196,18	112,01
203	153	34	2862	94,65	98,76	6,53	2157	705	42,47	32,67	69,02	95,46	132,25	95,05	125,83	91,20
205	15	0	2635	99,43	100,0	0,57	2522	113	7,39	3,53	5,77	18,43	75,38	56,27	109,18	110,08
208	17	4	2936	99,42	99,86	0,72	687	2249	22,39	47,03	32,78	104,26	55,02	56,27	66,68	50,23
209	0	1	3000	100,0	99,97	0,03	2482	518	13,15	12,64	8,89	13,40	19,36	14,96	34,69	32,32
210	39	12	2615	98,51	99,54	1,95	2231	384	17,91	12,32	36,74	51,67	68,74	33,75	127,75	71,79
212	0	0	2742	100,0	100,0	0	2742	0	14,83	7,28	7,31	9,43	/	/	/	/
213	0	0	3244	100,0	100,0	0	2045	1199	17,77	7,55	6,46	9,86	44,49	28,17	14,23	21,22
214	15	3	2243	99,33	99,86	0,80	1741	502	15,75	13,10	29,05	51,96	106,99	90,95	175,71	85,16
215	2	0	3354	99,94	100,0	0,06	3043	311	12,22	5,96	9,09	16,43	65,27	35,36	65,11	44,24
219	7	0	2142	99,67	100,0	0,33	2008	134	22,86	15,44	68,86	102,95	63,64	90,51	109,01	64,95
220	0	0	2041	100,0	100,0	0	1887	154	9,63	5,53	7,95	11,78	27,14	10,62	112,46	55,73
221	3	5	2423	99,88	99,79	0,33	1634	789	18,76	11,17	61,86	83,08	48,66	23,12	127,06	58,20
222	19	6	2465	99,23	99,75	1,01	2078	387	20,74	11,75	40,09	57,19	34,11	18,36	127,76	87,21
223	8	0	2592	99,69	100,0	0,31	1691	901	8,72	7,08	9,33	19,06	77,67	53,10	100,49	52,18
228	23	32	2057	98,88	98,45	2,67	1285	772	19,60	12,79	34,81	60,62	87,64	51,12	177,52	66,57
230	0	3	2252	100,0	99,87	0,13	2244	8	19,16	9,82	7,96	11,06	90,94	36,77	96,88	53,20
231	0	7	1571	100,0	99,56	0,45	1552	19	17,99	12,22	21,23	43,00	93,21	51,62	303,68	129,74
233	2	0	3069	99,93	100,0	0,07	1451	1618	20,14	12,89	27,14	33,49	97,46	49,88	110,72	47,50
234	1	0	2746	99,96	100,0	0,04	2691	55	10,60	5,16	5,35	9,53	18,60	10,85	22,71	38,51
sešt.	506	278	96609	99,49	99,69	0,81	80448	16161	16,53	8,05	22,22	38,35	65,77	42,27	132,61	70,71
povp.																

Tabela 5.5: Tabela prikazuje statistične podatke uporabljenih posnetkov zbirke MIT-BIH, NM je število utripov, ki jih naš detektor zgreši, NE je število narobe določenih utripov, Se in Sp sta občutljivost in specifičnost detektorja utripov na posameznem posnetku, N je število primerjav normalnih utripov in A je število primerjav aritmičnih utripov (po anotacija MIT-BIH), dn je razdalja med dvema normalnima sosednjima utripoma, da pa med normalnim in aritmičnim, $dRRn$ je absolutna razlika v razdalji RR med normalnima utripoma, $dRRa$ pa med normalnim in aritmičnim.

Posnetek	Acc[%]	Se[%]	Sp[%]	+P[%]	-P[%]
100	97,22	8,82	99,95	85,71	97,26
101	99,52	50,00	99,84	66,67	99,68
103	99,61	0,00	99,81	0,00	99,81
105	94,42	88,96	94,77	51,89	99,27
106	93,95	90,07	97,55	97,16	91,37
108	87,88	71,59	88,74	25,20	98,33
109	99,37	92,41	99,59	87,95	99,75
111	97,50	85,71	97,62	26,47	99,85
112	99,84	0,00	100,00	/	99,84
113	99,50	100,00	99,49	57,14	100,00
114	98,29	88,89	98,86	82,76	99,32
115	99,85	/	99,85	0,00	100,00
116	98,83	91,67	99,54	95,19	99,17
117	99,22	87,50	99,34	58,33	99,87
118	89,99	28,70	96,88	50,77	92,36
119	98,54	97,29	99,54	99,42	97,85
121	99,68	66,67	99,78	50,00	99,89
122	100,00	/	100,00	/	100,00
123	97,61	/	97,61	0,00	100,00
124	96,34	54,63	99,33	85,51	96,82
200	94,37	94,39	94,33	96,76	90,37
201	91,85	85,87	94,36	86,48	94,08
202	95,36	69,11	96,98	58,62	98,07
203	66,56	92,77	58,00	41,92	96,08
205	98,29	61,95	99,92	97,22	98,32
208	70,13	62,78	94,18	97,25	43,60
209	83,07	3,28	99,72	70,83	83,17
210	94,88	83,59	96,82	81,89	97,17
212	99,93	/	99,93	0,00	100,00
213	68,28	14,26	99,95	99,42	66,54
214	97,01	94,22	97,82	92,56	98,33
215	97,79	77,81	99,84	97,98	97,78
219	81,05	83,58	80,88	22,58	98,66
220	94,37	27,92	99,79	91,49	94,43
221	88,57	76,68	94,31	86,68	89,33
222	78,22	31,30	93,01	58,54	81,11
223	92,09	78,12	99,70	99,30	89,32
228	96,31	96,50	96,19	93,83	97,86
230	99,73	100,00	99,73	57,14	100,00
231	97,58	89,47	97,68	32,08	99,87
233	95,47	97,65	93,04	93,99	97,26
234	98,11	7,27	99,96	80,00	98,14
povp.	93,48	66,62	96,53	66,42	94,76
ut. povp.	92,73	73,35	96,70	88,01	95,73

Tabela 5.6: Zmogljivost postopka z uporabo odločitvenega drevesa in postopka izpusti enega.

Posnetek	Acc[%]	Se[%]	Sp[%]	+P[%]	-P[%]
100	97,44	16,18	99,95	91,67	97,47
101	99,62	66,67	99,84	72,73	99,78
103	99,66	0,00	99,86	0,00	99,81
105	95,93	94,16	96,04	60,17	99,62
106	94,29	91,89	96,52	96,08	92,77
108	88,56	88,64	88,56	29,10	99,32
109	99,17	88,61	99,51	85,37	99,63
111	98,21	90,48	98,29	34,55	99,90
112	99,84	0,00	100,00	/	99,84
113	99,66	100,00	99,66	66,67	100,00
114	98,72	90,74	99,21	87,50	99,43
115	99,85	/	99,85	0,00	100,00
116	98,95	93,98	99,45	94,42	99,40
117	99,61	93,75	99,67	75,00	99,93
118	91,70	40,43	97,46	64,14	93,58
119	99,29	99,66	99,00	98,77	99,72
121	99,62	83,33	99,68	45,45	99,95
122	100,00	/	100,00	/	100,00
123	97,88	/	97,88	0,00	100,00
124	96,52	57,41	99,33	86,11	97,01
200	94,98	95,04	94,87	97,07	91,44
201	90,43	89,58	90,79	80,35	95,40
202	94,84	78,86	95,82	53,89	98,65
203	65,76	93,48	56,70	41,37	96,38
205	98,29	61,95	99,92	97,22	98,32
208	62,06	51,76	95,78	97,57	37,75
209	83,43	4,63	99,88	88,89	83,38
210	94,72	87,50	95,97	78,87	97,81
212	99,96	/	99,96	0,00	100,00
213	68,25	14,26	99,90	98,84	66,53
214	97,55	97,01	97,70	92,41	99,13
215	97,64	75,88	99,87	98,33	97,59
219	79,04	85,07	78,64	20,99	98,75
220	95,25	37,66	99,95	98,31	95,16
221	90,76	92,27	90,02	81,71	96,02
222	82,68	54,15	91,68	67,23	86,38
223	92,21	78,34	99,76	99,44	89,42
228	95,77	97,15	94,94	92,02	98,23
230	99,91	87,50	99,96	87,50	99,96
231	98,03	89,47	98,13	36,96	99,87
233	93,58	97,65	89,04	90,86	97,14
234	98,14	9,09	99,96	83,33	98,18
povp.	93,52	70,37	96,17	69,27	95,21
povp. ut.	92,70	74,69	96,39	88,31	96,18

Tabela 5.7: Zmogljivost postopka z uporabo naivnega Bayesovega klasifikatorja in postopka izpusti enega.

Posnetek	Acc[%]	Se[%]	Sp[%]	+P[%]	-P[%]
100	97,22	8,82	99,95	85,71	97,26
101	99,52	58,33	99,78	63,64	99,73
103	99,66	0,00	99,86	0,00	99,81
105	94,77	89,61	95,09	53,70	99,31
106	93,22	89,06	97,08	96,59	90,53
108	88,22	80,68	88,62	27,31	98,86
109	99,29	92,41	99,51	85,88	99,75
111	97,55	85,71	97,67	26,87	99,85
112	99,80	0,00	99,96	/	99,84
113	99,61	100,00	99,61	63,16	100,00
114	98,40	88,89	98,98	84,21	99,32
115	99,85	/	99,85	0,00	100,00
116	98,74	91,20	99,49	94,71	99,13
117	99,41	87,50	99,54	66,67	99,87
118	90,25	31,74	96,83	52,90	92,66
119	98,69	97,63	99,54	99,43	98,11
121	99,57	83,33	99,62	41,67	99,95
122	100,00	/	100,00	/	100,00
123	97,42	/	97,42	0,00	100,00
124	96,34	54,63	99,33	85,51	96,82
200	94,98	94,87	95,19	97,25	91,19
201	92,21	90,99	92,72	84,01	96,08
202	95,41	73,17	96,78	58,44	98,31
203	67,16	94,47	58,23	42,50	96,99
205	98,29	61,95	99,92	97,22	98,32
208	68,09	59,85	95,05	97,54	41,97
209	83,10	3,28	99,76	73,91	83,17
210	94,65	84,11	96,46	80,35	97,24
212	99,89	/	99,89	0,00	100,00
213	68,46	14,76	99,95	99,44	66,67
214	97,33	94,82	98,05	93,33	98,50
215	97,91	78,78	99,87	98,39	97,87
219	80,91	87,31	80,48	22,99	98,96
220	94,37	27,27	99,84	93,33	94,39
221	87,54	76,55	92,84	83,77	89,13
222	79,35	36,21	92,96	61,85	82,21
223	92,17	78,23	99,76	99,44	89,38
228	96,45	97,41	95,88	93,42	98,40
230	99,82	87,50	99,87	70,00	99,96
231	96,88	89,47	96,97	26,56	99,87
233	94,10	97,40	90,42	91,90	96,90
234	98,18	9,09	100,00	100,00	98,18
povp.	93,44	67,82	96,40	67,34	94,87
ut. povp.	92,69	73,65	96,58	87,67	95,85

Tabela 5.8: Zmogljivost postopka z uporabo k-najbližjih sosedov in postopka za testiranje izpusti enega.

Klasifikator	Acc[%]	Se[%]	Sp[%]	+P[%]	-P[%]
Klasifikacijsko drevo	92,43	71,43	96,61	81,45	94,37
Naivni Bayes	91,92	70,85	96,66	80,37	93,93
knn	92,19	72,54	96,19	81,18	94,57

Tabela 5.9: Zmogljivost postopka za različne klasifikatorje z 10x2 kratnim prečnim preverjanjem.

V literaturi je bilo objavljenih več del za detekcijo aritmičnih utripov. Delo [119] opisuje več nivojski klasifikator aritmij. Utripe deli v 5 skupin (opisane na začetku poglavja 5.4) po [106] in dobi povprečno senzitivnost 85,59 % in specifičnost 99,56 %. Rezultati so visoki, pridobljeni so pa na zelo okrnjeni podmnožici utripov podatkovne zbirke MIT-BIH. Za učenje so uporabili le 3345 utripov in za testiranje 2542 (od tega npr. 350 normalnih utripov za učenje in 250 utripov za testiranje). V delu ni nikjer navedeno, po kakšnem ključu so izbirali utripe. Postopek uporablja referenčne anotacije kompleksov QRS, ki so priložene podatkovni zbirki MIT-BIH. V članku [118] tudi klasificirajo utripe v 5 skupin po [106] s pomočjo atributov, ki opisujejo morfologijo utripov in srčno frekvenco. Rezultati, ki jih dobijo pri klasifikaciji skupine S, so točnost 95,9 %, senzitivnost 87,7 % in pozitivno napovedljivost 47 %, medtem ko so rezultati za skupino V točnost 99,4 %, senzitivnost 94,3 % in pozitivna napovedljivost 69,2 %. Rezultati so višji od naših. Iz rezultatov na posameznih posnetkih (tabele 5.7, 5.6 in 5.8) vidimo, da naš postopek slabo deluje na utripih skupine S, ker so po obliki skoraj enaki normalnim utripom.

V primeru [118] je podatkovna zbirka ročno razdeljena najprej na polovico (za učenje in testiranje), klasifikator je narejen kot kombinacija globalnega klasifikatorja in lokalnega. Lokalni je učen za vsak posnetek posebej s pomočjo »strokovnih« anotacij 500 utripov vsakega posnetka. Kot oznake kompleksov QRS delo uporablja anotacije, priložene podatkovni zbirki MIT-BIH. Delo [23] tudi klasificira utripe v pet skupin, ampak ne na isti način kot prej opisani deli [119, 118]. Utripe razdeli v skupine normalnih N, PVC, LBBB, RBBB in PB (srčni spodbujevalnik). Uporablja metodo faznega prostora, mešanico Gaussovih modelov in Bayesov klasifikator v enem primeru in fazni prostor in nevronska mrežo v drugem. V prvem primeru (Bayesov klasifikator) dobijo točnost klasifikacije 84,83 % v drugem (nevronske mreže) pa točnost klasifikacije 76,27 %. Uporabljajo podmnožico podatkovne zbirke MIT-BIH (10 406 utripov) in njej priložene referenčne anotacije kompleksov QRS.

Delo [21] klasificira utripe v tri skupine (normalne, PVC in ostale utripe) s pomočjo razširjenega Kalmanovega filtra in polarograma. Navedeni rezultati so zelo visoki s točnostjo 99,01 %; za normalne utripe senzitivnost 99,66 % in pozitivno napovedljivost 99,38 %, za utripe PVC senzitivnost 98,77 % in pozitivna napovedljivost 97,47 % in za ostale utripe senzitivnost 96,54 % in pozitivna napovedljivost 98,81 %.

V članku [120] klasificirajo aritmične utripe v dve skupini (normalne in aritmične) s pomočjo atributov, ki temeljijo na srčni frekvenci (v časovnem in časovno-frekvenčnem

prostoru (kratek Fourierov transform)) in nevronske mreže. Podobno kot pri nas v skupino normalnih utripov spadajo normalni utripi, LBBB in RBBB in v aritmično skupino ostali utripi (S, V, F, Q). Za razliko od nas se ne držijo priporočil [106] in ne izločijo posnetkov, ki vsebujejo utripe iz skupine Q. Dobijo senzitivnost 87,53% in specifičnost 89,4%. Pristop opisuje isto nalogo, kot jo rešujemo mi in da rezultate, ki so primerljivi z našimi. Naš klasifikator ima nižjo senzitivnost (73%) in višjo specifičnost (97%). Opisani pristop ne razpozna kompleksov QRS, temveč za detekcijo uporablja program, ki je priložen podatkovni zbirki MIT-BIH [15].

Prednost našega pristopa pred večino zgoraj opisanih je, da sproti detektira utripe in določa, ali so aritmični ali ne. Ne uporablja velike množice težko izračunljivih atributov, ampak med seboj primerja zaporedne utripe iz dolgega zaporedja utripov. Prednost našega načina klasifikacije je tudi, da odkrije vsak aritmičen utrip vsaj dvakrat. Takrat ko aritmični utrip primerjamo s predhodnim normalnim utripom in takrat ko ga primerjamo z naslednjim normalnim utripom (glej slika 5.13). Uspešnost detekcije anomalij bi bila zato verjetno večja, če bi upoštevali časovno zaporedje razlik. V nadaljnjem delu bi lahko postopek izboljšali tako, da bi opazovali zaporedja vrednosti razlik v posameznem posnetku in iz tega časovnega zaporedja za posamezni posnetek razbrali kateri utripi so aritmični. Zaporedij razlik v obliki in v dolžini intervalov RR bi lahko opazovali kot časovni vrsti in se na tak način poskusili nenadzorovano prilagoditi konkretnemu signalu.

6 Zaključek

Osnovni cilj doktorske disertacije je bil na začetku razviti metodo za razlikovanje ishemičnih prehodnih epizod in neishemičnih prehodnih epizod, ki nastanejo zaradi spremembe srčne frekvence (HR-odvisne epizode). To je v klinični praksi pomembno, ker HR-odvisne epizode kvarijo detekcijo pravih ishemičnih epizod in lahko vodijo do napačne diagnoze. Problem smo rešili na dva načina: z izračunom različnih atributov in z uporabo diagramov $ST(HR)$. Pri izračunu atributov smo se oprli na predznanje iz medicine, uporabili smo attribute, ki opisujejo značilnosti posnetkov EKG, na katere so pozorni zdravniki pri vizualnem pregledovanju. Oba načina sta pokazala, da je mogoč tipa epizod med seboj razmeroma dobro ločiti. V najboljšem primeru smo klasificirali s pomočjo k -najbližjih sosedov in vseh atributov z AUC 86,78 %. Zmogljivost našega klasifikatorja je bila primerljiva z deli, objavljenimi v literaturi [61, 62, 63], vendar neposredna primerjava ni bila mogoča, saj nihče ni uporabil za klasifikacijo vseh posnetkov, kateri posnetki so bili uporabljeni, pa večinoma ni navedeno. V prihodnje bi lahko razlikovanje med tipoma epizod še nadgradili z atributi, ki opisujejo obnašanje vala T. Težava takih atributov je, da so postopki za določanje položaja vala T nezanesljivi, kar se kaže v delih [62, 63], kjer so uporabljeni tudi atributi vala T, vendar so zaradi slabega označevanja začetkov, vrhov in koncev valov T morali izločiti približno polovico epizod.

Zgoraj opisani postopek uporablja veliko število atributov, ki jih je težko oziroma časovno zahtevno izračunati in potrebujejo sodelovanje strokovnjakov, zato smo po zgledu postopkov, uporabljenih v obremenilnih testih, razvili postopek za razlikovanje med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami, ki temelji na diagramih $ST(HR)$. Prednost teh diagramov je, da so iz njih izpeljani atributi zelo enostavno razumljivi in jih je lahko izračunati ter da si že s samo vizualizacijo epizode v ravnini $ST(HR)$ lažje predstavljamo potek epizode. Rezultati, ki smo jih dobili pri klasifikaciji s pomočjo teh atributov, so primerljivi z rezultati, ki smo jih dobili v prejšnjem primeru. Najvišja vrednost AUC, ki jo dobimo s kombinacijo atributov, je 80,18 %. Razlika

med rezultati ni zelo velika, je pa velika razlika pri številu atributov in kompleksnosti izračunov atributov. Lahko zaključimo, da je ta postopek razlikovanja epizod sicer malenkost manj uspešen, vendar praktično bolj uporaben.

V zadnjem delu disertacije smo obravnavali razvoj metod za uporabo diskretne Morseove teorije na signalih EKG. Pokazali smo, da je detekcija kompleksov QRS uspešna tudi brez visokopasovnega filtra, saj postopek DMT sam filtrira šum. Rezultati MQRS pri detekciji kompleksov QRS so zelo visoki, v marsikaterem posnetku je občutljivost in specifičnost 100 %. Vse primerjave so tudi pokazale, da je zmogljivost postopka primerljiva z najboljšimi rezultati, objavljenimi v literaturi. S pomočjo DMT smo razvili tudi postopek za detekcijo aritmičnih utripov. Razvili smo mero za razdaljo med dvema utripoma in to mero ter razliko v trajanju RR intervala uporabili kot atributa pri detekciji aritmičnih utripov. Postopek se je pokazal kot uspešen predvsem na posnetkih z resnejšimi oblikami aritmičnih utripov, ki se zelo razlikujejo od normalnih utripov, slabo pa je deloval na aritmičnih utripih, ki so zelo podobni normalnim utripom. Lastnost postopka, da v nekaterih primerih ignorira aritmične utripe, ki so zelo podobni normalnim, ni vedno slabost. V klinični praksi je bolj pomembno, da se odkrijejo škodljive patologije ne pa nekateri občasni, neškodljivi dogodki. Prednost razvitega postopka je, da je hiter in enostaven. Postopka ni potrebno učiti oziroma prilagajati na posamezen posnetek. Več postopkov, objavljenih v literaturi, potrebuje podmožico ročno označenih utripov vsakega posnetka, da lahko uspešno klasificira ostale utripe. Prednost našega postopka je tudi, da se (brez učenja) nekoliko prilagodi posebnostim utripov posameznega pacienta, saj računa razlike samo med njegovimi utripi.

Na koncu dela lahko zaključimo, da je avtomatska obdelava posnetkov EKG mogoča in praktično uporabna, saj rezultati, ki so predstavljeni v literaturi in v našem delu, dosegajo praktično uporabne rezultate. V klinični praksi je večkrat bolj zaželeno, da se zdravnika opozori, da je nekje z določeno verjetnosto nastopila anomalija, kot da bi uporabljal popolnoma zaprt sistem, ki bi iz pridobljenih podatkov samostojno postavil diagnozo. Zato bi lahko sistem za razlikovanje med ishemičnimi in HR-odvisnimi epizodami prilagodili tako, da bi klasificiral tri skupine; skupino epizod, ki so zagotovo ishemične, skupino epizod, ki so zagotovo HR-odvisne, in tretjo skupino. V to skupino bi se uvrstile epizode, ki jih avtomatski sistem ne bi znal z veliko gotovostjo razvrstiti, zato bi tam imel zdravnik možnost odločati. Postopek za določanje aritmičnih utripov deluje na tak način, da zazna spremembe v posnetku. V klinični

praksi bi bil lahko uporaben zato, da bi zdravnika opozoril na anomalijo. Potem bi zdravnik sam ocenil za kakšno anomalijo gre. Ta postopek bi lahko nadgradili tako, da ne bi samo klasificiral s pomočjo razlik v obliki in dolžini RR intervalov, ampak bi opazoval, kako si razlike sledijo pri posameznem pacientu (časovne vrste). V nekaterih posnetkih (npr. bolj pošumljenih) so si na splošno vsi utripi (normalni) po obliki med seboj bolj različni, medtem ko so si v enih posnetkih utripi med seboj zelo podobni, zato bi lahko že nekoliko povečana razlika predstavljala anomalijo. S tako izboljšanim postopkom bi verjetno dobili višje zmogljivosti klasifikacije, še vedno pa bi sistem lahko deloval skoraj v realnem času.

Literatura

- [1] “Heart structure powerpoint presentation and worksheets.”
<http://www.clickbiology.com/heart-structure-powerpoint-presentation-worksheets/>.
- [2] “Arrhythmias.” <http://www.uamshealth.com/HealthLibrary/>.
- [3] “Cardiovascular laboratory, ECG introduction.”
<http://www.medicine.mcgill.ca/physio/vlab/cardio/introecg.htm>.
- [4] E. S. Berner, *Clinical Decision Support Systems*. Springer Science+ Business Media, LLC, 2007.
- [5] V. Fuster, B. B. Kelly, *et al.*, *Promoting cardiovascular health in the developing world: a critical challenge to achieve global health*. National Academies Press, 2010.
- [6] F. W. Stallman and H. V. Pipberger, “Automatic recognition of electrocardiographic waves by digital computer,” *Circulation Research*, vol. 9, no. 6, pp. 1138–1143, 1961.
- [7] 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.
- [8] N. Uchaipichat and S. Inban, “Development of QRS detection using short-time Fourier transform based technique,” *International Journal of Computer Applications IJCA*, no. 1, pp. 7–10, 2010.
- [9] J. Lee, K. Kim, B. Lee, B. Lee, and M. Lee, “A real time QRS detection using delay-coordinate mapping for the microcontroller implementation,” *Annals of biomedical Engineering*, vol. 30, no. 9, pp. 1140–1151, 2002.

-
- [10] M. Cvíkl, F. Jager, and A. Žemva, “Hardware implementation of a modified delay-coordinate mapping-based QRS complex detection algorithm,” *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2007, no. 1, pp. 104–104, 2007.
- [11] J. Pan and W. Tompkins, “A real-time QRS detection algorithm,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [12] P. S. Hamilton and W. J. Tompkins, “Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, no. 12, pp. 1157–1165, 1986.
- [13] C. Li, C. Zheng, and C. Tai, “Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 42, no. 1, pp. 21–28, 1995.
- [14] S. Choi, M. Adnane, G.-J. Lee, H. Jang, Z. Jiang, and H.-K. Park, “Development of ECG beat segmentation method by combining lowpass filter and irregular R–R interval checkup strategy,” *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 7, pp. 5208–5218, 2010.
- [15] G. B. Moody and R. G. Mark, “Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program,” *Computers in Cardiology*, vol. 9, pp. 39–44, 1982.
- [16] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna, “A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 4, pp. 570–581, 2004.
- [17] M. L. Soria, J. P. Martinez, and P. Laguna, “A multilead wavelet-based ECG delineator based on the RMS signal,” in *Computers in Cardiology, 2006*, pp. 153–156, IEEE, 2006.
- [18] J. Dumont, A. I. Hernandez, and G. Carrault, “Improving ECG beats delineation with an evolutionary optimization process,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 57, no. 3, pp. 607–615, 2010.
- [19] C. Lin, C. Mailhes, and J.-Y. Tourneret, “P-and T-wave delineation in ECG signals using a Bayesian approach and a partially collapsed Gibbs sampler,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 57, no. 12, pp. 2840–2849, 2010.

- [20] Y. Sun, K. L. Chan, and S. M. Krishnan, "Characteristic wave detection in ECG signal using morphological transform," *BMC Cardiovascular Disorders*, vol. 5, no. 1, p. 28, 2005.
- [21] O. Sayadi, M. B. Shamsollahi, and G. D. Clifford, "Robust detection of premature ventricular contractions using a wave-based Bayesian framework," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 57, no. 2, pp. 353–362, 2010.
- [22] P. De Chazal, M. O'Dwyer, and R. B. Reilly, "Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 7, pp. 1196–1206, 2004.
- [23] I. Nejadgholi, M. H. Moradi, and F. Abdolali, "Using phase space reconstruction for patient independent heartbeat classification in comparison with some benchmark methods," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 41, no. 6, pp. 411–419, 2011.
- [24] A. Taddei, G. Costantino, M. Emdin, and C. Marchesi, "A system for the detection of ischemic episodes in ambulatory ECG," in *Comput. in Cardiol.*, pp. 705–708, 1995.
- [25] J. García, L. Sörnmo, S. Olmos, and P. Laguna, "Automatic detection of ST-T complex changes on the ECG using using filtered RMS difference series: application to ambulatory ischemia monitoring," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 9, pp. 1195–1201, 2000.
- [26] R. W. Stadler, S. N. Lu, S. D. Nelson, and L. Stylos, "A real-time ST segment monitoring algorithm for implantable devices," *J. Electrocardiol.*, vol. 34, pp. 119–126, 2001.
- [27] F. Jager, G. B. Moody, and R. G. Mark, "Detection of transient ST segment episodes during ambulatory ECG monitoring," *Comput. Biomed. Res.*, vol. 31, no. 5, pp. 305–322, 1998.
- [28] N. Maglaveras, T. Stamkopoulos, C. Pappas, and M. G. Strintzis, "An adaptive backpropagation neural network for real-time ischemia episodes detection: development and performance analysis using the european ST-T database," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, no. 7, pp. 805–813, 1998.

- [29] R. Silipo and C. Marchesi, "Artificial neural networks for automatic ECG analysis," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 46, no. 5, pp. 1417–1425, 1998.
- [30] L. Dranca, A. Goñi, and A. Illarramendi, "Real-time detection of transient ischemic episodes from ECG signals," *Physiol. Meas.*, vol. 30, pp. 983–998, 2009.
- [31] T. P. Exarchos, C. Papaloukas, D. I. Fotiadis, and L. K. Michalis, "An association rule mining-based methodology for automated detection of ischemic ECG beats," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 8, pp. 1531–1540, 2006.
- [32] J. Park, W. Pedrycz, M. Jeon, *et al.*, "Ischemia episode detection in ECG using kernel density estimation, support vector machine and feature selection," *Biomedical engineering online*, vol. 11, no. 1, pp. 1–22, 2012.
- [33] S. C. Bulusu, M. Faezipour, V. Ng, M. Nourani, L. S. Tamil, and S. Banerjee, "Transient ST-segment episode detection for ECG beat classification," in *Life Science Systems and Applications Workshop (LiSSA), 2011 IEEE/NIH*, pp. 121–124, IEEE, 2011.
- [34] A. Smrdel and F. Jager, "Automated detection of transient ST-segment episodes in 24h electrocardiograms," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 42, no. 3, pp. 303–311, 2004.
- [35] K. Tateno and L. Glass, "Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and δ RR intervals," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 39, no. 6, pp. 664–671, 2001.
- [36] N. Larburu, T. Lopetegui, and I. Romero, "Comparative study of algorithms for atrial fibrillation detection," in *Computing in Cardiology, 2011*, pp. 265–268, IEEE, 2011.
- [37] S. Kaiser, M. Kirst, and C. Kunze, "Automatic detection of atrial fibrillation for mobile devices," in *Biomedical Engineering Systems and Technologies*, pp. 258–270, Springer, 2010.

- [38] J. P. Martínez and S. Olmos, "Methodological principles of T wave alternans analysis: A unified framework," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 52, no. 4, pp. 599–613, 2005.
- [39] L. Burattini, S. Bini, and R. Burattini, "Comparative analysis of methods for automatic detection and quantification of microvolt T-wave alternans," *Medical engineering & physics*, vol. 31, no. 10, pp. 1290–1298, 2009.
- [40] Z. Zidelmal, A. Amirou, M. Adnane, and A. Belouchrani, "QRS detection based on wavelet coefficients," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 107, no. 3, pp. 490–496, 2012.
- [41] M. Lagerholm, C. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt, and L. Sornmo, "Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 7, pp. 838–848, 2000.
- [42] A. Taddei, G. Distanto, M. Emdin, P. Pisani, G. B. 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," *Eur. Heart J.*, vol. 13, no. 9, pp. 1164–1172, 1992.
- [43] 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 ischemia," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 41, no. 2, pp. 172–182, 2003.
- [44] 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.
- [45] P. Laguna, R. G. Mark, A. Goldberg, and G. B. Moody, "A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG," in *Computers in Cardiology 1997*, pp. 673–676, IEEE, 1997.
- [46] A. L. Goldberger, L. A. N. 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, "Phys-

- ioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals,” *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [47] B. Chaitman, *Exercise stress testing in Braunwald’s Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine*. Philadelphia: W.B. Saunders Company, 5th ed., 1997.
- [48] H. C. Bazett, “An analysis of the time-relations of electrocardiograms,” *Heart J.*, vol. 7, pp. 353–370, 1920.
- [49] J. Faganeli and F. Jager, “Automatic distinguishing between ischemic and heart-rate related transient ST segment episodes in ambulatory ECG records,” in *Computers in Cardiology, 2008*, pp. 381–384, IEEE, 2008.
- [50] J. Faganeli and F. Jager, “Automatic classification of transient ischaemic and transient non-ischaemic heart-rate related ST segment deviation episodes in ambulatory ECG records,” *Physiological measurement*, vol. 31, no. 3, p. 323, 2010.
- [51] P. Okin and P. Kligfield, “Heart rate adjustment of ST segment depression and performance of the exercise electrocardiogram: A critical evaluation,” *JACC*, vol. 25, no. 7, pp. 1726–35, 1995.
- [52] R. Lehtinen, H. Sievänen, J. Viik, T. Väinö, K. Niemelä, and J. Malmivuo, “Accurate detection of coronary artery disease by integrated analysis of the ST-segment depression/heart rate patterns during the exercise and recovery phases of the exercise electrocardiogram,” *Am J Cardiol*, vol. 78, pp. 1002–1006, 1996.
- [53] M. Bobbio and R. Detrano, “A lesson from the controversy about heart rate adjustment of ST segment depression,” *Circulation*, vol. 84, no. 3, pp. 1410–1413, 1991.
- [54] J. Faganeli Pucer, J. Demšar, and M. Kukar, “Classification of ischaemic episodes with ST/HR diagrams,” *Studies in health technology and informatics*, vol. 180, p. 1108, 2012.

- [55] J. Faganeli and M. Kukar, “QRS detection with discrete Morse theory,” in *Intelligent data analysis in biomedicine and pharmacology : IDAMAP 2012*, pp. 8–12, 2012.
- [56] J. T. Catalano, *Guide to ECG analysis*. Lippincott Williams & Wilkins, 2002.
- [57] J. H. Stein, J. H. Klippel, H. Y. Reynolds, J. M. Eisenberg, J. J. Hutton, P. o. Kohler, N. F. LaRusso, R. A. O’Rourke, M. A. Samuels, M. A. Sande, and N. J. Zvaifler, eds., *Internal medicine*. Mosby, Inc., 5th ed., 1998.
- [58] K. Chatterjee, *Cardiology: An Illustrated Textbook*. Jaypee Brothers Medical Pub, 2011.
- [59] J. H. Stein, J. H. Klippel, H. Y. Reynolds, J. M. Eisenberg, J. J. Hutton, P. o. Kohler, N. F. LaRusso, R. A. O’Rourke, M. A. Samuels, M. A. Sande, and N. J. Zvaifler, eds., *Internal medicine*. St. Louis, MO: Mosby, Inc., 5th ed., 1998.
- [60] A. Mincholè, B. Skarp, F. Jager, and P. Laguna, “Evaluation of a root mean squared based ischemia detector on the long term ST database with body position change cancellation,” in *Comput. Cardiol.*, pp. 853–856, 2005.
- [61] X. Wang, L. Xu, Z. Sun, z. Yang, and Y. Peng, “Heart-rate variability analysis of ischemic and heart rate related ST-segment deviation episodes based on time-frequency method,” in *NFSI and ICFBI*, pp. 162–164, 2007.
- [62] A. Mincholè, F. Jager, and P. Laguna, “Discrimination of demand and supply ischemia episodes in Holter recordings,” in *Proc. EMBC 2007*, pp. 2579–2582, 2007.
- [63] A. Mincholè, F. Jager, and P. Laguna, “Discrimination between ischemic and artifactual ST segment events in Holter recordings,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, no. 1, pp. 21–31, 2010.
- [64] S. Boslaugh, *Statistics in a nutshell*. O’Reilly Media, Inc., 2012.
- [65] R. Dorn and F. Jager, “Semia: semi-automatic interactive graphics editing tool to annotate ambulatory ecg records,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 75, no. 3, pp. 235–249, 2004.

- [66] T. Fawcett, "An introduction to roc analysis," *Pattern recognition letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.
- [67] K. Kira and L. A. Rendell, "A practical approach to feature selection," in *Proceedings of the ninth international workshop on Machine learning*, pp. 249–256, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1992.
- [68] K. Kira and L. A. Rendell, "The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm," in *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 129–129, John Wiley & Sons Ltd, 1992.
- [69] I. Kononenko, "Estimating attributes: analysis and extensions of RELIEF," in *Machine Learning: ECML-94*, pp. 171–182, Springer, 1994.
- [70] E. B. Hunt, J. Marin, and P. J. Stone, "Experiments in induction," 1966.
- [71] G. B. Moody and F. Jager, "Distinguishing ischemic from non-ischemic ST changes: The Physionet/Computers in cardiology challenge 2003," in *Comput. Cardiol.*, pp. 235–237, 2003.
- [72] P. Langley, E. J. Bowers, J. Wild, M. J. Drinnan, J. Allen, A. J. Sims, N. Brown, and A. Murray, "An algorithm to distinguish ischaemic and non-ischaemic ST segment changes in the Holter ECG," in *Comput. Cardiol.*, pp. 139–242, 2003.
- [73] C. B. Vilakazi, L. Tarassenko, and G. Clifford, "Distinguishing between supply ischaemic and non-supply ischaemic ST events using a relevance vector machine," in *Computing in Cardiology, 2011*, pp. 633–636, IEEE, 2011.
- [74] S. Häggmark, M. F. Haney, S. M. Jensen, G. Johansson, and U. Näslund, "ST-segment deviations during pacing-induced increased heart rate in patients without coronary artery disease," *Clinical physiology and functional imaging*, vol. 25, no. 4, pp. 246–252, 2005.
- [75] M. Elamin, D. Mary, D. Smith, and R. Linden, "Prediction of severity of coronary artery disease using slope of submaximal ST segment/heart rate relationship," *Cardiovascular research*, vol. 14, no. 12, pp. 681–691, 1980.

- [76] R. Detrano, E. Salcedo, M. Passalacqua, and R. Friis, "Exercise electrocardiographic variables: a critical appraisal," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 8, no. 4, pp. 836–847, 1986.
- [77] P. M. Okin, O. Ameisen, and P. Kligfield, "Recovery-phase patterns of ST segment depression in the heart rate domain. identification of coronary artery disease by the rate-recovery loop," *Circulation*, vol. 80, no. 3, pp. 533–541, 1989.
- [78] P. M. Okin and P. Kligfield, "Heart rate adjustment of ST segment depression and performance of the exercise electrocardiogram: a critical evaluation," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 25, no. 7, pp. 1726–1735, 1995.
- [79] M. Bobbio and R. Detrano, "A lesson from the controversy about heart rate adjustment of ST segment depression," *Circulation*, vol. 84, no. 3, pp. 1410–1413, 1991.
- [80] P. Kligfield and M. S. Lauer, "Exercise electrocardiogram testing beyond the ST segment," *Circulation*, vol. 114, no. 19, pp. 2070–2082, 2006.
- [81] P. M. Okin, K. Anderson, D. Levy, and P. Kligfield, "Heart rate adjustment of exercise-induced ST segment depression. improved risk stratification in the framingham offspring study," *Circulation*, vol. 83, no. 3, pp. 866–874, 1991.
- [82] P. Kligfield, O. Ameisen, P. Okin, and J. Borer, "Evaluation of the exercise electrocardiogram by the ST segment/heart rate slope.," *Bulletin of the New York Academy of Medicine*, vol. 63, no. 5, p. 480, 1987.
- [83] P. M. Okin, G. Bergman, and P. Kligfield, "Effect of ST segment measurement point on performance of standard and heart rate-adjusted ST segment criteria for the identification of coronary artery disease," *Circulation*, vol. 84, no. 1, pp. 57–66, 1991.
- [84] P. Kligfield, "Principles of simple heart rate adjustment of ST segment depression during exercise electrocardiography.," *Cardiology journal*, vol. 15, no. 2, p. 194, 2008.

- [85] K. Kitamura, C. R. Jorgensen, F. L. Gobel, H. L. Taylor, and Y. Wang, “Hemodynamic correlates of myocardial oxygen consumption during upright exercise.,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 32, no. 4, pp. 516–522, 1972.
- [86] P. W. Holland and R. Welsch, “Robust regression using iteratively reweighted least-squares,” *Communications in statistics:Theory and methods*, vol. 6, no. 9, pp. 813–827, 1977.
- [87] J. W. Milnor, *Morse theory*. No. 51, Princeton university press, 1963.
- [88] W. S. Massey and W. S. Massey, *A basic course in algebraic topology*, vol. 127. Springer-verlag New York, 1991.
- [89] J. Hart, “Morse theory for implicit surface modeling,” *Springer-Verlag, Oct*, 1998.
- [90] H. Lopes and G. Tavares, “Structural operators for modeling 3D-manifolds,” in *Proc. ACM SMA*, pp. 10–18, ACM, 1997.
- [91] Y. Shinagawa, T. Kunii, and Y. Kergosien, “Surface coding based on Morse theory,” *IEEE Comput. Graph.*, vol. 11, no. 5, pp. 66–78, 2002.
- [92] D. Aouada and H. Krim, “Meaningful 3D shape partitioning using Morse functions,” in *IEEE ICIP2009*, pp. 417–420, IEEE, 2010.
- [93] M. Allili and D. Corriveau, “Topological analysis of shapes using Morse theory,” *Comput. vis. image und.*, vol. 105, no. 3, pp. 188–199, 2007.
- [94] R. Forman, “A user’s guide to discrete Morse theory,” *Sém. Lothar. Combin*, vol. 48, 2002.
- [95] R. Green and J. T. Harper, “Morse matchings on polytopes,” *arXiv preprint arXiv:1107.4993*, 2011.
- [96] G. Jerše and N. Mramor Kosta, “Ascending and descending regions of a discrete Morse function,” *Computational Geometry*, vol. 42, no. 6, pp. 639–651, 2009.
- [97] V. Vassiliev, “Complexes of connected graphs,” in *The Gelfand Mathematical Seminars, 1990–1992*, pp. 223–235, Springer, 1993.

-
- [98] J. Reininghaus, C. Lowen, and I. Hotz, “Fast combinatorial vector field topology,” *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 10, pp. 1433–1443, 2011.
- [99] T. Lewiner, H. Lopes, and G. Tavares, “Applications of Forman’s discrete Morse theory to topology visualization and mesh compression,” *IEEE T. Vis comput. gr.*, vol. 10, no. 5, pp. 499–508, 2004.
- [100] G. Jerše and N. M. Kosta, “Tracking features in image sequences using discrete Morse functions,” 2010.
- [101] V. Robins, P. J. Wood, and A. P. Sheppard, “Theory and algorithms for constructing discrete Morse complexes from grayscale digital images,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 33, no. 8, pp. 1646–1658, 2011.
- [102] X. Liu and L. Xiang, “A graph clustering technique based on discrete Morse theory,” in *Pervasive Computing and Applications (ICPCA), 2011 6th International Conference on*, pp. 367–372, IEEE, 2011.
- [103] J. Žabkar, *Učenje kvalitativnih odvisnosti*. PhD thesis, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za računalništvo in informatiko, 2010.
- [104] G. Jerše, J. Prankl, and M. Schlemmer, “Learning qualitative models from image sequences,” 2008.
- [105] R. E. Zax, “Simplifying complicated simplicial complexes: Discrete Morse theory and its applications,” Master’s thesis, Harvard University Cambridge, Massachusetts, 2012.
- [106] Association for the advancement of medical instrumentation, *Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST segment measurement algorithms*, 2008.
- [107] B. Arvinti, D. Toader, M. Costache, and A. Isar, “Electrocardiogram baseline wander removal using stationary wavelet approximations,” in *Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM), 2010 12th International Conference on*, pp. 890–895, IEEE, 2010.

- [108] V. K. Pandey, "Adaptive filtering for baseline wander removal in ECG," in *Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB), 2010 10th IEEE International Conference on*, pp. 1–4, IEEE, 2010.
- [109] R. Jané, P. Laguna, N. V. Thakor, and P. Caminal, "Adaptive baseline wander removal in the ECG: Comparative analysis with cubic spline technique," in *Computers in Cardiology 1992. Proceedings.*, pp. 143–146, IEEE, 1992.
- [110] V. Barbero Romero, "ECG baseline wander removal and noise suppression analysis in an embedded platform," Master's thesis, Facultad de Informatica, Universidad Complutense de Madrid, 2009.
- [111] M. Mneimneh, E. Yaz, M. Johnson, and R. Povinelli, "An adaptive Kalman filter for removing baseline wandering in ECG signals," in *Computers in Cardiology, 2006*, pp. 253–256, IEEE, 2006.
- [112] C.-H. Chu and E. Delp, "Impulsive noise suppression and background normalization of electrocardiogram signals using morphological operators," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 36, no. 2, pp. 262–273, 1989.
- [113] J. MacQueen *et al.*, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, vol. 1, p. 14, California, USA, 1967.
- [114] M. E. Josephson, *Clinical cardiac electrophysiology: techniques and interpretations*. Lippincott Williams & Wilkins, 2008.
- [115] A. C. Guyton, "Textbook of medical physiology," *The American Journal of the Medical Sciences*, vol. 242, no. 2, p. 136, 1961.
- [116] K. P. Moulton, T. Medcalf, and R. Lazzara, "Premature ventricular complex morphology. a marker for left ventricular structure and function.," *Circulation*, vol. 81, no. 4, pp. 1245–1251, 1990.
- [117] P. Laurinen, P. Siirtola, and J. Röning, "Efficient algorithm for calculating similarity between trajectories containing an increasing dimension," in *Proceedings of the 24th IASTED international conference on Artificial intelligence and applications*, pp. 392–399, ACTA Press, 2006.

-
- [118] P. de Chazal and R. B. Reilly, "A patient-adapting heartbeat classifier using ecg morphology and heartbeat interval features," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 12, pp. 2535–2543, 2006.
- [119] Y. Kutlu and D. Kuntalp, "A multi-stage automatic arrhythmia recognition and classification system," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 41, no. 1, pp. 37–45, 2011.
- [120] M. G. Tsipouras and D. I. Fotiadis, "Automatic arrhythmia detection based on time and time–frequency analysis of heart rate variability," *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 74, no. 2, pp. 95–108, 2004.