

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY



Spracovanie EKG signálov

DIPLOMOVÁ PRÁCA

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

Spracovanie EKG signálov

DIPLOMOVÁ PRÁCA

Študijný program: Ekonomicko-finančná matematika a modelovanie
Študijný odbor: 1114 Aplikovaná matematika
Školiace pracovisko: Katedra aplikovanej matematiky a štatistiky
Vedúci práce: Mgr. Soňa Kilianová, PhD.



Univerzita Komenského v Bratislave
Fakulta matematiky, fyziky a informatiky

ZADANIE ZÁVEREČNEJ PRÁCE

Meno a priezvisko študenta: Bc. Terézia Gajdošová
Študijný program: ekonomicko-finančná matematika a modelovanie
(Jednoodborové štúdium, magisterský II. st., denná forma)
Študijný odbor: aplikovaná matematika
Typ záverečnej práce: diplomová
Jazyk záverečnej práce: slovenský
Sekundárny jazyk: anglický

Názov: Spracovanie EKG signálov
ECG signals processing

Anotácia: Pri zaznamenávaní EKG signálu (elektrokardiograf) často dochádza k znehodnoteniu skutočného signálu rôznym rušením. Očistenie signálu od nežiadúcich zložiek je dôležité pre presnejšie stanovenie diagnózy alebo posúdenie stavu pacienta. Práca sa bude venovať možnostiam uplatnenia metód spracovania digitálnych signálov alebo iných metód na EKG signály.

Vedúci: Mgr. Soňa Kilianová, PhD.
Katedra: FMFI.KAMŠ - Katedra aplikovanej matematiky a štatistiky
Vedúci katedry: prof. RNDr. Daniel Ševčovič, DrSc.
Dátum zadania: 24.01.2018

Dátum schválenia: 25.01.2018

prof. RNDr. Daniel Ševčovič, DrSc.
garant študijného programu

študent

vedúci práce

Podakovanie Touto cestou sa chcem poďakovať svojej vedúcej diplomovej práce Mgr. Soni Kilianovej, PhD., za nesmiernu ochotu, odborné rady a informácie, ktoré mi pomohli pri písaní tejto práce. Taktiež ďakujem MUDr. Lubomírovi Antalíkovi, Ing. Michalovi Gajdošovi a Bc. Lenke Gracovej za podnetné rady a pripomienky. Ďakujem aj svojej rodine a priateľom za ich trpezlivosť a podporu. Najväčšia vďaka patrí Pánu Bohu.

Abstrakt v štátnom jazyku

GAJDOŠOVÁ, Terézia: Spracovanie EKG signálov [Diplomová práca], Univerzita Komenského v Bratislave, Fakulta matematiky, fyziky a informatiky, Katedra aplikovanej matematiky a štatistiky; školiteľ: Mgr. Soňa Kilianová, PhD., Bratislava, 2020, 65s.

Jednou z najčastejších príčin úmrtia v Európe sú srdcové ochorenia. Práve preto je ich diagnostika veľmi dôležitá a hlavným nástrojom pri vyšetrení srdca sú EKG signály. Táto práca sa zameriava na komplexné spracovanie týchto signálov, čo môže pomôcť pri diagnostike. V práci sú opísané rôzne nástroje a metódy, používané pri spracovaní EKG. Cieľom práce je vylepšiť, uľahčiť a zefektívniť diagnózu srdcových ochorení z EKG pomocou spracovania digitálnych signálov. Práca je rozdelená do troch častí, kde v prvej opisujeme základné informácie o srdci a EKG signáli. Ďalšia časť je venovaná základnej teórii spracovania EKG signálov, predovšetkým digitalizácii, filtrácii a Pan-Tompkinsovmu algoritmu, používanému pri detekcii QRS komplexu. V poslednej časti uvádzame výsledky praktickej časti a zhodnotenie práce.

Kľúčové slová: EKG, Signál, Spracovanie digitálnych signálov, Digitalizácia, Filter, Pan-Tompkinsov algoritmus, Metóda prahovania

Abstract

GAJDOŠOVÁ, Terézia: ECG Signal Processing [Diploma Thesis], Comenius University in Bratislava, Faculty of Mathematics, Physics and Informatics, Department of Applied Mathematics and Statistics; supervisor: Mgr. Soňa Kilianová, PhD., Bratislava, 2020, 65p.

Heart disease is one of the most common causes of death in Europe. That is the reason why the diagnostics is very important. The main tool in the heart examination are ECG signals. This work focuses on the complex ECG signal processing, which can help in diagnostics. The work describes various tools and methods used in ECG processing. The main aim of this work is to improve, facilitate and streamline the diagnosis of heart disease from the ECG through digital signal processing. The work is divided into three parts. In the first part we describe the basic information about a heart and ECG signals. The next part is devoted to the basic theory of ECG signal processing, especially digitization, filtration and Pan Tompkins algorithm used to detection of QRS complex. In the last part we present the results of the practical part and we assess our work.

Keywords: ECG, Signal, Digital signal processing, Digitalization, Filter, Pan Tompkins algorithm, Tresholding

Obsah

Zoznam použitých obrázkov	10
Úvod	11
1 Elektrokardiografia	13
1.1 Snímanie EKG	13
1.2 Časti EKG krivky	14
1.2.1 Diagnostika	15
1.3 Rytmus srdca	17
1.3.1 Poruchy rytmu	17
2 Spracovanie EKG signálu	19
2.1 Spracovanie digitálnych signálov	19
2.2 Digitalizácia EKG signálu	20
2.2.1 Skenovanie	21
2.2.2 Metóda prahovania	21
2.2.3 Otsu metóda	22
2.3 Znečistenie EKG signálu	23
2.3.1 LTI filtre	25
2.4 Určenie častí EKG	26
2.4.1 Pan Tompkinsov algoritmus	27
2.4.2 Charakteristiky EKG	32
3 Výsledky	34
3.1 Digitalizácia signálu	34
3.2 Filtrácia signálu	38
3.3 Detekcia EKG častí	40
Záver	44
Zoznam použitej literatúry	46
Príloha A	49

Zoznam použitých obrázkov

1. Srdce je kuželovitý sval rozdelený na 4 časti: 2 siene a 2 komory; zdroj:
<http://www.cardio.sk/ochorenia/srdce>
2. Končatinové a hrudné zvody; zdroj: [2]
3. Časti EKG krivky; zdroj: <https://www.wikiskripta.eu/w/Elektrografie>
4. Princíp DFT, IDFT; zdroj: <https://www.i2tutorials.com/what-do-you-mean-by-fourier-transforms-how-can-we-use-in-machine-learning/>
5. Normálne EKG; zdroj: [4], Fig. 1.30
6. Zášumené EKG; zdroj: [4], Fig. 1.31
7. Blokový diagram Pan Tompkinsovho algoritmu; vlastné spracovanie
8. 12-zvodové EKG; zdroj: [8]
9. Časť záznamu pred a po rotácii; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
10. Pôvodný záznam, maska mriežky, záznam po odstránení mriežky; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
11. Masky signálu prahovaná pomocou HVS farebného modelu, Otsu metódy s odstránenou mriežkou, Otsu metódy s mriežkou; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
12. Výsledný zdiitalizovaný signál; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
13. Filtrácia 60 Hz šumu zo siete pomocou Notch filtra; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
14. Filtrácia signálu pomocou kaskádového filtra; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB
15. QRS komplex určený pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu; výstup z algoritmu v prostredí MATLAB

16. Detekované části EKG signálu; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
17. Signál po eliminácii QRS komplexu; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
18. Signál po eliminácii QRS komplexu a vlny T; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
19. Signál z databázy [13] v porovnaní so spätne digitalizovaným signálom; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
20. Detrendovaný signál; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
21. Signál v porovnaní s filtrovaným signálom; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
22. QRS komplex nájdený pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB
23. EKG signál s vyznačenými vlnami; výstup z algoritmu v prostředí MATLAB

Úvod

Ochorenie srdca je jednou z najčastejších príčin umrtia v Európe, a preto je EKG považované za kľúčové v oblasti medicíny. Vďaka elektrografii dokážeme odhaliť srdcovú arytmiu a abnormality, ktoré sú príznakom viacerých ochorení.

EKG prístroje sa začali vyvíjať od konca 19. storočia. Odvtedy došlo k veľkému pokroku, či už v oblasti medicíny, pri pochopení anatomických, patologických, elektrofyziologických a genetických informácií, ale aj v oblasti počítačovej techniky. Napriek tomu však zariadenia EKG, ktoré dnes nájdeme vo väčšine nemocníc a ambulancií, nespĺňajú úroveň tohto pokroku. Mnohé z nich sú zastaralé a neefektívne. Väčšina používaných EKG prístrojov zaznamenáva signál na termopapier, z ktorého lekár určuje diagnózu, čo je častokrát zdĺhavé a náročné. Aby lekári dokázali analyzovať EKG signál, musí sa tento signál najskôr upraviť, k čomu slúži spracovanie digitálnych signálov. Spracovanie EKG signálov zahŕňa mnoho oblastí, od filtrácie signálu pomocou filtrov zabudovaných v samotných EKG prístrojoch, až po digitalizáciu, či určenie častí signálu.

V tejto práci bude našou úlohou dôkladne naštudovať niektoré oblasti spracovania EKG signálov, porovnať metódy a pokúsiť sa vylepšiť postup pri diagnostike. Hlavným cieľom práce bude zdigitalizovať EKG signál z termopapiera a určiť jeho základné atribúty. Tým by sa práca lekárov pri vyhodnocovaní signálu zjednodušila a zefektívnila.

Práca je rozdelená na tri kapitoly. V prvej kapitole čitateľ nájde stručný opis základných medicínskych poznatkov o srdci a EKG. Taktiež v tejto časti opisujeme postup pri diagnostike chorôb a porúch srdca, ktoré z EKG signálu dokážeme detekovať. V tejto časti sme vychádzali predovšetkým z literatúry [4] a [15].

Druhá kapitola je venovaná teoretickým poznatkom spracovania EKG signálov. Opíšueme spracovanie digitálnych signálov a postup pri digitalizácii, filtrácii a detekcii EKG signálu. Podrobne tu opisujeme niektoré filtre, metódu prahovania používanú vo viacerých krokoch spracovania EKG a Pan Tompkinsov algoritmus používaný pri určení QRS komplexu. Čerpali sme predovšetkým z literatúry [16], [18], [19].

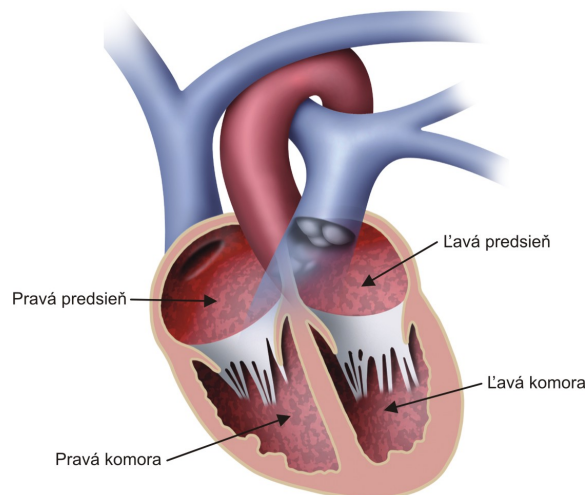
V poslednej kapitole uvádzame výsledky našej práce. V tejto časti sa zameriavame na komplexné spracovanie EKG signálov. Postupujeme systematicky od digitalizácie EKG záznamu, cez filtráciu, až po určenie a vyhodnotenie všetkých častí a intervalov

EKG signálu, ktoré sú potrebné na diagnostiku.

Jednotlivé metódy spracovania signálu realizujeme v prostredí MATLAB. Metódu digitalizácie sme naprogramovali pomocou literatúry [19] a Pan Tompkinsov algoritmus sme čerpali zo zdroja [20].

1 Elektrokardiografia

Elektrokardiografia, alebo skrátene EKG, je jedna z najčastejších vyšetrovacích metód v medicíne. V ľudskom tele je kontrakcia každého svalu spojená s elektrickými zmenami a tie je možné zaznamenať. EKG sníma elektrickú činnosť srdca pomocou elektród priložených na povrch tela pacienta. Záznam EKG poskytuje veľké množstvo informácií o kardiovaskulárnom stave pacienta. Vďaka grafu dokáže lekár posúdiť, či je aktivita srdca normálna, alebo dokáže stanoviť diagnózu viacerých ochorení srdca, ako sú napríklad poruchy srdcového rytmu, neprimeraný prietok krvi v koronárnej artérii alebo poruchy elektrolytov. V tejto kapitole sme čerpali a citovali informácie zo zdrojov [2], [4], [5] a [15].



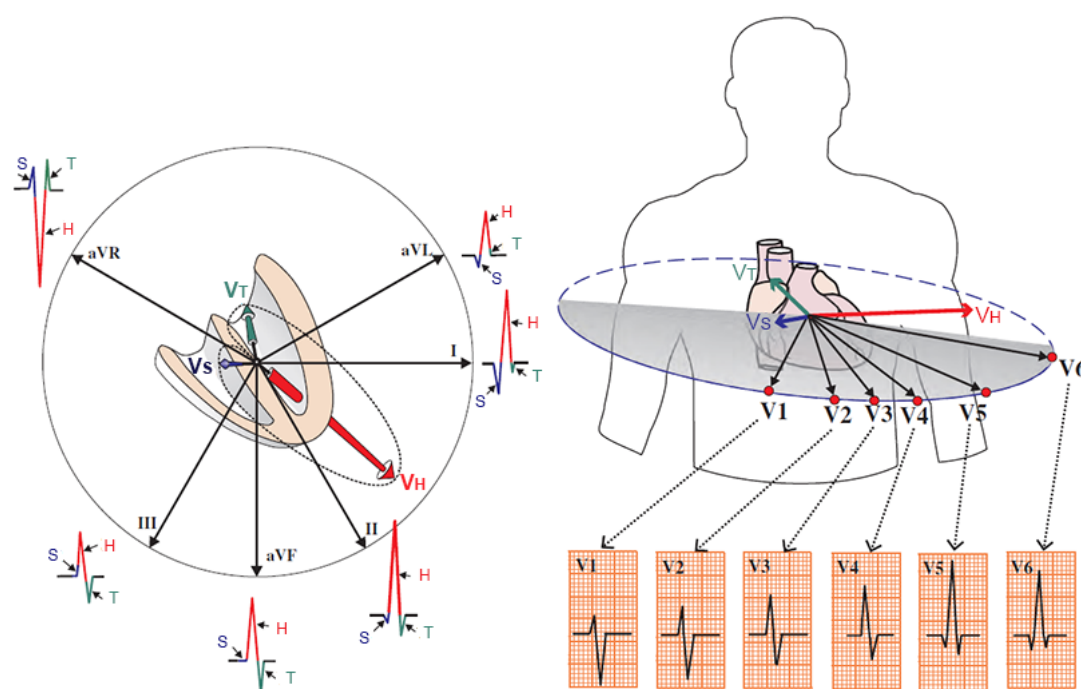
Obr. 1: Srdce je kužeľovitý sval, ktorý je rozdelený na 4 časti: 2 siene a 2 komory. Zdroj: <http://www.cardio.sk/ochorenia/srdce>

1.1 Snímanie EKG

Napätie, ktoré srdce vyprodukuje, je tak veľké, že je možné ho zaznamenať na povrchu tela pomocou EKG prístroja. Ten slúži ako voltmeter, ktorý zapisuje volty ako EKG krivku. EKG prístroje, ktoré môžeme nájsť v kardiologických ambulanciách väčšinou zaznamenávajú signál na termopapier. V nemocniciach sú tieto prístroje kvalitnejšie a okrem zaznamenávania signálu dokážu vyhodnotiť rytmus a niektoré abnormality srdcovej činnosti. V dnešnej dobe technologického pokroku EKG prístroje nachádzame aj mimo zdravotníckych zariadení. Srdcovú aktivitu dokážu zosnímať napríklad niektoré

inteligentné hodinky, ktoré však pracujú na jednoduchom princípe jednozvodového EKG. Tieto záznamy často nie sú veľmi dôveryhodné a len v málo prípadoch dokážu správne zhodnotiť aktivitu srdca a jeho rytmus.

Najčastejšie sa pri snímaní činnosti srdca v medicíne používa 12 zvodové EKG. Zvodom sa označuje rozdiel napätia medzi dvomi elektródami prístroja. V1 až V6 sú hrudné zvody a zvody I, II, III, aVR, aVF a aVL sú končatinové zvody [4]. Ako vidíme na obrázkoch nižšie, každý sníma srdce z iného uhla, preto sa EKG záznamy z jednotlivých zvodov líšia.



Obr. 2: Končatinové a hrudné zvody. Zdroj: [2]

Takýto EKG prístroj má 10 elektród, pričom 4 z nich sú pripevnené na končatiny, z ktorých jedna slúži na uzemnenie a 6 elektród je hrudných. Pri ich zakladaní je veľmi dôležité, aby boli umiestnené na správne miesto a aby boli dobre upevnené. V opačnom prípade je EKG signál nepresný a znehodnotený napríklad šumom.

1.2 Časti EKG krivky

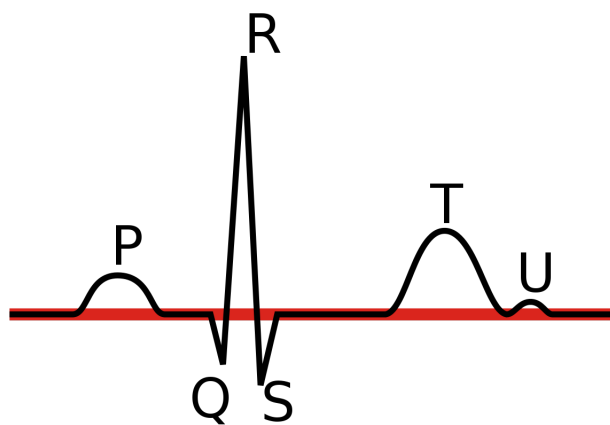
Krivka EKG sa skladá z troch hlavných častí: P vlny, QRS komplexu, T vlny, a krivky na úrovni izoelektrickej línie, ktorá sa nachádza medzi týmito segmentami.

Svalová hmota siení srdca je v porovnaní so svalovinou komôr malá, vďaka čomu sú

aj elektrické zmeny, ktoré doprevádzajú túto kontrakciu malé. Tejto aktivite zodpovedá vlna P a jej dĺžka je väčšinou menej než 120 ms. Normálna P vlna môže mať rôzny tvar a jej amplitúda sa pohybuje od 0 do 0,3 mV. [2], [4]

Svalovina komôr je naproti tomu silná, a preto ich depolarizácia vyvoláva na EKG veľkú výchylku, ktorá sa nazýva QRS komplex. Vlna T reprezentuje návrat komôr srdca do elektricky kludného stavu. Má zaoblený tvar a trvá približne 100 - 250 ms, pričom jej amplitúda sa pohybuje do 8,8 mV. Pri niektorých EKG signáloch môžeme za T vlnou vidieť ďalšiu vlnu. Jej pôvod nie je celkom jasný a nazýva sa U vlna.

QRS komplex sa skladá z Q, R a S kmitu. Ak je prvá výchylka po P vlne pod izoelektrickou líniou nazývame ju Q kmit. Táto vlna môže nadobúdať amplitúdu do 25% vlny R, ktorá nasleduje za ňou a pri normálnom zázname trvá do 30ms. Výchylka nad izoelektrickou líniou sa nazýva R kmit, bez ohľadu na to, či je pred ňou Q kmit. Výška jeho amplitúdy závisí od jednotlivých zvodov, pričom môže dosahovať aj niekoľko mV, no taktiež sa v signáli nemusí nachádzať. Trvanie kmitu sa pohybuje do 100 ms. Výchylka pod izoelektrickou líniou za kmitom R sa označuje ako kmit S. Normálna vlna S trvá do 50 ms a jej amplitúda má výšku do 0.8 mV. Kmit Q, R a S sa jednotlivito v QRS komplexe nemusia nutne nachádzať, čo závisí hlavne od zvodu, ktorý pozorujeme.



Obr. 3: Časti EKG krivky. Zdroj: <https://www.wikiskripta.eu/w/Elektrokardiografie>

1.2.1 Diagnostika

Pri diagnostike sa pozoruje tvar jednotlivých častí, ale taktiež aj dĺžka ich trvania. Dôležité sú nielen jednotlivé vlny signálu, ale tiež intervaly medzi týmito časťami.

Interval PR alebo PQ reprezentuje čas potrebný na šírenie elektrického vzruchu zo siení do srdcových komôr. Meria sa od začiatku vlny P po začiatok QRS komplexu a pri zdravom pacientovi trvá 120 - 200 ms, pri starších ľuďoch do 220 ms. Dĺžka intervalu závisí od tepovej frekvencie a od veku pacienta. QRS komplex ukazuje dobu depolarizácie komôr a jeho normálne trvanie je okolo 70 - 120 ms. Úsek ST reprezentuje kontrakciu komôr a interval QT závisí od srdovej frekvencie a normálne trvá do 450 ms. Meria sa od začiatku QRS komplexu po koniec vlny T. Základom pre diagnostiku je interval RR, ktorý sa medzi dvoma po sebe nasledujúcimi R kmitmi. Podľa neho sa určuje srdečný rytmus a taktiež rôzne druhy arytmie. Jeho doba sa pohybuje od 600 - 1000 ms v závislosti od tepu. [4]

Podľa [5] sa pri hodnotení EKG krivky využíva nasledovný 10- bodový prístup.

1. Zhodnotenie, či ide o sínusový alebo nesínusový rytmus

Sínusový rytmus vychádza zo sinoatriálneho uzla, nesínusový vychádza z iných štruktúr srdca.

2. Zhodnotenie pravidelnosti rytmu srdca

Rytmus srdca je pravidelný, pokiaľ je časový interval medzi jednotlivými QRS komplexmi konštantný. V opačnom prípade ide o nepravidelný rytmus.

3. Zistenie frekvencie

Frekvencia srdca je často uvedená na zázname EKG. Niekedy je však záznam nekvalitný, preto je potrebné túto informáciu vypočítať.

4. Určenie elektrickej osi

Elektrická os sa určuje na základe voltáže QRS komplexov. Môže byť normotyp, ľavotyp alebo pravotyp.

5. Určenie prevodový časov

Určenie dĺžky PQ, QRS a QT intervalu.

6. Hľadanie deformít v P vlnách a QRS komplexe

7. Určenie prechodovej zóny

Prechodová zóna je zvod, ktorý hovorí, kde sa nachádza stred elektrickej osi. Určuje sa pomocou QRS komplexu.

8. Určenie ST segmentu

Určenie ST segmentu je jednou z najdôležitejších častí hodnotenia EKG krivky. Ak sa ST segment nachádza nad izoelektrickou čiarou, hovoríme o elevácii, ak sa nachádza pod touto čiarou hovoríme o depresii. Najčastejšou príčinou elevácie ST segmentu je infarkt myokardu.

9. Určenie T vlny

Za normálnych okolností je pozitívna.

10. Iné

Táto časť slúži lekárovi na poznámky, ako napríklad nekvalita záznamu, či nepriemeraná voltáž a iné.

1.3 Rytmus srdca

V tejto podkapitole opisujeme rytmus srdca, ktorý je veľmi dôležitý pri diagnostike a je s ním spojených mnoho srdcových ochorení. Čerpali sme z literatúry [4], [15] a [18].

Srdce má v pokojnom stave pravidelný rytmus s frekvenciou 50 - 90 úderov za minútu. Tento rytmus sa nazýva sínusový, pretože vzniká v takzvanom sinoatriálnom bode v pravej predsieni srdca. Po prechode elektrického impulzu svalovinou dochádza k jej kontrakcii. Vďaka vzniku týchto rytmických kontrakcií srdce pumpuje krv do krvného obehu. Sinoatriálny uzol spontánne generuje impulzy s najvyššou frekvenciou 60 - 100 úderov/min. Okrem sínusového rytmu poznáme junkčný a komorový rytmus. Junkčný rytmus vzniká v tzv. AV uzle alebo AV junkcii s frekvenciou približne 40 - 60 úderov za minútu a komorový rytmus generujú Purkyňove vlákna, pričom frekvencia je 20 - 40 úderov za minútu.

1.3.1 Poruchy rytmu

Pri arytmií, poruche srdcového rytmu, dochádza k narušeniu vzniku impulzov, alebo prevodov cez predsienie, či komory srdca. Niekedy dochádza k tomu, že sa náš pravidelný rytmus srdca na okamih preruší. Tieto poruchy zväčša nie sú výnimočné a dôležité, avšak ak k nim dochádza častejšie, je potrebné vyšetrenie. Ak má pacient pocity závrate, nevoľnosti, malátnosti alebo pocitu tlaku na hrudníku je nutné vyšet-

renie odborníkom. V prípade odpadávania, straty vedomia, silnej bolesti na hrudníku, je nutné vyhľadať ihneď centrálnu pohotovosť. Tieto symptómy zodpovedajú prejavom srdcovej arytmie.

Dôležitými krokmi pri diagnostike poruchy rytmu podľa [4] sú:

- hľadanie P vln,
- zameranie sa na vzťah medzi P vlnami a QRS komplexom, na jednu P vlnu pripadá jeden QRS komplex,
- určenie šírky QRS komplexov - ideálne 120 ms a menej,
- používanie viac zvodového EKG.

Abnormálne srdečné rytmy vznikajú v sieňovej svalovine, v junkčnej oblasti alebo v svalovine komôr. Môžeme ich rozdeliť na:

- bradykardiu- pomalý srdcový tep, menej ako 60 úderov za minútu,
- tachykardiu- rýchly srdcový tep, viac ako 100 úderov za minútu,
- extrasystoly- predčasné sťahy,
- fibriláciu- náhodná aktivácia siení alebo komôr.

Okrem porúch rytmu dokážeme pomocou spracovania digitálnych signálov z EKG krivky zistiť a určiť mnohé ďalšie diagnózy. Vďaka abnormalitám dĺžky a tvaru jednotlivých vln a intervalov vieme určiť napríklad hypertrofiu, infarkt myokardu, blokády Ta-wardových ramienok, Fascikulárne, Atrio-ventrikulárne blokády, pľúcnu embóliu atď.

2 Spracovanie EKG signálu

Pri spracovaní EKG signálu postupujeme vo viacerých krokoch. EKG signál sa pri klasickom vyšetrení zakresľuje pomocou prístroja na papier. Jedným zo spôsobov spracovania EKG signálu teda môžeme považovať digitalizáciu EKG stopy. Ďalším veľmi dôležitým spôsobom spracovania EKG signálu je odstránenie znečistenia, ktoré je spôsobené viacerými vplyvmi, ktoré si popíšeme nižšie.

Spracovanie digitálnych signálov vieme využiť aj pri samotnej diagnostike. Pri zhodnocovaní EKG je najdôležitejšie určiť jednotlivé časti signálu. Po detekcii QRS komplexu a ostatných vln sa určuje začiatok a koniec jednotlivých častí a dĺžka jednotlivých intervalov signálu. Následne sa určia vlastnosti komponentov EKG a nakoniec môže lekár z týchto informácií určiť, či je pacient v poriadku, alebo naopak určiť abnormality EKG a diagnózu.

V kapitole čerpáme informácie predovšetkým zo zdrojov [6], [7], [16], [19] a [21].

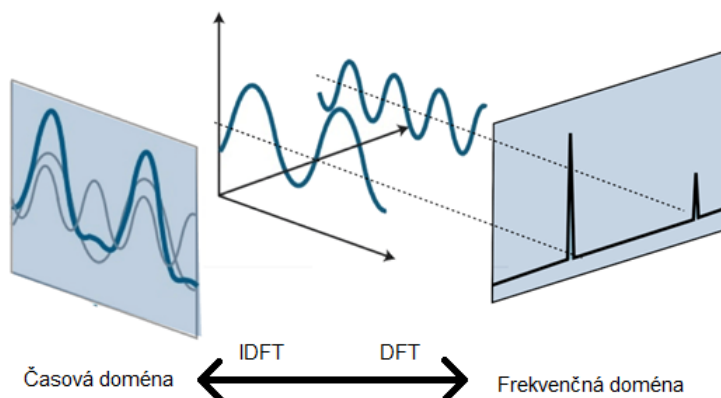
2.1 Spracovanie digitálnych signálov

Signál je nejaká funkcia popisujúca priebeh javu, napríklad v čase alebo priestore. Pri EKG signáloch je to funkcia zaznamenávajúca aktivitu srdca v čase. Naše srdce vytvára elektrickú aktivitu zaznamenanú elektródami ako signál, pričom kontrakcia nastane približne 50 až 90 krát za minútu. Pretože signál EKG sa opakuje zakaždým, keď cez srdce prechádza kontrakcia, môžeme vďaka Diskrétnej Fourierovej transformácii tento signál previesť do série sínusových vln. Vďaka tomu môžeme lepšie a jednoduchšie spracovávať signál. Diskrétna fourierová transformácia, skrátene DFT, je teda akousi zmenou bázy, kde sa pomocou harmonických funkcií zmení časová doména signálu na frekvenčnú. Podľa [6] je daná vzorcom:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-i2\pi kn/N}. \quad (1)$$

Inverzná diskretná Fourierová transformácia je potom daná vzorcom:

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k]e^{i2\pi kn/N}. \quad (2)$$



Obr. 4: Princíp DFT, IDFT. Zdroj: <https://www.i2tutorials.com/what-do-you-mean-by-fourier-transforms-how-can-we-use-in-machine-learning/>

Každá zo sínusových vln má určitú amplitúdu, frekvenciu a fázu. Amplitúda je veľkosť signálu meraná EKG prístrojom v milivoltach (mV). Frekvencia signálu meria periodicitu signálu a meria sa v hertzoch (Hz). Frekvencia 1 Hz znamená, že signál sa opakuje každú sekundu. Pokiaľ hovoríme o vzorkovacej frekvencii, znamená to, že za 1 sekundu je zaznamenaná 1 vzorka signálu. Fáza môže byť považovaná za oneskorenie pred začiatkom signálu.

2.2 Digitalizácia EKG signálu

Elektrokardiograf je grafická reprezentácia elektrickej aktivity srdca a bežnou praxou pri diagnostike srdcových chorôb je zaznamenávanie tohto signálu na tepelný papier pomocou 12-tich zvodov. Tento spôsob je na jednej strane praktický z hľadiska uchovávanía záznamov pacienta, no záznam po dlhšom čase na termopapieri bledne. Ďalšou nevýhodou je, že lekár musí určiť diagnózu len na základe takéhoto záznamu, pričom dnešná technológia by mohla výrazne zjednodušiť prácu zdravotníkom a napomôcť im pri diagnostike. Digitálne EKG totiž umožňuje rýchly výpočet EKG atribútov, ako sú časti EKG, vektorové uhly a intervaly jednotlivých vln, čo je pre lekárov namáhavé a nepresné zistiť z papiera voľným okom. Preto digitalizácia obrazu patrí k významným spôsobom spracovania EKG signálu.

Digitalizácia obrazu je konverziou analógového signálu na digitálny. Pri digitalizácii

postupujeme v nasledujúcich krokoch:

1. **Skenovanie EKG záznamu**
2. **Vybratie konkrétnej časti EKG**
3. **Vyselektovanie požadovaného EKG signálu pomocou metódy prahovania**
4. **Digitalizácia signálu**
5. **Vyselektovanie mriežky a zistenie frekvencie zdigitalizovaného signálu**

V nasledujúcich častiach priblížime niektoré kroky digitalizácie. Samotný postup digitalizácie a jej algoritmus opisujeme v poslednej kapitole.

2.2.1 Skenovanie

Na skenovanie obrázkov, dokumentov, atď., slúžia skenery, ktoré zaznamenávajú jednotlivé pixely. Mernou jednotkou presnosti skenerov je DPI (dots per inch), čo vyjadruje počet zosnímaných bodov na dĺžku palca (1 palec = 2,54 cm). Čím vyššie je toto rozlíšenie, tým kvalitnejšie dokáže skener predlohu naskenovať. Niektoré zariadenia majú rozdielne rozlíšenie vo vertikálnom a horizontálnom smere a na mnohých zariadeniach si vieme sami vybrať nastavenie DPI skenu obrázka. V bežných skeneroch je táto hodnota aspoň 1200x2400 DPI.

EKG signál sa väčšinou zaznamenáva na termopapier rýchlosťou 25 mm/s. Preto je aj tento papier špeciálne navrhnutý s milimetrovou mriežkou, kde 1 mm horizontálne predstavuje 0,04 s záznamu a vertikálne 0,1 mV. [5] Pri skenovaní takéhoto záznamu preto budeme konvertovať hodnotu DPI na hodnotu DPCM (dot per centimeter). S týmito hodnotami budeme pracovať pri určení vzorkovacej frekvencie signálu a výšky amplitúdy, ale aj pri ďalšom spracovaní už zdigitalizovaného signálu.

2.2.2 Metóda prahovania

Prahovanie je kvôli svojej jednoduchosti a efektívnosti jednou z najčastejšie používaných techník pre segmentáciu obrázka. V tejto časti sme vychádzali z literatúry [1], [17] a [22]. Účelom tejto metódy je oddeliť významnú časť vstupu od nevýznamnej. Táto

metóda využíva hodnotu T nazývanú prah [17], pomocou ktorej sa vstupná funkcia $f(x,y)$, transformuje na funkciu

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{ak } f(x, y) \geq T \\ 0, & \text{ak } f(x, y) < T \end{cases} \quad (3)$$

Vstupom do metódy prahovania je najčastejšie obraz, pri ktorom sa skúmajú odtiene šedej alebo jas jednotlivých pixlov obrázka, no taktiež sa využíva aj tzv. multispektrálne prahovanie, pri ktorom využívame farebnosť obrázka a prah určujeme napríklad ako vektor pri farebnom modeli RGB, HVS, či HSL. V takom prípade funkciu transformujeme podľa rovnice

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{ak } f(x, y, R) \geq T(R) \wedge f(x, y, G) \geq T(G) \wedge f(x, y, B) \geq T(B) \\ 0, & \text{inak,} \end{cases} \quad (4)$$

kde R, G, B predstavujú červenú, zelenú a modrú oblasť v RGB modeli. (Po prípade odtieň H , sýtosť V a jas S či svetlosť L pixelu v HVS a HSL modeli.)

Prah T môže byť konštantný počas celého procesu prahovania, vtedy ide o globálne prahovanie, alebo sa mení v závislosti od intervalu, okolia bodu atď. Vtedy hovoríme o adaptívnom alebo lokálnom prahovaní. V našej práci využívame iba globálne prahovanie, pričom prah môžeme určiť pomocou rôznych metód - napríklad pomocou metódy p- podielu, iteratívnych metód, alebo Otsu metódy, ktorú sme využili my.

Metódu prahovania môžeme tiež využiť aj v mnohých iných oblastiach, kde potrebujeme signifikantné časti vstupu oddeliť od nesignifikantných. Túto metódu používame napríklad pri určovaní P a T vlny EKG signálu na základe času a výšky amplitúdy.

2.2.3 Otsu metóda

V tejto časti sme čerpali z literatúry [10] a [22]. Otsu metóda slúži na automatické hľadanie optimálneho prahu T pri prahovaní na základe šedého odtieňa jednotlivých pixlov. Prahová hodnota sa určuje minimalizovaním váženého rozptylu intenzity σ_W , teda dvoch jasov- jas pozadia b a popredia f .

$$\sigma_W^2(T) = W_b\sigma_b^2(T) + W_f\sigma_f^2(T), \quad (5)$$

kde W_b a W_f sú váhy, ktoré sú pravdepodobnosťami dvoch tried jasov oddelených prahom T :

$$W_b(T) = \sum_{i=1}^T P(i), \quad (6)$$

$$W_f(T) = \sum_{i=T+1}^L P(i). \quad (7)$$

σ_b a σ_f sú varianciami týchto dvoch tried:

$$\sigma_b^2 = \sum_{i=1}^T [i - \mu_b(T)]^2 \frac{P(i)}{W_b(T)}, \quad (8)$$

$$\sigma_f^2 = \sum_{i=T+1}^L [i - \mu_f(T)]^2 \frac{P(i)}{W_f(T)}, \quad (9)$$

$$\mu_b(T) = \sum_{i=1}^T \frac{iP(i)}{W_b(T)}, \quad (10)$$

$$\mu_f(T) = \sum_{i=T+1}^L \frac{iP(i)}{W_f(T)}. \quad (11)$$

Potom prah T určíme ako

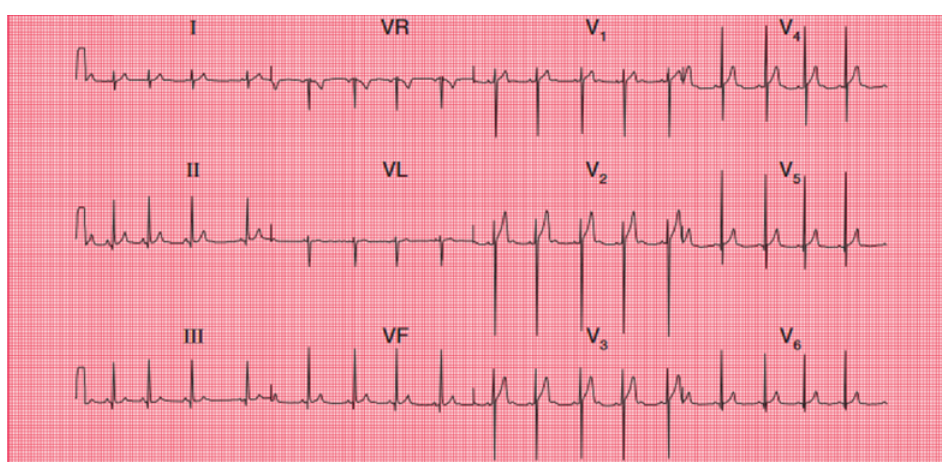
$$T = \operatorname{argmin}_{\forall T} \sigma_W^2(T). \quad (12)$$

2.3 Znečistenie EKG signálu

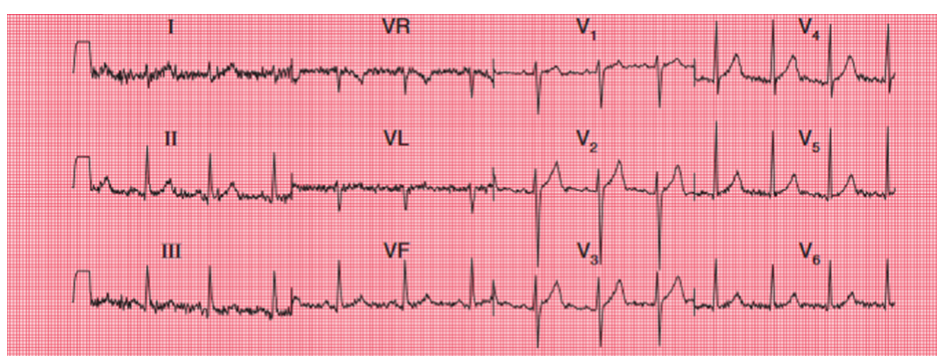
Ako sme už spomenuli, nahrávanie EKG sa uskutočňuje prostredníctvom elektród pripnutých na koži pacienta. Tie však zachytávajú viac ako len elektrickú aktivitu srdca. Pri zaznamenávaní EKG dochádza k rôznym rušeniam, ktoré znehodnocujú signál a znemožňujú diagnostiku. Preto je dôležité tento šum detekovať a odstrániť.

Znečistenie signálu môže mať rôzny pôvod. Typy rušenia sa z hľadiska šírky frekvenčného pásma rozdeľujú do dvoch celkov: úzkopásmové rušenie a širokopásmové rušenie. Medzi úzkopásmové rušenie patrí sieťový brum, alebo šum zo siete. Ten je spôsobený elektromagnetickou indukciou striedavého prúdu pôsobiaceho na snímaný EKG signál o frekvencii v rozmedzí 49,5 - 50,5 Hz (okolo 60 Hz v Japonsku a USA). Ďalším rušením patriacim do prvej skupiny je drift. Spôsobujú ho elektrochemické deje na rozhraní elektród a kože, pomalé pohyby pacienta, dýchanie, znečistenie pokožky alebo chlípky. Tento šum je v rozmedzí od 0,1 Hz do 2 Hz.

Medzi širokopásmové rušenie patrí impulzné rušenie, ktoré je spôsobené napríklad spí-
nacími pochodmi alebo elektrostatickým výbojom. Posledným rušením, ktoré spome-
nieme sú myopotenciály a taktiež patria medzi širokospektrálne rušenia. Toto rušenie
vzniká pri aktívnom pohybe svalov pacienta. Keďže kontrakcia každého svalu v tele je
spojená s elektrickými zmenami, ktoré EKG dokáže zachytiť, je dôležité, aby sa pacient
pri zaznamenávaní signálu nachádzal v pokoji. Vtedy je toto rušenie zaznamenané s
frekvenciou nad 100 Hz.[11]



Obr. 5: Normálne EKG. Zdroj: [4], Fig. 1.30



Obr. 6: Zašumené EKG. Zdroj: [4], Fig. 1.31

V nasledujúcej tabuľke podľa [11] znázorňujeme prehľad frekvencií dôležitých kompo-
nentov EKG ako aj frekvencie rušenia signálu.

Srdečný rytmus	0,67-5 Hz	Myopotenciály	väčšinou >100 Hz
P vlna	0,67-5 Hz	Drift	0,1-2Hz
QRS komplex	10-50 Hz	Šum zo siete	50 / 60 Hz
T vlna	1-7 Hz	Impulzné rušenie	väčšinou > 10 Hz

Tabuľka 1: Vľavo frekvencie komponentov EKG, vpravo frekvencie šumu.

Z tabuľky vidíme, že sa frekvencie šumu prekrývajú s užitočným signálom, a preto musíme počítať s tým, že EKG signál bude po filtrácii deformovaný. Skreslenie sa môže prejaviť na amplitúde alebo fáze signálu. Preto je potrebné nájsť čo najvhodnejší filter tak, aby bol signál skreslený čo najmenej a aby nestratil dôležité informácie potrebné k diagnóze. Srdcové monitory v nemocniciach a ambulanciách poskytujú prostriedky na filtrovanie záznamu EKG. Väčšina kardiálnych monitorov vyberie príslušný filter na základe situácie. Napríklad pri vykonávaní rutinného monitorovania, kde je dôležitý iba srdcový rytmus, sú použité iné filtre ako pri zaznamenávaní 12-zvodového EKG, ktoré vyžaduje vysokú presnosť.

Filter predstavuje akýsi matematický vzorec, pomocou ktorého znižujeme dimenziu signálu. Avšak častokrát je ťažké určiť, ktorý filter je ten správny, a preto je potrebné tieto filtre kaskádovať. V nasledujúcich častiach si popíšeme niektoré z nich.

2.3.1 LTI filtre

Pri spracovaní EKG signálov sa najčastejšie používajú LTI (linear time-invariant) systémy. Patria medzi ne napríklad lowpass a highpass filtre. Filtre v tejto časti sme spracovali podľa [9].

Highpass filter, tiež známy ako filter hornej priepuste, prepúšťa frekvencie signálu, ktoré sú vyššie ako nastavená hladina a zároveň zoslabí nižšie frekvencie. Vo frekvenčnej doméne je tento systém definovaný vzťahom:

$$H_{HP}(e^{i\omega}) = \begin{cases} 0, & \text{ak } |\omega| \leq \omega_c \\ 1, & \text{ak } \omega_c < |\omega| \leq \pi. \end{cases} \quad (13)$$

Lowpass filter, alebo filter dolnej priepuste, analogicky zoslabí frekvencie vyššie ako

hraničná frekvencia. Podľa [9] je definovaný vzťahom:

$$H_{LP}(e^{i\omega}) = \begin{cases} 1, & \text{ak } |\omega| \leq \omega_c \\ 0, & \text{ak } \omega_c < |\omega| \leq \pi. \end{cases} \quad (14)$$

Ďalším LTI filtrom, ktorý sa využíva pri spracovaní EKG signálov je bandpass filter, alebo filter pásmovej priepuste. Tento systém je daný stredovou frekvenciou ω_0 a šírkou pásma ω_b , pričom platí $\omega_b/2 < \omega_0$. Filter ponechá frekvencie vzdialené od ω_0 o polovicu šírky pásma ω_b a ostatné frekvencie potlačí. Vo frekvenčnej doméne je definovaný vzťahom:

$$H_{LP}(e^{i\omega}) = \begin{cases} 1, & \text{ak } \omega_0 - \frac{\omega_b}{2} \leq \omega \leq \omega_0 + \frac{\omega_b}{2}, \\ 1, & \text{ak } -\omega_0 - \frac{\omega_b}{2} \leq \omega \leq -\omega_0 + \frac{\omega_b}{2}, \\ 0, & \text{inak, v rámci intervalu } [-\pi, \pi]. \end{cases} \quad (15)$$

Existuje taktiež bandstop filter, ktorý naopak potláča frekvencie okolo stredovej frekvencie ω_0 v šírke pásma ω_b . Je definovaný ako:

$$H_{LP}(e^{i\omega}) = \begin{cases} 0, & \text{ak } \omega_0 - \frac{\omega_b}{2} \leq \omega \leq \omega_0 + \frac{\omega_b}{2}, \\ 0, & \text{ak } -\omega_0 - \frac{\omega_b}{2} \leq \omega \leq -\omega_0 + \frac{\omega_b}{2}, \\ 1, & \text{inak, v rámci intervalu } [-\pi, \pi]. \end{cases} \quad (16)$$

Spomenuté filtre sú najčastejším nástrojom na odstránenie šumu zo signálov EKG a taktiež sa používajú v algoritmoch na detekciu komponentov signálu.

Ako sme spomínali vyššie, filtrovanie EKG signálu je veľmi dôležité, preto sa tejto oblasti venuje veľa odborníkov a existuje mnoho pokročilých algoritmov, ktoré dokážu signál očistiť a upresniť. Medzi najznámejšie filtre patrí napríklad Wienerov filter, Kalmanov filter, filtre využívajúce vlnkovú transformáciu, či neurónové siete atď.

2.4 Určenie častí EKG

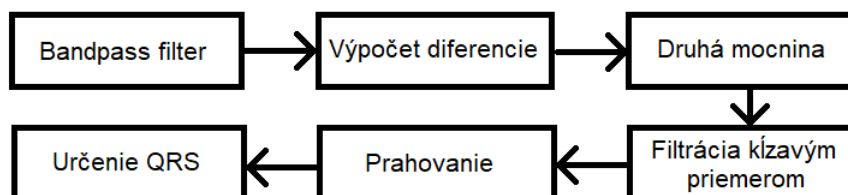
Pre určenie diagnózy zo signálu je veľmi dôležité správne určiť jednotlivé komponenty EKG. Pri práci sme vybrali tie, ktoré sú najpoužívannejšie, alebo sa nám zdali najvhodnejšie pre spracovanie nášho signálu. V tejto časti sme čerpali predovšetkým zo zdrojov [14] a [16].

2.4.1 Pan Tompkinsov algoritmus

V tejto časti čerpáme z článku [14] a [15]. Aby prístroj dokázal detekovať abnormality EKG signálu, vyžaduje sa veľmi presná schopnosť rozpoznávania QRS. Falošná detekcia môže viesť nielen k chybnjej diagnóze, ale aj k zbytočnému prenosu dát, alebo vyžaduje príliš veľkú pamäť na uloženie všetkých segmentov EKG, ktoré sú zbytočne zachytené. Preto je presný QRS detektor dôležitou súčasťou mnohých prístrojov EKG. Detekcia QRS je zložitá nielen kvôli fyziologickej variabilite komplexov QRS, ale aj kvôli rôznym typom šumu, ktoré sme spomínali v predchádzajúcej podkapitole.

Na rozpoznanie QRS komplexu sa najčastejšie používa Pan Tompkinsonov algoritmus. Ten spoľahlivo rozpoznáva komplexy QRS založené na digitálnych analýzach sklonu, amplitúdy a šírky komplexu. Z mnohých detektorov QRS navrhnutých v literatúre len málo z nich venuje dostatočnú pozornosť zníženiu hluku, ale práve Pan Tompkinsov algoritmus využíva viacero filtrov na odfiltrovanie šumu zo signálu. Softvérové QRS detektory typicky zahŕňajú jeden alebo viac z troch rôznych typov krokov spracovania: lineárne digitálne filtrovanie, nelineárne transformácie a algoritmy rozhodovacieho pravidla. Pan Tompkinsonov algoritmus používa všetky tri typy. Lineárne procesy zahŕňajú bandpass filter, výpočet diferencie a filtráciu kľzavých priemerov. Nelineárna transformácia, ktorú používame, je amplitúda druhej mocniny signálu. Adaptívne prahové hodnoty a techniky potlačenia T vln poskytujú časť algoritmu rozhodovacieho pravidla.

Nižšie podrobne popisujeme Pan Tompkinsov algoritmus podľa článku [15], keďže je veľmi dôležitým nástrojom pri práci s EKG signálom.



Obr. 7: Blokový diagram Pan Tompkinsovho algoritmu.

1. Bandpass filter

V prvom kroku sa na signál aplikuje filter pásmovej priepuste. Pre dosiahnutie najlepších hodnôt pomeru užitočného signálu a šumu (SNR - signal-to-noise ratio) volíme stredovú frekvenciu v rozmedzí 10 až 25 Hz a šírku pásma 5 až 15 Hz. Bandpass filter redukuje svalový šum, 50 Hz šum zo siete, drift a rušenie T vlny. Tento filter je zložený kaskádovo z Low-pass a High-pass filtra, ktoré sú opísané nižšie.

Low-Pass filter

Prenosová funkcia filtra dolnej priepuste je

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2}. \quad (17)$$

Rovnica pre výstupný signál je potom

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T), \quad (18)$$

kde T je vzorkovacia perióda.

High-Pass filter

Tento filter je navrhnutý na základe odčítania výstupu dolnopriepustného filtra od celopriepustného filtra. Prenosová funkcia pre filter hornej priepuste je

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})}{(1 + z^{-1})}. \quad (19)$$

Diferenčná rovnica hornej priepuste je potom

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)]. \quad (20)$$

Tieto filtre sú navrhnuté pre vzorkovaciu frekvenciu $f_{vz} = 200\text{Hz}$, preto je potrebné pri f_{vz} výrazne odlišnej od 200Hz upraviť filtre alebo vzorkovaciu frekvenciu signálu.

2. Derivát

Po filtrácii sa pomocou výpočtu prvej, (niekedy aj druhej) derivácie, určuje rýchlosť rastu amplitúdy, vďaka ktorej sa zvýrazní strmosť QRS komplexu. Prenosová funkcia je

$$H(z) = (1/8T)(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2). \quad (21)$$

Rovnica pre výstupný signál je

$$y(nT) = (1/8T)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)]. \quad (22)$$

3. Umocnenie

Vďaka umocneniu amplitúdy na druhú sa ešte viac zvýrazní rozdiel medzi výškou amplitúdy QRS komplexu a ostatných častí signálu. Umocnenie signálu je kladné a potlačuje nízko-frekvenčné vlny P a T a naopak zosilní vysoko-frekvenčné časti signálu, ktoré sú prítomné v QRS komplexe. Rovnica tejto operácie je

$$y(nT) = [x(nT)]^2. \quad (23)$$

4. Integrácia

Ďalším krokom je filtrácia signálu pomocou klzavého priemeru s veľkosťou okienka približne zodpovedajúceho šírke QRS komplexu. Účelom integrácie je získať informácie o charakteristike tvaru vlny. Operácia sa počíta pomocou rovnice:

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)]. \quad (24)$$

N predstavuje počet vzoriek v integračnom okne a jeho správne určenie je veľmi dôležité. Všeobecne platí, že šírka okna by mala byť približne rovnaká ako šírka najširšieho možného QRS komplexu v signáli. Ak je okienko príliš široké, integračný priebeh zlúči QRS komplex a T vlnu. Ak je príliš úzky, niektoré QRS komplexy budú produkovať viacero vrcholov a to môže spôsobiť problémy v následných detekčných procesoch QRS. Pri vzorkovacej frekvencii 200 vzoriek/s je okno široké 30 vzoriek čo je 150 ms.

5. Prahovanie

Prahovanie amplitúdy umožňuje vymedziť jednotlivé QRS komplexy, vďaka čomu vieme následne určiť jednotlivé kmity komplexu.

Najskôr sa na detekciu umiestnenia QRS komplexu určia lokálne vrcholy už integrovaného signálu. Keďže vzorkovacia frekvencia je 200 Hz, vrcholy hľadáme v minimálnej vzdialenosti 40 vzoriek, pretože z fyziologického hľadiska sa žiadny R kmit nemôže opakovať za menej ako 200 ms.

Každý z týchto vrcholov sa považuje za potenciálny R kmit, no môžu to byť tiež šumové špičky. Preto na signál aplikujeme metódu prahovania.

Každý vrchol sa porovná s prahovou hodnotou, kde prah určíme pomocou vzťahu

$$PRAH1 = HH + 0,25(HS - HH), \quad (25)$$

kde HH (hladina hluku) je priebežný odhad vrcholu hluku a HS (hladina signálu) je priebežný odhad vrcholu signálu.

Ak vrchol prekročí hodnotu prahu, potom je daný vrchol vrcholom signálu, ak je vrchol menší ako prahovacia hodnota, je klasifikovaný ako vrchol šumu. Prahová hodnota sa automaticky aktualizuje po zistení nového vrcholu signálu alebo šumu

$$HH = 0,125 VRCHOL + 0,875 HH, \quad ak \quad VRCHOL < PRAH1, \quad (26)$$

$$HS = 0,125 VRCHOL + 0,875 HS, \quad ak \quad VRCHOL \geq PRAH1. \quad (27)$$

V prípade, že sa v niektorom časovom intervale nezistí žiadny QRS komplex, pomocou spätného vyhľadávania použijeme druhú, nižšiu prahovú hodnotu

$$PRAH2 = 0,5 PRAH1 \quad (28)$$

a pre odhad vrcholu signálu platí

$$HS = 0,25 VRCHOL + 0,75 HS. \quad (29)$$

V prípade nepravidelného srdiečného rytmu sa prahové hodnoty znížia o polovicu, aby sa tak zvýšila citlivosť detekcie.

Následne vyššie uvedenú metódu prahovania aplikujeme na vyfiltrovaný EKG signál z kroku 2 a získame vrcholy signálu a vrcholy šumu pre tento signál.

Každý vrchol, ktorý je klasifikovaný ako vrchol signálu pre integrovaný signál a zároveň aj pre filtrovaný signál, určuje komplex QRS. Vrcholy, ktoré metóda prahovania vyhodnotí ako vrcholy šumu, nesúvisia s QRS komplexom (napr. T vlna).

V prípade, že algoritmus nastaví príliš vysoké hodnoty prahov, môže nastať situácia, kde algoritmus neodhalí QRS komplex. Preto sa vykonáva kontrola, pri

ktorej sa nepretržite vyhodnocuje časový interval RR, teda časový interval medzi dvomi za sebou idúcimi QRS komplexmi. Priemerné RR sa počíta dvoma spôsobmi, aby sa zväžil aj nepravidelný srdcový rytmus. Jeden vypočítame ako priemer z ôsmich najnovších sekvenčných RR intervalov, bez ohľadu na ich hodnoty a druhý ako priemer ôsmich posledných intervalov, ktoré spadajú do určitých hraníc.

$$RR_{AVG1} = 0,125 (RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n), \quad (30)$$

$$RR_{AVG2} = 0,125 (RR'_{n-7} + RR'_{n-6} + \dots + RR'_n), \quad (31)$$

kde RR'_n je posledný interval, ktorý spadá do intervalu $[RR_{LOW}, RR_{HIGH}]$

$$RR_{LOW} = 0,92 RR_{AVG2}, \quad (32)$$

$$RR_{HIGH} = 1,16 RR_{AVG2}. \quad (33)$$

Ak každý z posledných ôsmich RR intervalov patrí do intervalu $[RR_{LOW}, RR_{HIGH}]$, obidva priemery sa rovnajú a srdcový rytmus inerpretujeme ako pravidelný sínusový rytmus pre týchto osem tepov srdca.

Následne vypočítame nový interval RR_{MISSED} , v ktorom budeme hľadať chýbajúci QRS komplex.

$$RR_{MISSED} = 1,66 RR_{AVG2} \quad (34)$$

Ak sa v tomto okne nezistí žiadny QRS, algoritmus vyhodnotí ako potenciálny QRS komplex maximálny vrchol v tomto intervale a klasifikuje ho pomocou polovičných hodnôt prahov.

Ďalším testom správnej detekcie QRS je kontrola sklonu potenciálneho R kmitu. Ak je interval RR menší ako 360 ms, zisťujeme, či je potenciálny QRS komplex správne identifikovaný, alebo je to vlna T s nezvyčajne vysokou amplitúdou. Pri tomto testovaní sa sklon amplitúdy porovná so sklonom predchádzajúceho určeného QRS komplexu. Ak je sklon menší ako polovica sklonu QRS, je to vlna T.

6. Určenie QRS kmitu

Keď sme pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu detekovali QRS komplex, vrchol kmitu R určíme ako najväčšiu pozitívnu výchylku nad izoelektrickou líniu.

Kmity Q a S následne určíme ako najbližšie maximálne negatívne výchylky pod izoelektrickou líniou, pričom kmit Q sa nachádza v okolí pred kmitom R a kmit S za ním. Začiatok a koniec QRS komplexu sa nachádza v mieste, kde sa krivka dostatočne priblíži k izoelektrickej línii. Musíme však brať do úvahy, že nie každý QRS komplex musí nutne obsahovať Q alebo S kmit.

2.4.2 Charakteristiky EKG

Následne, po určení QRS komplexu a pozície jednotlivých kmitov, môžeme určiť vlny P a T. Ich pozície závisia na pozícii QRS, pretože vlna P sa nachádza pred týmto komplexom a vlna T za ním.

P vlna je spôsobená depolarizáciou predsiení a T vlna zodpovedá ventrikulárnej repolarizácii srdca. [4] Spoľahlivá detekcia P a T vlny je ťažšia ako detekcia QRS komplexu. Je to spôsobené hlavne nízkou amplitúdou, nízkym pomerom signálu k šumu, amplitúdovou a morfológickou variabilitou a možným prekrývaním P vlny a QRS komplexu. V niektorých EKG záznamoch sa dokonca P vlna nevyskytuje. Najčastejšie sa vlny P a T, poprípade vlna U, ak je prítomná v signáli, detekujú v závislosti od polohy QRS komplexu pomocou metódy prahovania. Táto metóda je opísaná v predchádzajúcej podkapitole. Prah predstavujú hodnoty času a amplitúdy a sklon EKG krivky. Z prvej kapitoly vieme, že P vlna sa nachádza tesne pred QRS komplexom a vlna T za QRS komplexom. Ak je vlna U prítomná v EKG signáli, nachádza sa medzi vlnami T a P. Pri detekcii vln sme sa inšpirovali zdrojom [12] a postupujeme nasledovne:

1. Odstránenie QRS komplexu zo signálu

Aby sme dokázali detekovať ďalšie časti EKG krivky, QRS komplex nahradíme izoelektrickou líniou.

2. Zosilnenie signálu pomocou diferencie a umocnenia

Signál ktorý obsahuje len T a P vlny, po prípade U vlny, zosilníme, čím zvýrazníme jednotlivé časti.

3. Výpočet sklonu v oblasti T vln a ich detekcia

T vlny sú podstatne výraznejšie oproti vlnám P a U, preto je aj ich sklon podstatne väčší. Pomocou metódy prahovania nájdeme T vlny. Prah určíme podľa

vypočítaného sklonu a využijeme aj podmienku, že T vlna sa nachádza za QRS komplexom. Pomocou sklonu detekujeme aj začiatok a koniec tejto vlny.

4. **Odstránenie T vln a zosilnenie signálu**

T vlny nahradíme základnou líniou a signál opäť zosilníme pomocou diferencie a umocnenia.

5. **Výpočet sklonu P vln a detekcia P vln**

Sklon P vln je podstatne výraznejší oproti ostatnému signálu. Vďaka tomu vieme detekovať pomocou metódy prahovania P vlny. Určíme začiatok a koniec vlny.

6. **Detekcia U vln**

AK sa v signáli nachádza vlna U, môže sa stať že je intenzita je podobná vlne P. V takom prípade definujeme vlny, ktoré sú bližšie k nadchádzajúcemu QRS komplexu ako P vlny. Vlnu, ktorá sa nachádza medzi vlnou T a P označujeme ako U vlnu.

Ďalšou známou metódou detekcie P a T vln je vlnková transformácia.

Po určení všetkých častí EKG krivky určíme dĺžky jednotlivých časových intervalov potrebných na detekciu abnormalít, a tiež výšku amplitúdy jednotlivých častí, ktoré sú potrebné k diagnostike rôznych srdcových ochorení.

3 Výsledky

Dôležitou metódou pri diagnostike kardiovaskulárnych ochorení je snímanie činnosti srdca pomocou 12-zvodového EKG, ktoré signál zaznamenáva na papier. Z neho následne lekár určuje diagnózu, čo je často zdĺhavé a náročné. Preto sme navrhli algoritmus, ktorý signál predpripraví a tak umožní lekárom určiť diagnózu presnejšie a rýchlejšie. V praxi sme sa snažili obsiahnuť spôsoby spracovania EKG signálu, ktoré sme opísali v 2. kapitole. Pri spracovaní EKG záznamu z termopapiera sme postupovali systematicky od digitalizácie signálu až po určenie základných atribútov EKG.

Pracovali sme s obrázkovými EKG zo zdroja [8], ako aj s EKG signálom v dátovej podobe z databázy [13], na ktorý sme najskôr aplikovali notch filter, následne ho vykreslili a spätne digitalizovali. V tejto kapitole opisujeme presný postup jednotlivých algoritmov, uvádzame výsledky a porovnávame metódy s pôvodnými dátami.

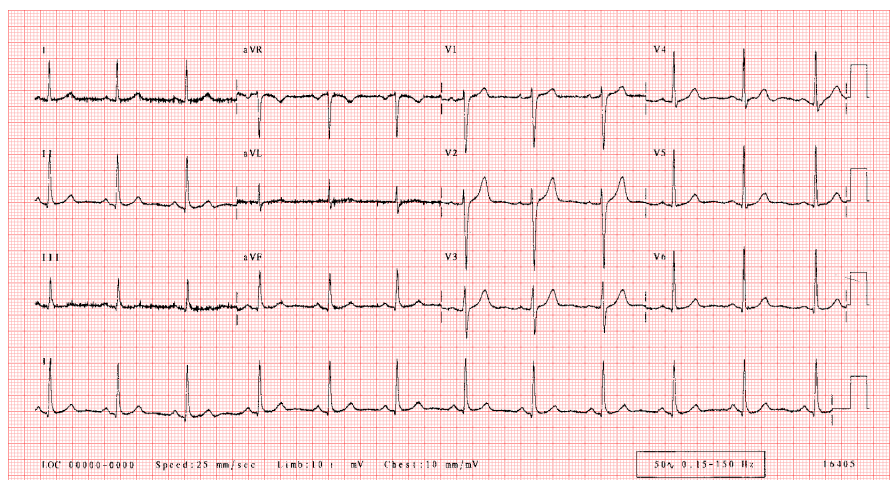
3.1 Digitalizácia signálu

Digitalizácia EKG záznamu je jedným z hlavných nástrojov spracovania signálu v našej práci. Túto metódu vnímame ako podstatnú, keďže v dnešnej dobe na Slovensku väčšina EKG prístrojov zaznamenáva signál na papier. Nevýhodou takéhoto záznamu nie je iba náročnosť interpretácie, ale taktiež jeho uchovávanie, keďže záznam po čase bledne. Pri digitalizácií sme sa inšpirovali predovšetkým zdrojom [10] a [19].

Najskôr sme záznam EKG naskenovali, pričom bolo potrebné zvoliť vhodné DPI. V bežných skeneroch môžeme zvoliť 300 DPI, 600 DPI alebo 1200 DPI, pričom hodnota 300 DPI sa neodporúča, pretože naskenovaný záznam nie je príliš presný a kvalitný. S ohľadom na ďalšiu prácu so signálom pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu, kde je potrebné, aby vzorkovacia frekvencia signálu bola 200 Hz, je dobré, ak sa zvolí DPI, ktoré je násobkom 200. Vzorkovaciu frekvenciu záznamu pri DPI násobku 200 totiž ľahko upravíme na frekvenciu 200 Hz zredukovaním niektorých vzoriek. V opačnom prípade je potrebné signál pred aplikáciou Pan Tompkinsovho algoritmu prevzorkovať na požadovanú frekvenciu.

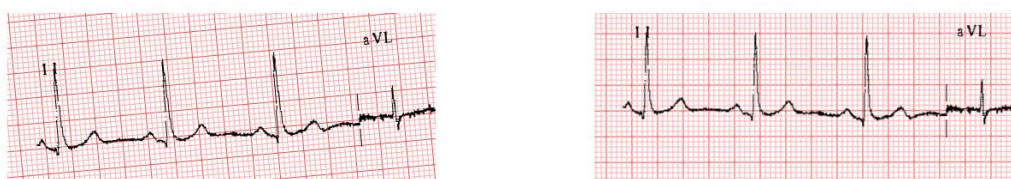
Pri našej práci sme použili už zoskenované obrázky zo zdroja [8]. Záznamy sme načítali a vykreslili. Na obrázku nižšie vidíme záznam z 12-zvodového EKG, ktoré sa

v medicíne používa najčastejšie.



Obr. 8: 12-zvodové EKG. Zdroj: [8]

Aby sme signál správne digitalizovali, museli sme zistiť, či je obrázok zoskenovaný v správnom uhle, a ak nie, museli sme obrázok rotovať. Na rotáciu sme naprogramovali algoritmus, ktorý pomocou dvoch zvolených bodov zisťuje uhol, o ktorý je obrázok otočený. Tieto dva body je potrebné zvoliť na jednej priamke mriežky, ktorá by mala byť v horizontálnej polohe a pomocou algoritmu dokážeme zistiť uhol, ktorý táto priamka zvierá s vodorovnou priamkou. Obrázok pomocou príkazu *imrotate* otočíme o požadovaný uhol. Z obrázka sme následne vybrali úsek zaznamenávajúci činnosť srdca z

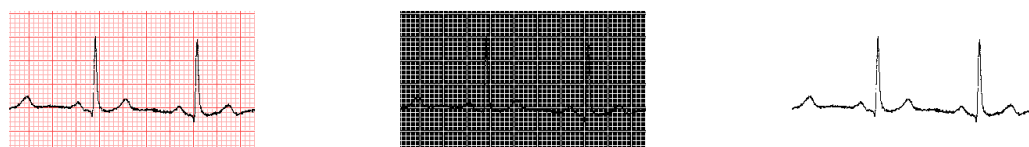


Obr. 9: Časť záznamu pred a po rotácii.

jedného zvodu, ktorý sme analyzovali. Zvolili sme zvod II, ktorý je vo všeobecnosti najskúmanejším zvodom. Tento zvod je najužitočnejší, čo sa týka detekcie srdcového rytmu a jeho porúch a sú v ňom najlepšie viditeľné všetky časti EKG.

Pri digitalizácii sme na určenie vzorkovacej frekvencie a koeficientu, pomocou ktorého určíme hodnoty amplitúdy, využili mriežku termálneho papiera. Tá je tvorená

menšími štorčekmi s dĺžkou strany 1 mm, ktoré predstavujú 0,04 sekundy vodorovne a 0,1 mV zvisle. Pomocou metódy prahovania sme vysegmentovali mriežku v odtieňoch červenej farby a do matice na pozície pripadajúce mriežke sme uložili 1. Pomocou tejto matice sme už ďalej mohli určiť, koľko bodov predstavuje 1 štvorček mriežky. V tomto prípade sme prah T určili ako vektor $(r, g, b)'$ pre aditívny farebný model RGB. Vďaka zisteniu počtu bodov v mriežke môžeme upraviť hodnoty času a amplitúdy vo výslednom zdigitalizovanom signáli a následne z neho určiť rôzne atribúty EKG signálu. Vzorkovaciu frekvenciu vieme vypočítať aj z hodnoty DPI, ktorým bol záznam zoskenovaný.



Obr. 10: Na obrázkoch vidíme pôvodný záznam, masku mriežky a záznam po odstránení mriežky.

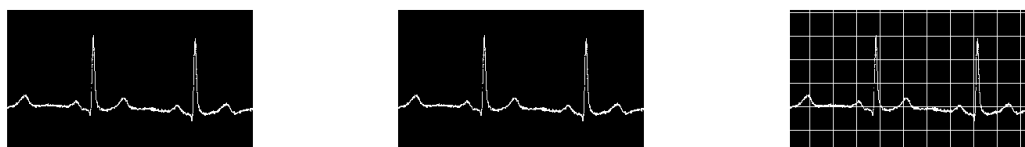
Následne sme sa pomocou viacerých algoritmov snažili nájsť masku samotného EKG signálu. Obrázok sme najskôr prahovali pomocou farebných odtieňov. Termopapier má mriežku v odtieni červenej a záznam EKG signálu je čiernej farby. Pomocou HVS farebného modelu sme určili prah $T(h, v, s)$ a aplikovali metódu na obrázok.

Masku mriežky sme využili aj pri ďalšom postupe hľadania masky signálu, a to tak, že sme nájdenú mriežku odstránili z pôvodného obrázka a následne sme signál prahovali pomocou algoritmu s prahom určeným Otsu metódou, opísanou v 2. kapitole, pomocou MATLAB funkcie *multithresh()*. Výslednú masku sme porovnali s maskou nájdenou pomocou HVS farebného modelu.

Keďže sa môže stať, že lekár naskenuje čierno-biely obrázok, použili sme aj prahovanie pomocou odtieňov sivej. Keďže náš obrázok bol farebný, prekonvertovali sme ho do odtieňov šedej, aby sme mohli pomocou metódy prahovania oddeliť signál EKG od pozadia. Na určenie prahu sme následne použili Otsu metódu. V tomto prípade sa však môže stať, že intenzita, s akou je mriežka zoskenovaná (resp. intenzita mriežky na termopapieri) je taká silná, že algoritmus nerozozná signál od mriežky. Preto považujeme

za dôležité, aby boli záznamy EKG skenované farebne.

Masky všetkých troch metód môžeme vidieť na obrázkoch nižšie a v tabuľke vidíme percentuálne zhody jednotlivých metód pri niektorých skúmaných záznamoch.



Obr. 11: Maska signálu prahovaná pomocou HVS farebného modelu, Otsu metódy s odstránenou mriežkou, Otsu metódu s mriežkou.

EKG	HVS a Otsu metóda 1	HVS a Otsu metóda 2	Otsu metóda 1 a Otsu metóda 2
1	100%	93,6744%	93,6744%
2	99,8226%	93,7325%	93,5550%
3	99,8629%	93,6523%	93,5152%
4	99,8900%	93,3953%	93,2853%
5	99,9109%	93,0498%	92,9607%
6	99,8680%	71.6262%	71.4943%

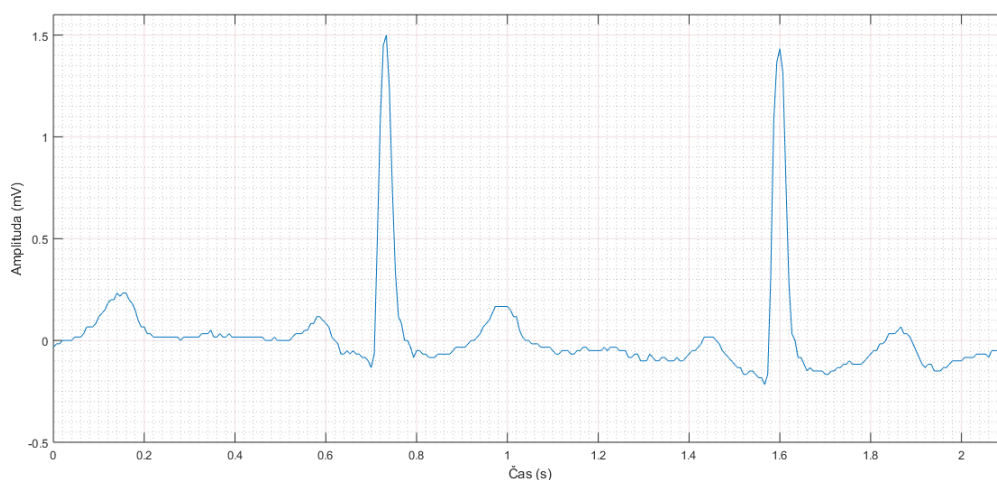
Tabuľka 2: Percentuálne zhody masiek signálov.

HVS predstavuje metódu prahovania pomocou HVS farebného modelu, Otsu metóda 1 predstavuje metódu prahovania obrázka s odstránenou mriežkou pomocou prahu určeného Otsu metódou a Otsu metóda 2 predstavuje metódu prahovania obrázka bez odstránenia mriežky.

Vidíme, že prvé dve masky sú takmer zhodné, dokonca pri viacerých záznamoch identické. Posledný spôsob prahovania nie je veľmi efektívny oproti prvým dvom metódam. Dokonca pri poslednom zázname vidíme, že intenzita mriežky bola taká silná, že prah určený Otsu metódou vyhodnotil aj malé štvorčky mriežky ako signifikantný signál.

Následne sme už samotný signál digitalizovali. Keďže EKG signál je funkcia, ku každej hodnote času musí byť priradená práve jedna hodnota napätia. Keďže pri skenovaní vznikol problém, že jednej hodnote času bolo priradených viac hodnôt napätia, museli

sme hodnoty amplitúdy zredukovať. Algoritmus sme nastavili tak, aby ponechal maximálne a minimálne hodnoty signálu a aby priemerovo hodnoty okolo izoelektrickej osi pripadajúce rovnakému času. Na obrázku nižšie vidíme výsledný zdigitalizovaný signál.



Obr. 12: Výsledný zdigitalizovaný signál.

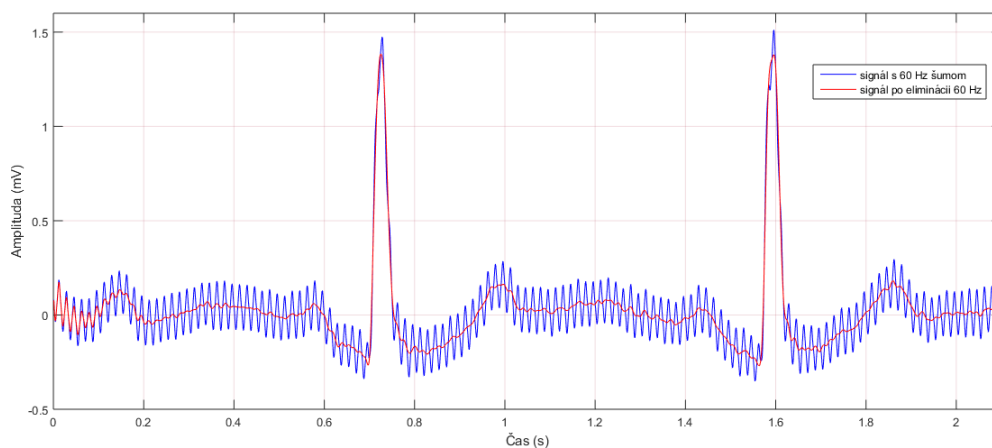
3.2 Filtrácia signálu

Z druhej kapitoly vieme, že EKG signál býva znečistený a do istej miery znehodnotený šumom. Ten pochádza z viacerých zdrojov, ako napríklad elektrická sieť alebo pohyby pacienta. Aby mohol byť záznam použitý pri určení diagnózy, musia byť na signál aplikované filtre, ktoré šum odstránia. Niektoré EKG prístroje majú takéto filtre zabudované, no účinnosť filtrácie závisí od výrobcu a kvality prístroja. Keďže filtrácia je jednou z najdôležitejších metód spracovania EKG signálu, na signál sme aplikovali niektoré základné filtre.

Na začiatku filtrácie je potrebné signál detrendovať. Trend môže byť spôsobený napríklad nesprávnym skenovaním, ale aj dýchaním, či pohybmi pacienta (driftom). Následne, pokiaľ je to potrebné, sa na signál aplikuje filter na odstránenie 60 Hz (50 Hz) šumu zo siete. Väčšina EKG prístrojov, ktoré zaznamenávajú signál na termopapier, sú vybavené takýmto filtrom, preto nie je potrebné filter na dáta aplikovať. Niektoré prístroje však takýmto filtrom vybavené nie sú. Na odstránenie tohto šumu sa používa notch filter, ktorý patrí medzi základné filtre, ktoré sa aplikujú na EKG signál. Jedná

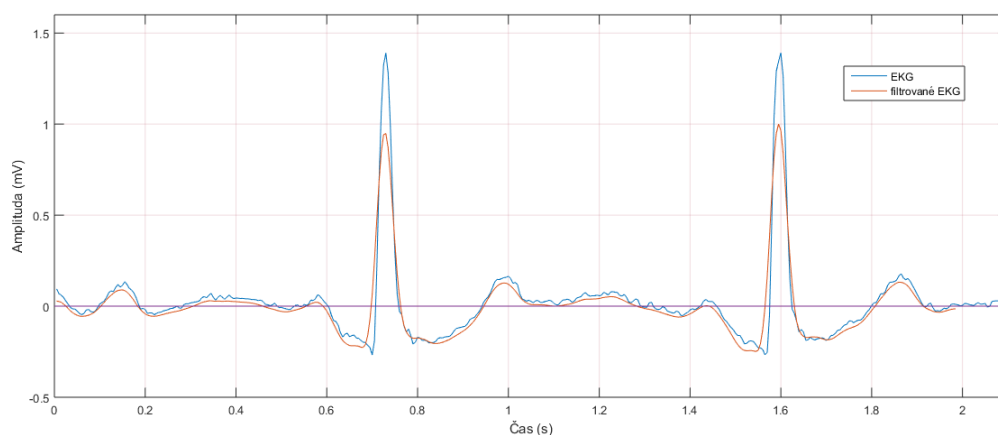
sa o bandstop filter s veľmi úzkou šírkou pásma ω_b .

Na nasledujúcom obrázku môžeme vidieť rozdiel medzi zašumeným a filtrovaným signálom. Na odfiltrovanie šumu zo siete bol použitý notch filter pre frekvenciu 60 Hz, pretože dáta, s ktorými pracujeme, pochádzajú z USA, kde sa tento šum pohybuje v rozmedzí 59,5 - 60,5 Hz.



Obr. 13: Filtrácia 60 Hz šumu zo siete pomocou Notch filtra.

Následne sme na signál aplikovali kaskádový lowpass a highpass filter, ktorý sa používa v Pan Tompkinsovom algoritme. Tieto filtre sme použili kvôli zredukovaniu svalového šumu, driftu a rušeniu T vlny. V tomto prípade sme však museli dávať pozor na vzorkovaciu frekvenciu, pretože filter v Pan Tompkinsovom algoritme je navrhnutý pre signál s $f_{vz} = 200 \text{ Hz}$. Keďže nie všetky záznamy mali vzorkovaciu frekvenciu 200 Hz, museli sme signál prevzorkovať na túto hodnotu. Na obrázku nižšie môžeme vidieť rozdiel medzi pôvodným signálom a signálom filtrovaným v Pan Tompkinsovom algoritme.

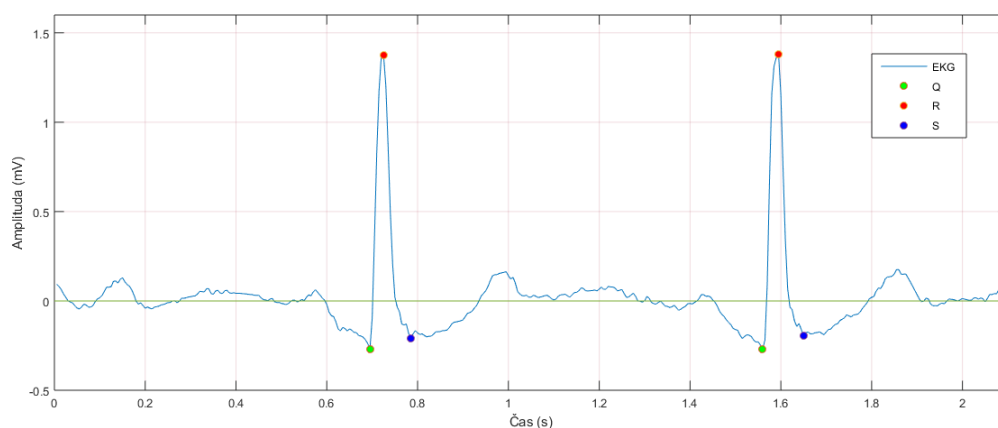


Obr. 14: Filtrácia signálu pomocou kaskádového filtra.

3.3 Detekcia EKG častí

Pri diagnostike je najdôležitejšia správna detekcia EKG častí. Pomocou správne detekovaných vĺn dokážeme určiť časovú dĺžku dôležitých intervalov a výšku amplitúd, z ktorých následne lekár dokáže stanoviť rôzne kardiovaskulárne ochorenia. Najčastejšie sa skúma zvod II, na ktorom sú dobre viditeľné všetky vlny EKG. Preto sme túto časť algoritmu navrhli prednostne na skúmanie tohto zvodu.

Pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu, ktorý sme použili zo zdroja [20], sme určili jednotlivé R kmity. Následne sme na signál aplikovali algoritmus, ktorý v okolí R kmity, pod izoelektrickou líniou, detekuje kmity Q a S, pokiaľ sa tam nachádzajú, a určili sme celý QRS komplex. Na obrázku môžeme vidieť signál EKG s detekovaným QRS komplexom.



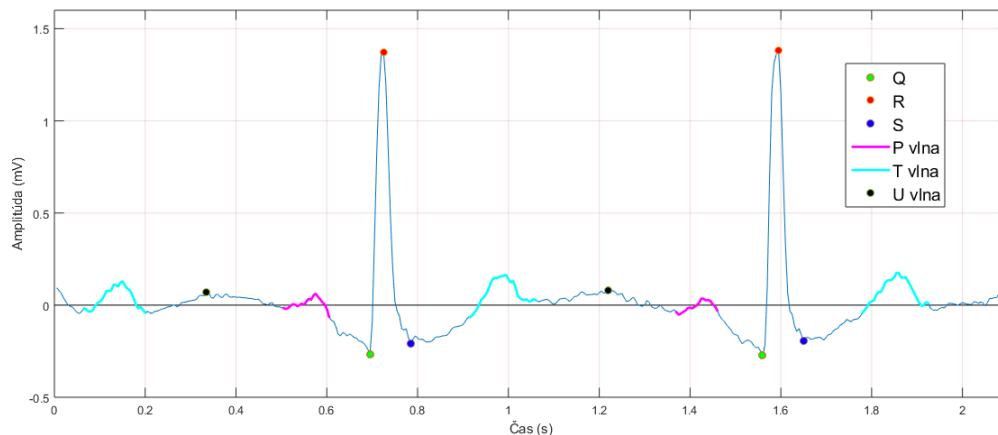
Obr. 15: QRS komplex určený pomocou Pan-Tompkinsovho algoritmu.

Keďže sme úspešne detekovali QRS komplex, pomocou neho sme následne dokázali určiť srdečný rytmus pacienta. Tep sme určili pomocou počtu R kmitov a dĺžky signálu. Tento postup sme aplikovali na viaceré signály z databázy [8] a [13] a výsledky sme porovnali s informáciami o pacientoch uverejnených v databázach. Úspešne sme určili srdečný tep všetkých pacientov. Vďaka tepu pacienta sme dokonca dokázali úspešne určiť niektoré poruchy srdcového rytmu.

Po detekcii QRS komplexu sme určili vlny P a T pomocou metódy prahovania. V algoritme na detekciu vĺn sme využili upravený Pan Tompkinsov algoritmus. Najskôr sme pomocou sklonu detekovali vlny T, ktoré sme následne odstránili zo signálu. Rovnakým postupom sme detekovali vlny P a U, ktoré sú v skúmanom EKG zázname prítomné. Pri diagnostike je dôležitá informácia o prítomnosti U vlny, avšak detekcia začiatku a konca vlny, ani jej dĺžka, nie je potrebná, pretože tento interval sa neskúma. V prílohe A uvádzame obrázky postupnej eliminácie detekovaných častí EKG.

Nakoniec sme určili dĺžky jednotlivých častí a intervalov EKG signálu a výšku amplitúdy. Tieto informácie sú dôležité pri diagnostike, keďže na základe nich už lekár dokáže stanoviť diagnózu.

Na nasledujúcom obrázku môžeme vidieť výsledný signál s detekovanými časťami krivky.



Obr. 16: Detekované časti EKG signálu.

Nižšie uvádzame tabuľky s dĺžkami intervalov a výškou amplitúd jednotlivých častí EKG. Na základe informácií z prvej kapitoly vidíme, že doby jednotlivých intervalov sú v normálnom rozmedzí. Z databázy vieme, že ide o EKG záznam zdravého pacienta, čo sme na podľa časových dĺžok jednotlivých intervalov a hodnôt amplitúdy do istej miery potvrdili.

Na základe informácií, ktoré nám algoritmus poskytol, vedia lekári následne ďalej skúmať EKG signál a rýchlejšie a presnejšie určiť diagnózu pacienta.

	Trvanie vlny	Amplitúda vo vrchole
QRS komplex 1	0,0900 s	1,3682 mV
QRS komplex 2	0,0900 s	1,3619 mV
T vlna 1	0,1350 s	0,1001 mV
T vlna 2	0,1450 s	0,1569 mV
T vlna 3	0,1450 s	0,1759 mV
P vlna 1	0,1000 s	0,0497 mV
P vlna 2	0,0900 s	0,0352 mV

Tabuľka 3: Prehľad časových intervalov jednotlivých EKG častí a výšok amplitúd v ich vrcholoch.

interval	Trvanie intervalu	interval	Trvanie intervalu
QRS	0,0900 s	PQ	0,1900 s
RR	0,8700 s	QT	0,3650 s

Tabuľka 4: Prehľad priemerných časových dĺžok intervalov.

V prílohe A uvádzame obrázky spracovania signálu z databázy [13] a v prílohe B uvádzame časť zdrojového kódu.

Záver

Spracovanie EKG signálov je jednou z hlavných metód používaných na odhalenie srdcových chorôb v medicíne. Aj keď je v tejto oblasti mnoho výskumov a vo svete je spracovanie EKG signálov na vysokej úrovni, Slovenské zdravotníctvo stále nevyužíva potenciál, ktorý dnešná doba a technológie ponúkajú. Preto sme sa rozhodli priblížiť túto problematiku a podrobne spracovať jednotlivé metódy spracovania EKG signálov. Naším hlavným cieľom bolo vylepšiť a zjednodušiť spôsob diagnostiky pomocou digitalizácie EKG a určenia jeho častí.

Pri práci sme sa snažili postupovať systematicky. V prvej kapitole sme opísali samotné srdce, spôsob zaznamenávania EKG signálu a priblížili sme, čo je to EKG krivka. Taktiež sme v kapitole opísali postup pri diagnostike srdcových ochorení a spomenuli sme aj niektoré časté abnormality a poruchy srdcového rytmu, ktoré dokážeme detekovať z EKG signálu.

V ďalšej kapitole sme opísali samotné spracovanie EKG signálov. Najskôr sme priblížili, čo je to signál a ako ho dokážeme spracovať. Následne sme opísali postup a základné teoretické poznatky potrebné pri digitalizácii signálu. Pri metóde prahovania, ktorá je súčasťou digitalizácie sme podrobne opísali Otsu metódu určenia prahu. Nakoniec sme sa v tejto kapitole venovali teórii spojenej s určovaním jednotlivých EKG vĺn pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu.

Teoretické poznatky opísané v prvej a druhej kapitole sme aplikovali do praxe a navrhli sme algoritmy, ktoré spracovávajú EKG signál.

Keďže mnohé EKG prístroje fungujú na princípe zaznamenávania signálu na papier, vďaka čomu je diagnostika náročná, podľa postupu z druhej kapitoly sme navrhli algoritmus na digitalizáciu signálu. V programe sme na signál aplikovali tri metódy prahovania, ktoré sme porovnali. Keďže jednou z nevýhod EKG signálu zaznamenanom na termopapieri je postupné vyblednutie, program sme nastavili tak, aby sa výsledný zdigitalizovaný signál automaticky uložil. Tým sme zabezpečili uschovanie dát o pacientovi.

EKG signál je pri zaznamenávaní a spracovávaní znehodnotený rôznymi vplyvmi, či už z okolia, alebo z tela samotného pacienta. Preto je dôležité tento signál spracovať a rušenie čo najlepšie odstrániť. Keďže nevieme zaručiť, že EKG prístroj, ktorým bol

signál zaznamenaný má zabudované filtre, do programu sme zahrnuli základnú filtráciu signálu. Nakoniec sme detekovali jednotlivé časti EKG krivky, na základe ktorých lekári dokážu vyhodnotiť EKG. Najskôr sme pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu detekovali QRS komplex, následne sme určili jednotlivé kmity komplexu a nakoniec sme postupne určili vlny T a P, popřípade vlnu U. Z týchto častí sme určili jednotlivé dĺžky intervalov potrebných na zhodnotenie aktivity srdca.

Táto práca bola pre nás veľkým prínosom. Predovšetkým viedla k prehĺbeniu znalostí v oblasti spracovania digitálnych signálov, ale taktiež v oblasti zdravotníctva a medicíny. Veríme, že naša práca bude prínosom nielen pre nás, ale predovšetkým pre lekárov pracujúcich v oblasti kardiológie a študentov, ktorí by sa chceli venovať tejto problematike.

Zoznam použitej literatúry

- [1] Augustín, L.; Lehotský, M.; Štulrajter, J.: *Metódy lokálneho prahovania*, Science & Military 2/2008, Liptovský Mikuláš, Slovenská republika, 2008, (http://sm.aos.sk/images/dokumenty/archiv_cisel/2_2008/8.pdf, dostupné na internete 3.2.2020)
- [2] Blahút, P.: *TECHmED / EKG & Arytmológia (Kniha)*, (<https://www.techmed.sk/ekg-a-arytmologia-kniha/>, dostupné na internete 13.11.2019)
- [3] Clifford, C. D.; Azuaje, F.; McSharry, P.: *Advanced Methods & Tools for ECG Data Analysis*, Artech House Publishing, 2006
- [4] Hampton, J. R.: *The ECG Made Easy*, Eighth edition, Elsevier LtdSpringer, London, 2013 (https://fullpulse.weebly.com/uploads/3/7/1/2/37120343/the_ecg_made_easy_8th_ed__1, dostupné na internete 10.1.2019,)
- [5] Hodosy, J.; Jackuliak, P.; Števlík, J.; Payer, J.: *EKG v praktickom živote*, Univerzita Komenského v Bratislave, Lekárska fakulta, 2017, (<http://www.imbm.sk/wp-content/uploads/2017/03/ekg-skripta-1.pdf>, dostupné na internete 13.11.2019)
- [6] Ingle, V. K.; Proakis, J. G.: *Digital Signal Processing using MATLAB*, Third edition, Northeastern University, USA, 2012
- [7] Jašurková, M.: *Základy spracovania digitálnych signálov - Diskrétna Fourierova transformácia*, bakalárska práca, FMFI UK, Bratislava, 2013
- [8] Jenkins, D.; Gerred, S: *ECG library*, Copyright ECG Library 1995 - 2017, <https://ecglibrary.com/ecghome.php>, (dostupné na internete 9.4.2020)
- [9] Kilianová, S.: *Materiály k prednáškam Spracovanie digitálnych signálov*, FMFI UK Bratislava, 2018, (<http://www.iam.fmph.uniba.sk/institute/kilianova/teaching.html>, dostupné na internete 13.1.2019)

- [10] Krňoul, Z.: *Zpracování digitalizovaného obrazu (ZDO) - Segmentace*, Katedra Kybernetiky, Fakulta aplikovaných věd, Západočeská univerzita v Plzni, (<http://www.kky.zcu.cz/uploads/courses/zdo/prezentace/zdo-05.pdf>, dostupné na internetu 9.4.2020)
- [11] Limaye, H.; Deshmukh, V. V.: *ECG Noise Sources and Various Noise Removal Techniques: A Survey*, International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEEM), Volume 5, Issue 2, February 2016, India, (<https://www.ijaiem.org/Volume5Issue2/IJAIEEM-2016-02-25-22.pdf>, dostupné na internetu 12.11.2018)
- [12] Mehta, S. S.; Lingayat, N. S.: *Detection of P and T-waves in Electrocardiogram*, Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2008, San Francisco, USA, 2008, http://www.iaeng.org/publication/WCECS2008/WCECS2008_pp1147-1152.pdf, dostupné na internetu 5.4.2020
- [13] Moody, G.B.; Mark, R.G.: *The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database.*, IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50, May-June 2001, (PMID: 11446209), MIT-BIH Arrhythmia Database, (<https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/>, dostupné na internetu 13.1.2019)
- [14] Mosyurchak, A.: *Principy softwarové detekce QRS*, Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Brno, 2012, (<https://core.ac.uk/download/pdf/30281419.pdf>, dostupné na internetu 3.2.2020)
- [15] Ostatníková, D. a kol.: *Základy lékařskej fyziológie*, Univerzita Komenského v Bratislave, Bratislava, 2017
- [16] Pan, J.; Tompkins, W. J.: *A Real-Time QRS Detection Algorithm*, IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. BME-32, NO. 3, MARCH 1985, (<https://www.robots.ox.ac.uk/gari/teaching/cd-t/A3/readings/ECG/Pan+Tompkins.pdf>, dostupné na internetu 22.10.2019)
- [17] Pavlovičová, J.; Loderer, M.: *Číslicové spracovanie obrazu*, Slovenská technická univerzita, Fakulta elektrotechniky a informatiky, FELIA s.r.o., Bratislava, 2016

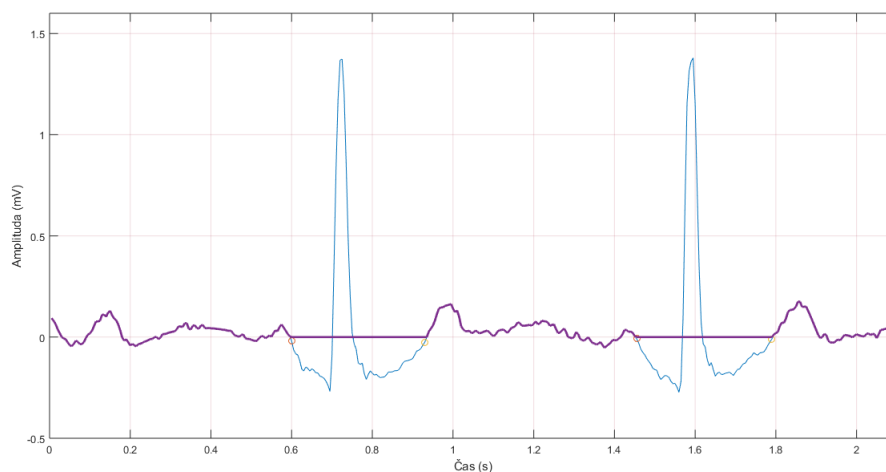
- (<http://ibooks.sk/publ/12pavlovicova/page1/page1.html>, dostupné na internete 9.4.2020)
- [18] Ramesh, G.; Satyanarayana, D.; Sailaja, M.: *Automatic Detection of Cardiac Arrhythmia through ECG Signal Analysis: A Review*, IOSR Journal of VLSI and Signal Processing (IOSR-JVSP), Volume 7, Issue 6, Ver. I (Nov.-Dec. 2017), PP 01-12, e-ISSN: 2319 –4200, p-ISSN No. : 2319 –4197 (www.iosrjournals.org, dostupné na internete 22.10.2019)
- [19] Shrivastava, P. R. K.; Shraddha, P.; Narayanan, G.: *Digitalization of ECG Paper Records using MATLAB*, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), Volume 4, Issue 6, November 2014, Mumbai, India, 2014,
(<https://www.semanticscholar.org/paper/Digitization-of-ECG-Paper-Records-using-MATLAB-Shrivastava-Panbude/61a73784741a2f6dc5b2e459f235f695c33aa7e1>, dostupné na internete 3.2.2020)
- [20] Sedghamiz, H.: Pan Tompkinsov algoritmus- zdrojový kód, Biomedical Engineering, Linköping University, 2018
(<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45840-complete-pan-tompkins-implementation-ecg-qrs-detector>, dostupné na internete 12.1.2019)
- [21] Tan, L.: *Digital Signal Processing, Fundamentals and Applications*, Elsevier, 2008
- [22] Woods, R. E., Gonzalez, R. C.: *Digital Image Processing, Third Edition*, Prentice-Hall, Inc., 2006, United States

Príloha A

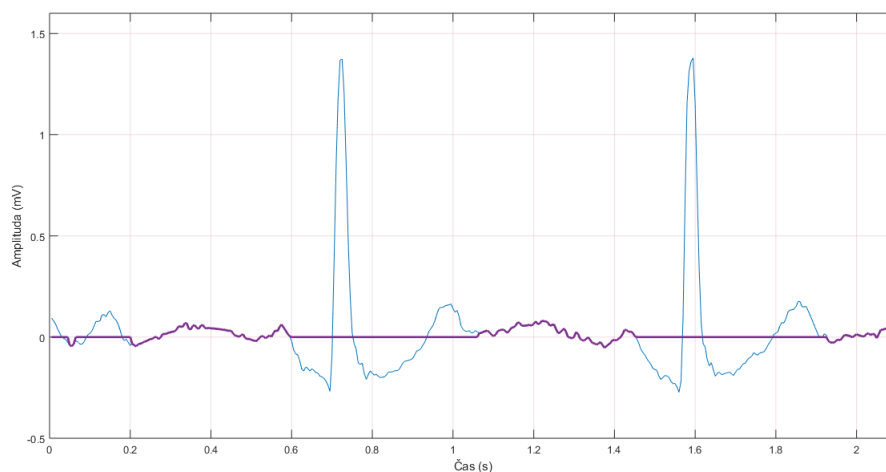
V tejto prílohe uvádzame obrázky ku kapitole 3.

1. Eliminácia EKG častí zo signálu

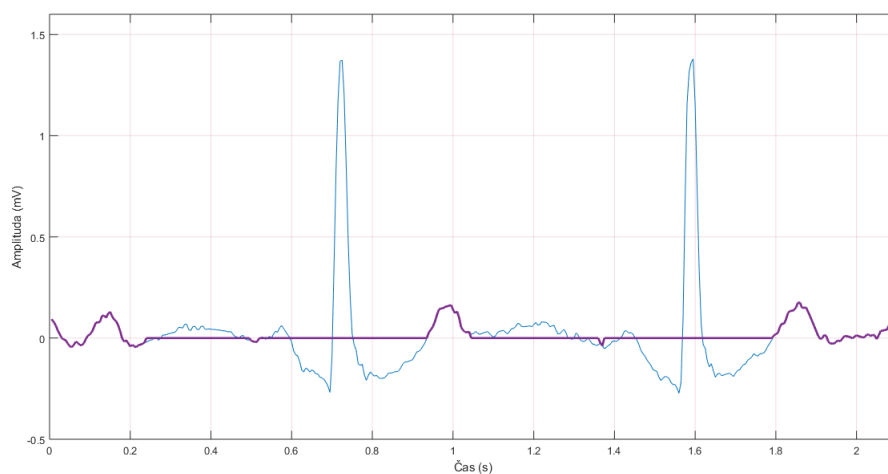
Na nasledujúcich obrázkoch je zobrazená postupná eliminácia vln zo signálu po ich detekcii.



Obr. A.17: Signál po eliminácii QRS komplexu.



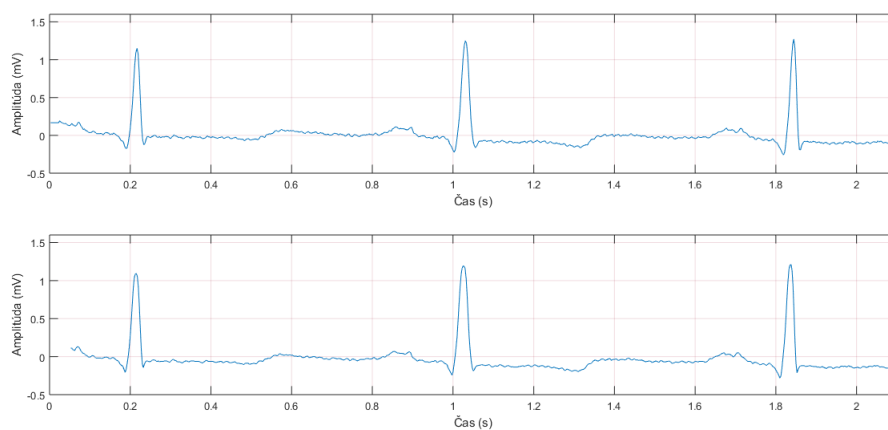
Obr. A.18: Signál po eliminácii QRS komplexu a vlny T.



Obr. A.19: Signál po eliminácii QRS komplexu a P a T vln.

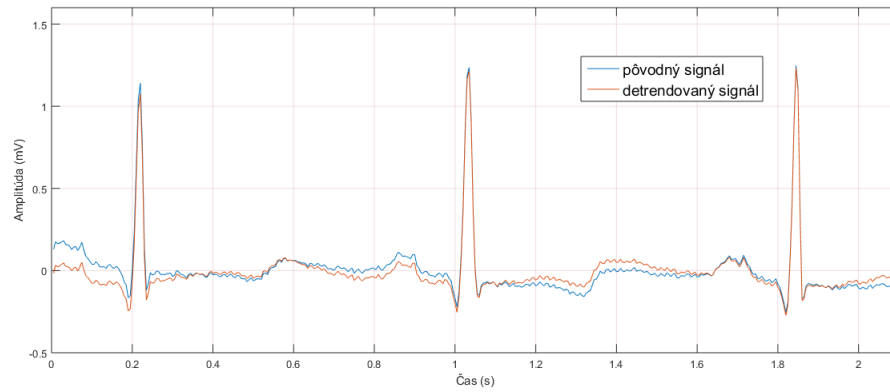
2. EKG signál z dát

V tejto časti uvádzame obrázky na spracovania EKG signálu z databázy [13]. Dáta sme najskôr vykreslili a obrázok spätne digitalizovali. Na obrázku môžeme vidieť porovnanie.



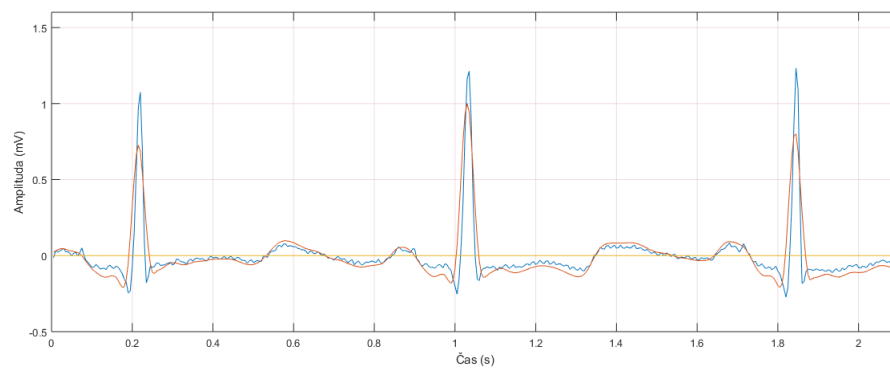
Obr. A.20: Hore signál z databázy [13] v porovnaní so signálom dole, ktorý sme vykreslili a obrázok spätne digitalizovali.

Následne sme signál detrendovali.

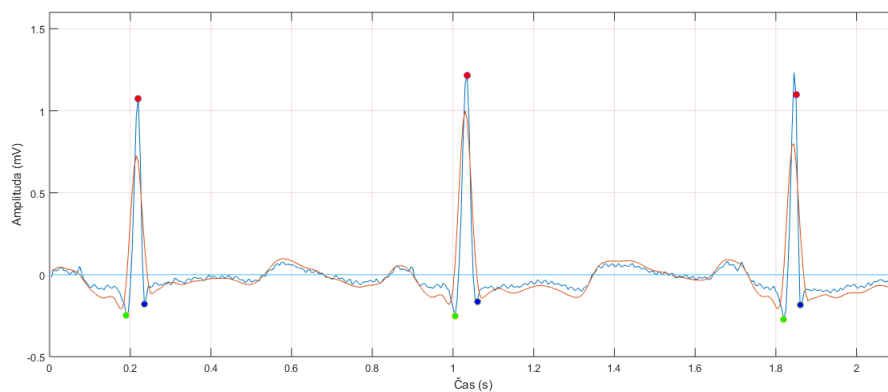


Obr. A.21: Signál po odstránení trendu.

Pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu sme signál filtrovali pomocou bandpass filtra, následne sme detekovali QRS komplex a určili ostatné časti EKG signálu.

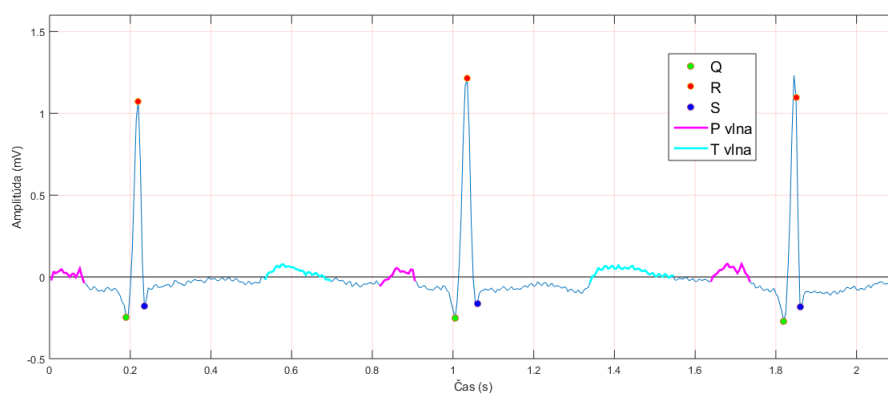


Obr. A.22: Signál v porovnaní s filtrovaným signálom.



Obr. A.23: QRS komplex nájdený pomocou Pan Tompkinsovho algoritmu.

Na obrázku nižšie vidíme vyznačené časti EKG- kmity Q, R, S a vlny P a T. V signáli sa nenachádza vlna U.



Obr. A.24: EKG signál s vyznačenými vlnami.

Príloha B

V tejto prílohe uvádzame časť zdrojových kódov, ktoré sme použili v práci. Najväčšia časť tvorí kód digitalizácie. Zdrojový kód Pan Tompkinsovho algoritmu môžeme nájsť v [20].

1. Digitalizácia

```
obr = imread('ECG1.png'); %nacita obrazok
%rotacia
imshow(obr)
[o1,o2]=rblin;
o3=[0,o2(2)];
uhol = atan2(det([o3-o2;o1-o2]),dot(o3-o2,o1-o2));
obr = imrotate(obr,radtodeg(uhol),'bilinear');
imshow(obr)

%vyberie cast signalu
ekg = imcrop(obr);
imwrite(ekg,'cast_ekg.jpg');
imshow(ekg);

%maska mriezky
[maska_mr] = MaskMR(ekg); %tresholding RGB
imshow(maska_mr)
figure

%odstranenie mriezky z obrazka
%vytvorenie masky pomocou Otsu metody
ekg2=ekg;
for i=1:size(ekg,1)
for j=1:size(ekg,2)
if maska_mr(i,j)==1
```

```

ekg2(i,j,:)=255;
end
end
end
imshow(ekg2)
ekg3 = rgb2gray(ekg2);
[maska_bezmr]=MaskaOtsu(ekg3);

%vytvorenie masky pomocou HVS modelu
[maskaHVS] = MaskaHVS(ekg);
%vytvorenie masky pomocou Otsu metody bez odstranenia mriezky
ekg4 = rgb2gray(ekg);
[maskaOtsu]=MaskaOtsu(ekg4);%prahovanie pomocou otsu metody

%percentualna zhoda masiek
p=[];
p(1)=percenta(maskaHVS,maska_bezmr);%HVS a bezmr
p(2)=percenta(maskaHVS,maskaOtsu);%HVS a otsu
p(3)=percenta(maskaOtsu,maska_bezmr);%otsu a bezmr

%maska signalu , ktory budeme dalej digitalizovat
[EKG]=~flip(maskaHVS,1);

%urcenie vzorkovacej frekvencie pomocou masky mriezky
for j=1 : size(maska_mr,1)
B=find(maska_mr(j,:)==1);
for i=1 : length(B)-1
A(i)=B(i+1)-B(i);
end
poz=0;
poz=find(A==1);

```

```

if poz>0
for ii=1:size(poz)
A(ii+1)=A(ii+1)+1;
end
end
A(A==1)=[];
C(j)=mode(A);
end
C(isnan(C))=[];
cas=0.04;
sample=mode(C);
fs=sample/cas;

%digitalizacia
ampl=0.1/sample;
[y1, x1] = find(EKG == 0);
data = [x1, y1];
data1 = unique(data, 'rows');
data1(:,2)=(data1(:,2)-median(data1(:,2)))*ampl;
dlzka = length(data1);
data2=[0,0];
j = 1;
for i = 1 : dlzka
if i < dlzka
if data1(i,1) == data1(i+1,1)
data2(j,1) = data1(i,1);
if data1(i,2)>0
data2(j,2) = max(data1(i,2), data1(i+1,2));
else
data2(j,2) = min(data1(i,2), data1(i+1,2));
end
end

```

```

else
data2(j,1) = data1(i,1);
data2(j,2) = data1(i,2);
j = j + 1;
end
else
data2(j,1) = data1(i,1);
data2(j,2) = data1(i,2);
end
end
vysledne=data2(:,2);
csvwrite('ekg.dat',vysledne);
close all
run rate;
figure
imshow(ekg);

% urcenie tepu
trvanie=cas*length(vysledne)/median(C);
[pos1, pos2]=findpeaks(vysledne, 'MinPeakHeight', mean(vysledne), ...
'MinPeakDistance', 100);
if length(pos2)>1
for i=1:length(pos2)-1
rozdiel(i)=pos2(i+1)-pos2(i);
end
tep=60/(mean(rozdiel)*cas/sample);
end

function [maska] = MaskaMR(RGB)
%vytvorenie masky mriezky pomocou metody prahovania
% pomocou RGB farebneho modelu

```

```

% urcenie prahov pre R
Prah1Min = 255;
Prah1Max =255 ;
Prah12Min = 0;
Prah12Max =150 ;
% urcenie prahov pre G
Prah2Min = 220;
Prah2Max = 255;
Prah22Min = 0;
Prah22Max =150 ;
% urcenie prahov pre B
Prah3Min = 225;
Prah3Max = 255;
Prah32Min = 0;
Prah32Max =150 ;
maska = ((RGB(:,:,1) >= Prah1Min ) & (RGB(:,:,1) <= Prah1Max) & ...
(RGB(:,:,2) >= Prah2Min ) & (RGB(:,:,2) <= Prah2Max) & ...
(RGB(:,:,3) >= Prah3Min ) & (RGB(:,:,3) <= Prah3Max)) | ...
((RGB(:,:,1) >= Prah12Min ) & (RGB(:,:,1) <= Prah12Max) & ...
(RGB(:,:,2) >= Prah22Min ) & (RGB(:,:,2) <= Prah22Max) & ...
(RGB(:,:,3) >= Prah32Min ) & (RGB(:,:,3) <= Prah32Max)) ;
imshow(maska);
maska=~maska %inverzia
end

```

```

function [maska] = MaskaOtsu(Otsu)
% vytvorenie prahu pomocou Otsu metody
T=multithresh(Otsu);
maska = (Otsu >= T);
maska=~maska; %inverzia

```

```
imshow(maska);
```

```
end
```

```
function [maska] = MaskaHVS(RGB)
```

```
%prekonvertuje RGB model na HVS
```

```
HVS = rgb2hsv(RGB);
```

```
% urcenie prahu pre H
```

```
PrahHmin = 0;
```

```
PrahHmax = 0.997 ;
```

```
% urcenie prahu pre V
```

```
PrahVmin = 0;
```

```
PrahVmax = 0.954;
```

```
% urcenie prahu pre S
```

```
PrahSmin = 0.647;
```

```
PrahSmax = 1.000;
```

```
maska = (HVS(:, :, 1) >= PrahHmin ) & (HVS(:, :, 1) <= PrahHmax) & ...
```

```
(HVS(:, :, 2) >= PrahVmin ) & (HVS(:, :, 2) <= PrahVmax) & ...
```

```
(HVS(:, :, 3) >= PrahSmin ) & (HVS(:, :, 3) <= PrahSmax);
```

```
imshow(maska);
```

```
maska=~maska %inverzia
```

```
end
```

2. QRS komplex

```
%zmena frekvencie
```

```
fs_new=200;
```

```
z=resample(x,fs_new,fs);
```

```
trvanie1=length(z)/fs_new;
```

```
x1=z;
```

```
fs=fs_new;
```

```
t = (1:length(z))';
```

```

% detrendovanie
[p,s,mu] = polyfit(t,x1,10);
f = polyval(p,t,[],mu);
x1 = x1 - f+mean(f);
plot(1/fs_new:1/fs_new:length(z)/fs_new,z);
hold on
plot(1/fs:1/fs:length(z)/fs,x1)

%PAN TOMPKINS
[ampl_R,loc_R,delay,ecgF]=pan_tompkin(x1,fs,1);
% figure
% plot(x1)
% hold on
% plot(loc_R,R,'o')
s=0; q=0;
for j=1:length(loc_R)
if loc_R(j)-20>0
q=q+1;
[~,Q]=findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1-20:loc_R(j)-delay+1),...
'MinPeakHeight',0.1);
[a,b]=max(findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1-20:loc_R(j)-delay+1),...
'MinPeakHeight',0.1));
loc_Q(q)=loc_R(j)-20+Q(b)-1;
else q=q+1;
[~,Q]=findpeaks(-x1(0:loc_R(j)-delay+1),'MinPeakHeight',0.1);
[a,b]=max(findpeaks(-x1(0:loc_R(j)-delay+1),'MinPeakHeight',0.1));
loc_Q(q)=max(Q(b)-1);
end
if loc_R(j)+20<length(x1)
s=s+1;

```

```

[~,S]=(findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1:loc_R(j)-delay+1+20),...
'MinPeakHeight',0.05));
[a,b]=max(findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1:loc_R(j)-delay+1+20),...
'MinPeakHeight',0.05));
loc_S(s)=(S(b)+loc_R(j)-1);
else s=s+1;
[~,S]=findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1:length(x1)-delay+1),...
'MinPeakHeight',0.05);
[a,b]=max(findpeaks(-x1(loc_R(j)-delay+1:length(x1)-delay+1),...
'MinPeakHeight',0.05));
loc_S(s)=S(b)+loc_R(j)-1;
end
end

%vykreslenie QRS
x1=x1-mean(x1);
close all
figure
plot(1/fs:1/fs:trvanie1,x1)
hold on
plot(1/fs:1/fs:trvanie1-((delay-1)/fs),ecgF(delay:length(ecgF)))
hold on
plot((loc_Q-delay+1)/fs,x1(loc_Q-delay+1),'o','MarkerFaceColor','g')
hold on
plot((loc_R-delay+2)/fs,x1(loc_R-delay+2),'o','MarkerFaceColor','r')
hold on
plot((loc_S-delay+1)/fs,x1(loc_S-delay+1),'o','MarkerFaceColor','b')
hold on

%RR interval
for i=1:length(loc_R)-1

```

```

RR(i)=(loc_R(i+1)-loc_R(i))/fs;
end
RRm=mean(RR);

%zaczatok a koniec qrs
zacQ=0;
poz_zacQ=0;
for j=1:length(loc_Q)
for i=(loc_Q(j)-delay+1):-1:2
if ecgF(i-1)>0
zacQ(j)=x1(i);
poz_zacQ(j)=i;
break
end
end
end
plot(poz_zacQ/fs,x1(poz_zacQ),'o');
hold on

konS=0;
poz_konS=0;
for j=1:length(loc_S)
for i=(loc_S(j)-delay+1):length(x1)-1
if ecgF(i+1)>0
konS(j)=x1(i);
poz_konS(j)=i;
break
end
end
end
plot(poz_konS/fs,x1(poz_konS),'o');

```

```

hold on

%odstranenie QRS zo signalu
x2=x1;
for i=1:min(length(zacQ),length(konS))
    if length(konS)>length(zacQ)
        x2(0:poz_konS(1))=0;
        x2(poz_zacQ(i):poz_konS(i+1))=0;
    elseif length(konS)<length(zacQ)
        x2(poz_zacQ(length(zacQ)):length(x1))=0;
        x2(poz_zacQ(i):poz_konS(i))=0;
    elseif length(konS)==length(zacQ)
        x2(poz_zacQ(i):poz_konS(i))=0;
    end
end

figure
plot(1/fs:1/fs:trvanie,x1)
hold on
plot(poz_zacQ/fs,x1(poz_zacQ),'o');
hold on
plot(poz_konS/fs,x1(poz_konS),'o');
hold on
plot(1/fs:1/fs:trvanie,x2,'LineWidth',2)
axis([0 2.1 -0.5 1.6])
grid on
ax = gca;
ax.XTick = 0:0.2:2.2
ax.YTick = -1:0.5:2
c = ax.Color;
ax.GridColor = [0.6350 0.0780 0.1840]
PJ=length(x)/fs;

```

```

xlabel('Cas (s)');
ylabel('Amplituda (mV)');
legend('signal EKG','zaczatok QRS','koniecQRS','signal bez QRS')

```

```

% obdobne ako pri QRS komplexe vlny P,T,U

```

3. Intervaly

```

%dlzky jednotlivych vln
if length(zacQ)>=length(konS)
for i=1:length(konS)
DQRS(i)=loc_S1(i)-loc_Q(i);
end
else for i=1:length(zacQ)
DQRS(i)=loc_S(i+1)-loc_Q(i);
end
end
if length(zacT)>=length(konT)
for i=1:length(konT)
DT(i)=konT(i)-zacT(i);
end
else for i=1:length(zacT)
DT(i)=konT(i+1)-zacT(i);
end
end
if length(zacP)>=length(konP)
for i=1:length(konP)
DP(i)=konP(i)-zacP(i);
end
else for i=1:length(zacP)
DP(i)=konP(i+1)-zacP(i);
end
end

```

```

end
DQRS=DQRS/fs ; %dlzky QRS
DT=DT/fs ; %dlzky T
DP=DP/fs ; %dlzky P
AT=x1(vrcholT-delay+1);%amplituda vo vrchole T
AP=x1(vrcholP-delay+1);%amplituda vo vrchole P

%RR interval
for i=1:length(locs_Rwave)-1
RR(i)=(locs_Rwave(i+1)-locs_Rwave(i))/fs ;
end
% max(RR)
% min(RR)
RRpr=mean(RR)

%PQ interval
if zacP(1)>zacQ(1)
zacQ(1)=[]
end
for i=1:length(vrcholP)
PQ(i)=(zacQ(i)+delay-1-zacP(i))/fs ;
end
% max(PQ)
% min(PQ)
PQpr=mean(PQ)

%QT interval
if zacT(1)>konT(1)
konT(1)=[]
end
if length(loc_Q)<length(konT)

```

```

for i=1:length(loc_Q)
QT(i)=(konT(i+1)-loc_Q(i))/fs;
end
else for i=1:length(konT)
QT(i)=(konT(i)-loc_Q(i))/fs;
end
end
% max(QT)
% min(QT)
QTpr=mean(QT)

%ST interval
if length(loc_S)<length(zacT)
for i=1:length(loc_S)
ST(i)=(zacT(i+1)-konS(i))/fs;
end
else for i=1:length(zacT)
ST(i)=(zacT(i)-konS(i))/fs;
end
end
% max(ST)
% min(ST)
STpr=mean(ST)

```