

ČESKÉ VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V PRAZE
FAKULTA ELEKTROTECHNICKÁ

DIPLOMOVÁ PRÁCE

Analýza a zpracování EKG

Praha, 2015

Autor: Bc. Tadeáš Odstrčilík

Prohlášení autora práce

Prohlašuji, že jsem předloženou práci vypracoval samostatně a že jsem uvedl veškeré použité informační zdroje v souladu s Metodickým pokynem o dodržování etických principů při přípravě vysokoškolských závěrečných prací.

V Praze dne

.....

Podpis autora práce

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

Student: Bc. Tadeáš O d s t r ě i l í k

Studijní program: Biomedicínské inženýrství a informatika (magisterský)

Obor: Biomedicínské inženýrství

Název tématu: Analýza a zpracování EKG

Pokyny pro vypracování:

Cílem práce je tvorba modulů pro zpracování EKG, které budou následně využity v rámci online systému e-ECG vyvíjeném skupinou BioDat. V rámci diplomové práce je třeba vytvořit rešerši aktuálně užívaných metod pro zpracování EKG se zaměřením na filtraci a rozměření EKG signálu. Na základě vytvořené rešerše student vybere v součinnosti se svým vedoucím perspektivní metody, které poté budou naimplementovány v prostředí MATLAB. Součástí implementace je i testování metod na vybraných datech (v současnosti jsou k dispozici data ze serveru physionet.org). V rámci práce je třeba také vyřešit napojení výpočetního jádra programu MATLAB na prostředí Java EE, ve kterém je vyvíjen online systém. Součástí práce je i tvorba modulu načítání dat ve formátu EDF (=european data format). Práce se dá shrnout do těchto kroků:

- Vytvořte modul pro načítání dat ve formátu EDF.
- Vytvořte rešerši metod pro filtraci a rozměření EKG signálu. Metody kriticky zhodnoťte.
- Na základě rešerše vyberte dvě metody filtrace a dvě metody rozměření EKG a metody naimplementujte v MATLABu.
- Ověřte a kvantitativně zhodnoťte vybrané metody. Výsledky porovnejte s výsledky v literatuře. Pro ověření použijte dostupné databáze z úložiště fyziologických signálů Physionet.org.
- Implementované metody začleňte do systému e-ECG jako nový modul.

Seznam odborné literatury:

- [1] Gari D. Clifford, Francisco Azuaje, Patrick McSharry: Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis. Artech House, Inc. Norwood, MA, USA, 2006.
- [2] U. R. Acharya, J. S. Suri, J. A. E. Spaan, S. M. Krishnan: Advances in Cardiac Signal Processing. Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [3] C. Levkov, G. Michov, R. Ivanov, I. K. Daskalov: Subtraction of 50 Hz interference from the electrocardiogram. Med Biol Eng Comput, 1984, 22(4):371-373
- [4] I. I. Christov, I. K. Daskalov: Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram. Med Eng Phys, 1999, 21(10):731-736.
- [5] A. A. Bsoul, S. Ji, K. Ward, K. Najarian: Detection of P, QRS, and T Components of ECG Using Wavelet Transformation. In proceeding of: Complex Medical Engineering, 2009. CME. ICME International Conference on 2004 Aug 27; 3(1):28.
- [6] I. I. Christov: Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold. Biomed Eng Online 2004 Aug 27; 3(1):28.
- [7] J. Pan, W. J. Tompkins : A Real-Time QRS Detection Algorithm. IEEE Trans.Biomed. Eng. 1985, 32, pp. 230-236.

Vedoucí diplomové práce: Ing. Jakub Kužílek, Ph.D.

Platnost zadání: do konce letního semestru 2014/2015

L.S.

doc. Dr. Ing. Jan Kybic
vedoucí katedry

prof. Ing. Pavel Ripka, CSc.
děkan

V Praze dne 10. 1. 2014

Poděkování

Děkuji Ing. Jakubu Kužílkovi, Ph.D. za odborné konzultace, připomínky a cenné rady, které mi poskytl při tvorbě diplomové práce.

Dále bych chtěl poděkovat své rodině za podporu a trpělivost.

Abstrakt

V rámci diplomové práce byl vytvořen modul pro načítání a ukládání dat ve formátu European Data Format (EDF). Dále je zpracována rešerše aktuálně využívaných metod pro filtraci a rozměření EKG signálu, na jejímž základě byly vybrány tři algoritmy pro filtraci a dva algoritmy pro rozměření, které byly implementovány v prostředí Matlab. Implementované metody byly testovány na datech z databází MIT-BIH Arrhythmia a Normal Sinus Rhythm přístupných na serveru Physionet.org. Testování metod probíhalo pro různé druhy a intenzitu přidaného rušení a dosažené výsledky byly porovnány s hodnotami uvedenými v literatuře. Na závěr byly vytvořené kódy zakomponovány do online nástroje e-ECG za využití Matlab Builder JA.

Klíčová slova

Elektrokardiografie, filtrace, rozměření, Empirical Mode Decoposition, vlnková transformace, EDF

Abstract

According to the main aims of diploma thesis, the module for storing ECG signals in European Data Format was implemented and the state-of-the-art in the field of ECG filtering and ECG waves detection was made. Next, according to state-of-the-art five methods were selected (three for de-noising and 2 for ECG wave detection) and implemented in Matlab environment. Implemented methods were tested using data from MIT-BIH Arrhythmia database and Normal Sinus Rhythm database. Testing was performed on data with added artificial noise simulating different types of ECG artifacts. Testing results were compared with the results originally published in order to evaluate methods implementations and errors were corrected. Finally Matlab codes were compiled using Matlab Builder JA in order to port implemented methods into the e-ECG online tool, which is build using Java Enterprise Edition.

Keywords

Electrocardiography, de-noising, ECG waves detection, Empirical Mode Decomposition, wavelet transformation, EDF

Obsah

1	Úvod	1
1.1	Cíle práce	1
2	Teoretický úvod	3
2.1	EKG	3
2.1.1	Elektrická aktivita srdce	3
2.1.2	Snímání elektrické aktivity srdce	4
2.1.3	Svodový systém	5
2.1.4	EKG vlny a významné body	6
2.1.5	Rušení	6
2.2	Zpracování signálu	8
2.2.1	Diskrétní vlnková transformace	8
2.2.2	Empirical Mode Decomposition	9
2.3	Programování	11
2.3.1	Matlab Builder JA	11
2.3.2	European Data Format (EDF)	11
3	Rešerše	15
3.1	Filtrace a vylepšení kvality EKG	15
3.1.1	Metoda založená na S-transformaci	15
3.1.2	Metoda založená na EMD I	16
3.1.3	Metoda založená na EMD II	16
3.1.4	Metoda založená na řídké diferenci	17
3.1.5	Metoda založená na EMD a DWT	17
3.1.6	Metoda založená na náklonu EKG křivky	18
3.1.7	Metoda založená na separaci lineárních segmentů	19
3.1.8	Metoda založená na aproximačním filtrování	19
3.1.9	Metoda založená na NonLocal Means	20
3.1.10	Metoda založená na kvadratické variaci	21
3.1.11	Metoda založená na EMD III	22
3.2	Kritéria hodnocení metod	22
3.3	Diskuse a zhodnocení	23
3.4	Rozměření a detekce významných bodů EKG	24
3.4.1	Metoda založená na adaptivním prahování	24
3.4.2	Metoda založená na DWT a neuronové síti	25
3.4.3	Metoda založená na korelačním integrálu	25
3.4.4	Metoda založená na umocnění signálu	26
3.4.5	Metoda založená na EMD IV	26

3.4.6	Metoda založená na DWT	27
3.4.7	Metoda založená na L-transformaci	28
3.4.8	Metoda založená na DWT II	28
3.4.9	Metoda založená na DWT III	29
3.4.10	Metoda založená na DWT IV	29
3.5	Diskuse a zhodnocení	29
4	Implementace	31
4.1	Filtrace	31
4.1.1	Metoda FEMG	31
4.1.2	Metoda EMDE	33
4.1.3	Metoda NLMD	38
4.2	Rozměření	39
4.2.1	Metoda CDSP	39
4.2.2	Metoda CDWT	41
5	Testování	45
5.1	Data	45
5.2	Metodika	45
5.2.1	Přidané rušení	45
5.2.2	Vyhodnocení	45
5.3	Výsledky	46
5.3.1	Filtrační metody	47
5.3.2	Metody pro rozměření	48
6	Závěr	51
	Literatura	59
	Příloha A	I

Seznam obrázků

2.1	Elektrofyzologie srdeční buňky [2].	3
2.2	Elektrický převodní systém srdce [2].	4
2.3	Svody standardního EKG.	6
2.4	Segmenty a intervaly EKG křivky [9].	6
2.5	EKG s driftem izolinie [12].	7
2.6	EKG se síťovým rušením [12].	7
2.7	EKG s EMG rušením [12].	8
2.8	Frekvenční pohled na diskrétní vlnkovou transformaci [16].	9
2.9	Rozklad signálu na IMFs.	10
3.1	Blokový diagram metody STM [26].	15
3.2	Struktura metody SUBT [37].	17
3.3	Uměle zarušený EKG signál z AHA databáze [50].	19
3.4	Struktura odečítací procedury [54].	19
3.5	Grafické znázornění parametrů algoritmu NLM pro 1D případ [57].	20
3.6	A - čistý signál, B - přidaný drift izolinie, C - přidané síťové rušení, D - výsledný zarušený signál, E - extrahované rušení, F - filtrovaný signál [20].	22
3.7	Horní graf - vstupní EKG signál, dolní graf - korelační integrál [76].	25
3.8	(a) Detekce k_1 a k_2 , (b) Určení konce aktuálního cyklu [78].	26
3.9	Blokový diagram metody MLD [85].	27
3.10	Detekce T vlny: v_3 - vstupní signál, $y'(n)$ - filtrovaný signál, $L(n)$ - signál získaný zpětnou L-transformací	28
3.11	Blokový diagram metody CDWT [89].	29
4.1	Amplitudová (horní graf) a fázová (dolní graf) frekvenční charakte- ristika bikvad filtru.	32
4.2	Závislost funkce <i>Wings</i> na vstupních datech.	32
4.3	Závislost délky aproximovaného segmentu na vstupních datech.	33
4.4	EKG signál s driftem izolinie (modře), náklon mezi segmenty (černě).	34
4.5	Potlačení driftu izolinie metodou EMDE.	35
4.6	Závislost kumulativního průměru na úrovni IMFs.	36
4.7	Vývojový diagram.	36
4.8	Originální signál (horní graf), korekce špiček M (dolní graf).	37
4.9	Originální signál (horní graf), filtrovaný signál (dolní graf).	38
4.10	Originální signál (horní graf), symetricky rozšířený signál (dolní graf).	39
4.11	Mediánová filtrace.	40
4.12	Detekce intervalu R vlny a koncového bodu srdečního cyklu.	41
4.13	Potlačení driftu izolinie.	42

4.14	Amplitudová a fázová frekvenční charakteristika.	42
4.15	Prahování detailních koeficientů.	43
5.1	Rušení přidané do EKG signálu.	46
5.2	Výsledky pro potlačení driftu izolinie.	47
5.3	Výsledky pro potlačení EMG rušení.	47
5.4	Výsledky pro potlačení síťového rušení.	48
5.5	Výsledky pro přidaný drift izolinie.	48
5.6	Výsledky pro přidané EMG rušení.	49
5.7	Výsledky pro přidané síťové rušení.	49

Seznam tabulek

2.1	Časový sled aktivace a rychlost vedení elektrického vzruchu v srdci [4].	4
2.2	Konverze datových typů [22].	11
2.3	Hlavička EDF souboru	13
3.1	Srovnání dosažených hodnot MSE jednotlivých metod [21].	18
3.2	Chyba odhadu driftu izolinie [60].	21
3.3	Hodnocení filtračních metod.	24
3.4	Hodnocení metod pro rozměření.	30

Kapitola 1

Úvod

Během posledních let došlo k výraznému pokroku v oboru informačních a komunikačních technologiích. Tento pokrok se projevil i ve zdravotnictví a s ním spojených oborech. Rychlé a pohodlné sdílení informací mezi lékaři a vzdálený přístup k těmto informacím představují hlavní důvody vývoje online aplikací ve zdravotnictví. V současnosti již existují projekty zabývající se online zpracováním biologických signálů, které představují ukázkou budoucího vývoje v tomto odvětví.

Diplomová práce je zaměřena na zpracování EKG signálů a tvorbu modulů pro online nástroj e-ECG vyvíjeném skupinou BioDat. Tento nástroj by měl sloužit nejenom zdravotnickým pracovníkům, ale i výzkumníkům se zaměřením na zpracování biologických signálů. Celý systém má modulární strukturu, aby bylo možné jeho rychlé rozšíření bez výrazných zásahů do celkového konceptu.

Mezi tři hlavní části tohoto systému patří modul zabývající se filtrací a vylepším kvality EKG záznamu. Tato část obsahuje metody pro potlačení rušení, které se vyskytlo během snímání EKG. Další modul slouží k rozměření a detekci významných bodů v signálu a třetím základním segmentem systému e-ECG je diagnostický modul, který poskytuje základní diagnostiku EKG. Doplněním aktuálně využívaných metod při zpracování EKG signálu se z online aplikace e-ECG stane silný nástroj pro práci s EKG signály.

Vývoj projektu je realizován pomocí vývojového prostředí Matlab a platformy Java Enterprise Edition (Java EE). Toto spojení umožňuje využití výhod, které prostředí Matlab nabízí.

Veškerá sdílená data jsou ukládána v European Data Format (EDF). Tento formát byl zvolen z důvodu jeho volně dostupné specifikace a rozšířenosti v projektech pracujících s biologickými signály.

1.1 Cíle práce

Diplomová práce má tyto cíle:

1. Načítání a ukládání dat ve formátu EDF
Pro ukládání dat v rámci projektu e-ECG byl zvolen formát EDF. Úkolem této části práce je vytvoření modulu, který bude zajišťovat načítání a ukládání dat v tomto formátu.
2. Rešerše
Dalším cílem je vytvoření rešerše aktuálně využívaných metod pro rozměření

a filtraci EKG signálu. Na základě rešerše budou vybrány metody vhodné pro začlenění do projektu e-EKG.

3. Implementace

Metody vybrané na základě rešerše budou implementovány v prostředí Matlab.

4. Testování

Posledním cílem práce je testování implementovaných metod na datech ze serveru Physionet.org [1].

Kapitola 2

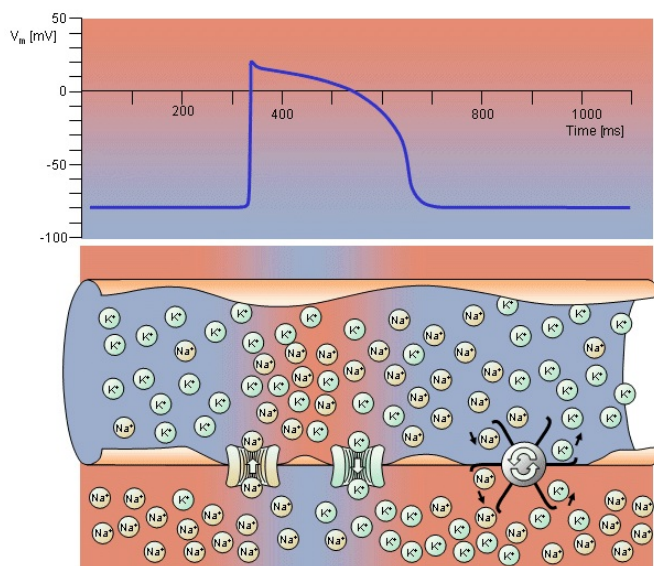
Teoretický úvod

V této části práce jsou popsány základní principy vzniku a snímání elektrické aktivity srdce společně s algoritmy využívanými při zpracování EKG signálu a nástrojem Matlab Builder JA.

2.1 EKG

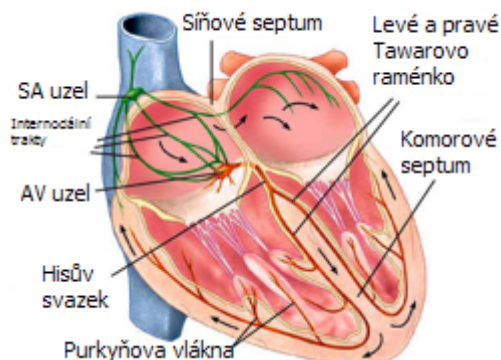
2.1.1 Elektrická aktivita srdce

Srdce je dutý svalový orgán, který svými pravidelnými kontrakcemi zajišťuje oběh krve v těle. Každá svalová kontrakce je spojená se změnou elektrického potenciálu [2]. U srdeční buňky dochází během depolarizace ke změně z klidového potenciálu (-80 až -90 mV) přibližně o 100 mV. Elektrické podráždění otevírá sodíkový kanál (depolarizace). Při poklesu potenciálu mezi vnějším a vnitřním prostředím srdeční buňky na prahovou hodnotu dochází k uzavírání tohoto kanálu a otevírání draslíkového kanálu (repolarizace) a následně dochází k obnovení rovnováhy obsahu iontů sodíku a draslíku mezi vnějším a vnitřním prostředím srdeční buňky. Celková doba depolarizace a následné repolarizace buňky se pohybuje okolo 300 ms (viz Obr. 2.1).



Obrázek 2.1: Elektrofyziologie srdeční buňky [2]

Zdrojem akčního potenciálu, který způsobuje rytmickou srdeční aktivitu, je sinoatriální uzel (SA uzel). Dále se elektrický impulz šíří přes atrioventrikulární uzel (AV uzel), Hisův svazek a Tawarova raménka do Purkyňových vláken. Uspořádání elektrického převodního systému srdce je vidět na Obr. 2.2. Doba šíření vzruchu jednotlivými částmi elektrického převodního systému srdce je uvedena v Tab. 2.1 [3].



Obrázek 2.2: Elektrický převodní systém srdce [2]

Umístění	čas [ms]	EKG	rychlost vedení [m·s ⁻¹]	vlastní frekvence
SA uzel (tvorba podnětů)	0	vlna P	0,05	60 - 100
pravá síň	50	-	0,8 - 1	-
levá síň	85			
AV uzel	50 - 125	úsek P-Q	0,05	40 - 55
Hisův svazek	130	-	1,0 - 1,5	25 - 40
Tawarova raménka	145		1,0 - 1,5	
Purkyňova vlákna	150		3,0 - 3,5	
vnitřní stěna myokardu		komplex QRS	1,0	-
pravá komora	175			
levá komora	190			
zevní strana myokardu				
pravá komora	205			
levá komora	225			

Tabulka 2.1: Časový sled aktivace a rychlost vedení elektrického vzruchu v srdci [4].

2.1.2 Snímání elektrické aktivity srdce

Elektrokardiogram (EKG) je záznam elektrické aktivity srdce měřený na povrchu lidského těla pomocí přiložených elektrod [2]. Nejčastěji používané elektrody jsou argentchloridové (Ag|AgCl), které mají velmi stálé vlastnosti [5]. Zlepšení kontaktu mezi elektrodou a pokožkou je zajištěno vodivým, gelem, který je již ve většině případů na elektrodě nanesen.

Mezi nejběžnější metody měření patří klidové EKG (nejčastěji 10 vteřin), holterovské EKG (dlouhodobý záznam v řádu hodin a dní) a zátěžové EKG (ergometrie). Každá z těchto metod se používá ve specifických případech pro určení nebo odhalení poruch funkce srdce.

2.1.3 Svodový systém

Nejčastěji používaným systémem při snímání klidového EKG je standardní 12 svodový systém [6]. Obsahuje tři druhy svodů:

1. bipolární Eithovenovy svody (Obr. 2.3 (a))
 - I - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi levou (Φ_L) a pravou paží (Φ_R)
 - II - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi levou nohou (Φ_F) a pravou paží (Φ_R)
 - III - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi levou nohou (Φ_F) a levou paží (Φ_L)
2. zvětšené unipolární končetinové svody (Goldbergerovy svody) (Obr. 2.3 (c))
 - aVR - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi pravou paží a spojením levé paže a levé nohy
 - aVL - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi levou paží a spojením pravé paže a levé nohy
 - aVF - zaznamenává rozdíl potenciálů mezi levou nohou a spojením pravé a levé paže
3. unipolární hrudní svody V1, V2, V3, V4, V5, V6 (Obr. 2.3 (b))

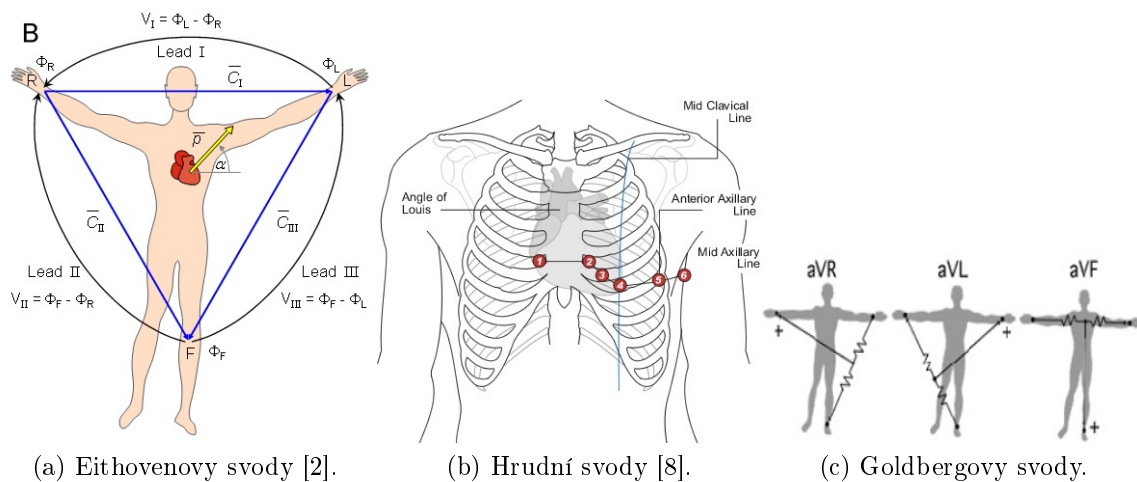
Napětí na unipolárních hrudních svodech je měřeno vůči Wilsonově svorce, jejíž potenciál je definován jako průměr končetinových svodů:

$$\Phi_W = (\Phi_L + \Phi_P + \Phi_F)/3 \quad (2.1)$$

K získání napětí [7] na všech 12 svodech stačí znát napětí na svodech I, II a V1 až V6. Zbylé je možné dopočítat:

$$\begin{aligned} U_{III} &= U_{II} - U_I \\ U_{aVR} &= -U_I - U_{II} \\ U_{aVL} &= 2U_I - U_{II} \\ U_{aVF} &= 2U_{II} - U_I \end{aligned} \quad (2.2)$$

Holterovská a ergometrická měření využívají svodových systémů s menším počtem elektrod (svodů) z důvodů pohybových omezení, které každý kontakt přináší pacientovi.



(a) Einthovenovy svody [2].

(b) Hrudní svody [8].

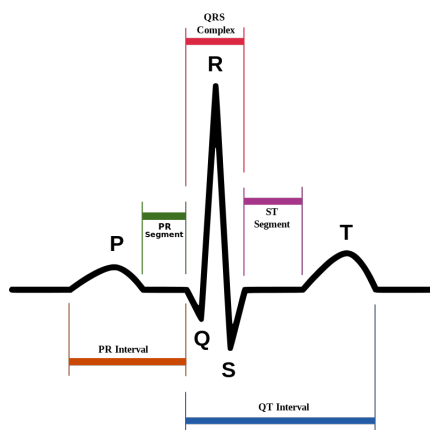
(c) Goldbergovy svody.

Obrázek 2.3: Svody standardního EKG.

2.1.4 EKG vlny a významné body

Kontrakce jednotlivých částí myokardu vyvolává elektrický potenciál, který je zaznamenán jako EKG křivka. Mezi sledované vlny patří vlna P, která je způsobena depolarizací síní. Kontrakce komor se projevuje jako QRS komplex a vlna T je následkem repolarizace komor. Ve specifických případech se může za vlnou T vyskytnout i vlna U. Na EKG křivce se dále sledují segmenty PR, ST a intervaly QT, PR a RR. Podrobný popis jednotlivých vln a segmentů je možné vidět na Obr. 2.4.

Z tvaru, doby trvání a amplitudy jednotlivých vln a úseků EKG signálu se je možné určit druh a umístění poškození srdce.



Obrázek 2.4: Segmenty a intervaly EKG křivky [9].

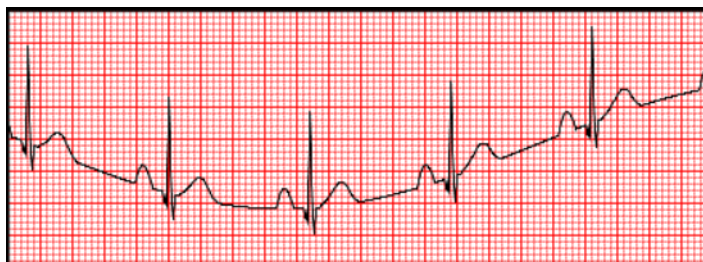
2.1.5 Rušení

Artefakty [10] vyskytující se v biologických signálech můžeme rozdělit na technické a biologické. Mezi technické artefakty patří rušení elektrorozvodnou sítí a elektrostatické potenciály vzniklé např. špatným kontaktem elektrod nebo vysycháním gelu na elektrodách. Biologické artefakty jsou způsobeny měřeným organismem a jedná se o projev funkce jiného než zkoumaného orgánu.

Z pohledu zpracování EKG signálu je možné rušení rozdělit do 3 skupin - drift izoliny, síťové rušení a elektromyografické (EMG) rušení. Každé rušení vyskytující se v signálu ztěžuje detekci chorob srdce, proto je prvotním úkolem při zpracování EKG záznamu jeho odstranění. Následuje krátký popis jednotlivých typů rušení:

Drift izoliny

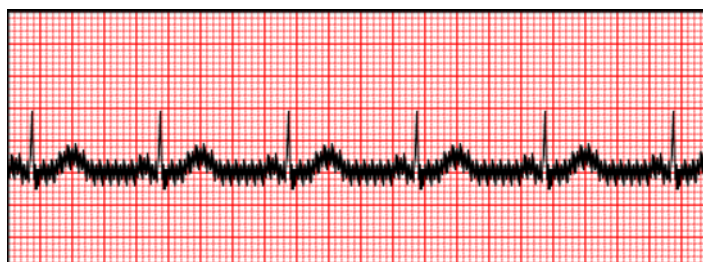
Drift (pohyb) izoliny [11] způsobuje rušení o nízkých frekvencích obvykle v rozsahu 0,05 Hz až 1 Hz, které může být zapříčiněné pohybem měřících kabelů, pohybem pacienta při snímání nebo špatným kontaktem elektrod. Ukázka signálu s pohybem izoliny je na Obr. 2.5.



Obrázek 2.5: EKG s driftem izoliny [12].

Síťové rušení

Frekvence rušení závisí na frekvenci rozvodné sítě tj. 50 Hz (Evropa) nebo 60 Hz (USA) [11]. Intenzita tohoto rušení je odvislá od prostředí ve kterém je EKG měřeno a na kvalitě stínění daného přístroje. Silné síťové rušení může EKG záznam zcela znehodnotit, proto je snaha o maximální potlačení tohoto rušení již při měření EKG (HW filtry). I přesto se síťové rušení v signálu vyskytuje a k jeho odstranění se využívají softwarové nástroje [13]. Na Obr. 2.6 je vidět EKG signál znehodnocený síťovým rušením.

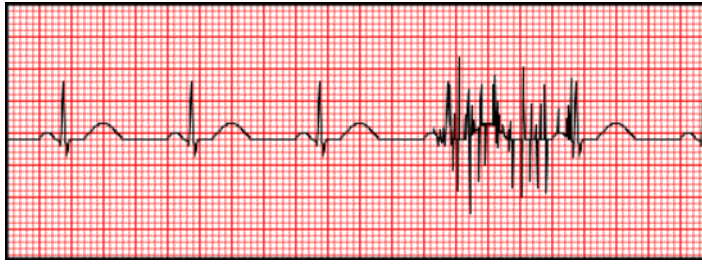


Obrázek 2.6: EKG se síťovým rušením [12].

EMG rušení

Elektromyografické (EMG) rušení [14] je způsobené elektrickou aktivitou kosterního svalstva. Amplituda EMG rušení může dosahovat desítek mV a tím úplně zastínit EKG signál (jednotky mV), proto je důležité, aby byl pacient při měření EKG plně relaxovaný. Toho nelze dosáhnout při holterovském měření a ergometrii. V těchto případech se EMG rušení nedá předcházet a musí se odstraňovat až při zpracování

naměřených dat. Frekvenční spektra EMG a EKG signálu se překrývají, a proto je následně potlačení tohoto rušení obtížné. Ukázkou EMG rušení je možné vidět na Obr. 2.7.



Obrázek 2.7: EKG s EMG rušením [12].

2.2 Zpracování signálu

2.2.1 Diskrétní vlnková transformace

Diskrétní vlnková transformace (DWT) [15] byla odvozena maďarským matematikem jménem Alfred Haar. Na rozdíl od Fourierovy transformace poskytuje DWT časově-frekvenční popis signálu.

Ideou vlnkové [16] transformace je vhodnou změnou šířky "okna" v čase a jeho tvarem dosáhnout optimálního poměru rozlišitelnosti v čase a frekvenci. Toto "okno" se nazývá mateřská vlnka ψ . Vhodnou dvojkovou závislostí měřítka (s) a posuvu (τ) je z vhodné vlny možné vytvořit orthonormální bázi:

$$s = 2^p \quad \tau = 2^p k \quad p, k \in \mathbf{Z}$$

$$\psi_{k,p}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^p}} \psi\left(\frac{t - 2^p k}{2^p}\right), \quad (2.3)$$

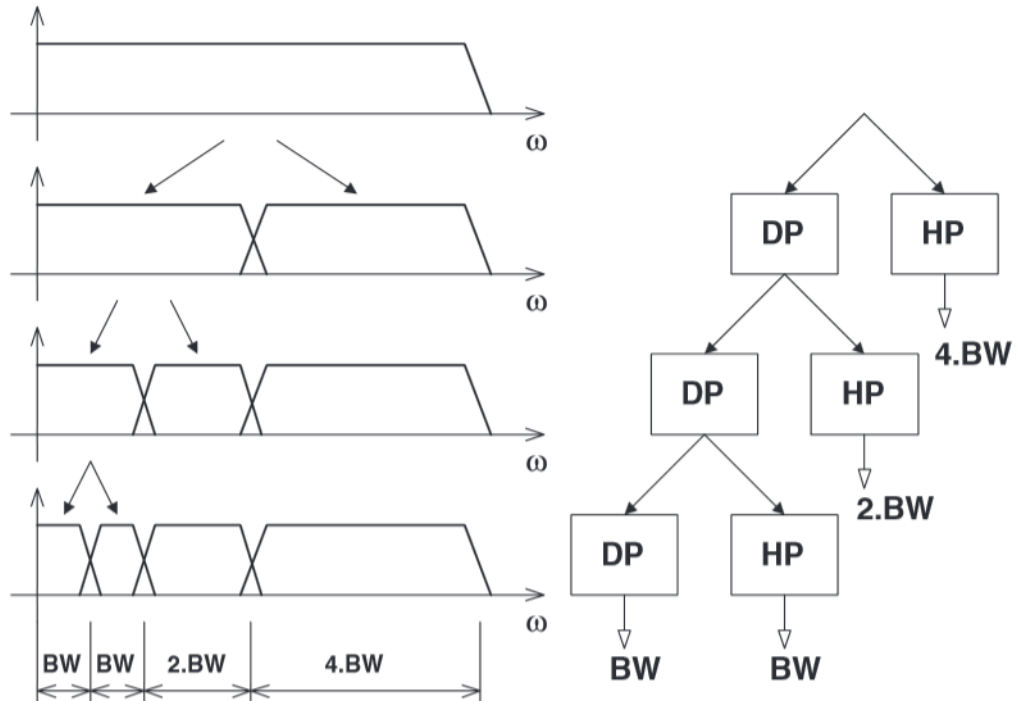
kde p odpovídá měřítku a k poloze. Vlnková funkce ψ se chová jako pásmová propust filtrující signál kolem centrálního kmitočtu [17]. V následujícím úrovní je filtrována horní polovina pásma dolnofrekvenční části signálu (Obr. 2.8).

DWT lze počítat [15] rychlým algoritmem, kdy signál x projde řetězcem filtrů. Každý stupeň transformace tvoří dva vzájemně komplementární filtry. Dolní propust s impulzní odezvou h a horní propust s impulzní odezvou g . Výstupy z filtrů jsou dále decimovány [16], a tak je celkový počet koeficientů po jednom kroku stejný jako počet vstupních vzorků. Jednotlivé konvoluce s decimací je možné zapsat následovně:

$$y_A[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]h[2n - k] \quad (2.4)$$

$$y_D[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]g[2n - k], \quad (2.5)$$

kde y_A jsou aproximované a y_D detailní koeficienty. Další stupeň rozkladu je možné získat stejným postupem pro aproximované koeficienty y_A , a to až do vyčerpání vstupních dat.



Obrázek 2.8: Frekvenční pohled na diskrétní vlnkovou transformaci [16].

2.2.2 Empirical Mode Decomposition

Algoritmus Empirical Mode Decomposition (EMD) [18, 19, 20, 21] je určený k rozkladu nelineárních a nestacionárních signálů na tzv. Intrinsic Mode Functions (IMFs). IMFs je taková funkce, která splňuje následující podmínky:

1. Obsahuje stejný počet lokálních extrémů a průchodů nulou nebo se jejich počty liší maximálně a 1.
2. Střední hodnota obálky definované pomocí lokálních maxim a minim je nulová v každém bodě.

Na rozdíl od jednoduché harmonické komponenty může IMF obsahovat v čase proměnlivou amplitudu a frekvenci. Rozklad signálu na jednotlivé IMFs a reziduum využívá metody zvané "sifting"[19]. Proces rozkladu pro vstupní signál x je následující:

1. Inicializace: $j = 0$ a $r_0 = x$.
2. Hledání IMF úrovně j :
 - (a) Inkrementace j ($j++$).
 - i. Sifting - inicializace $k = 0$ a $h_0 = r_{j-1}$:
 - A. Inkrementace k ($k++$).
 - B. Nalezení lokálních extrémů v h_{k-1} .
 - C. Vytvoření horní H_o a dolní obálky D_o proložením nalezených maxim resp. minim kubickou křivkou.

D. Výpočet průměru $m_{k-1}[n]$ horní a dolní obálky a jeho odečtení od vstupních dat.

$$m_{k-1}[n] = \frac{D_o[n] + H_o[n]}{2} \quad (2.6)$$

$$h_k[n] = h_{k-1}[n] - m_{k-1}[n] \quad (2.7)$$

Pokud h_k splňuje výše uvedené podmínky pro IMF, tak je považováno za IMF (c_j). V opačném případě se opakují kroky A až D.

(b) Výpočet rezidua:

$$r_j[n] = r_{j-1}[n] - c_j[n] \quad (2.8)$$

Pokud reziduum r_j není konstanta nebo monotónní funkce pokračuje se bodem 2. V opačném případě byly získány všechny IMFs a reziduum.

Signál je možné zpětně rekonstruovat:

$$x_R[n] = \sum_{j=1}^L c_j[n] + r_L[n], \quad (2.9)$$

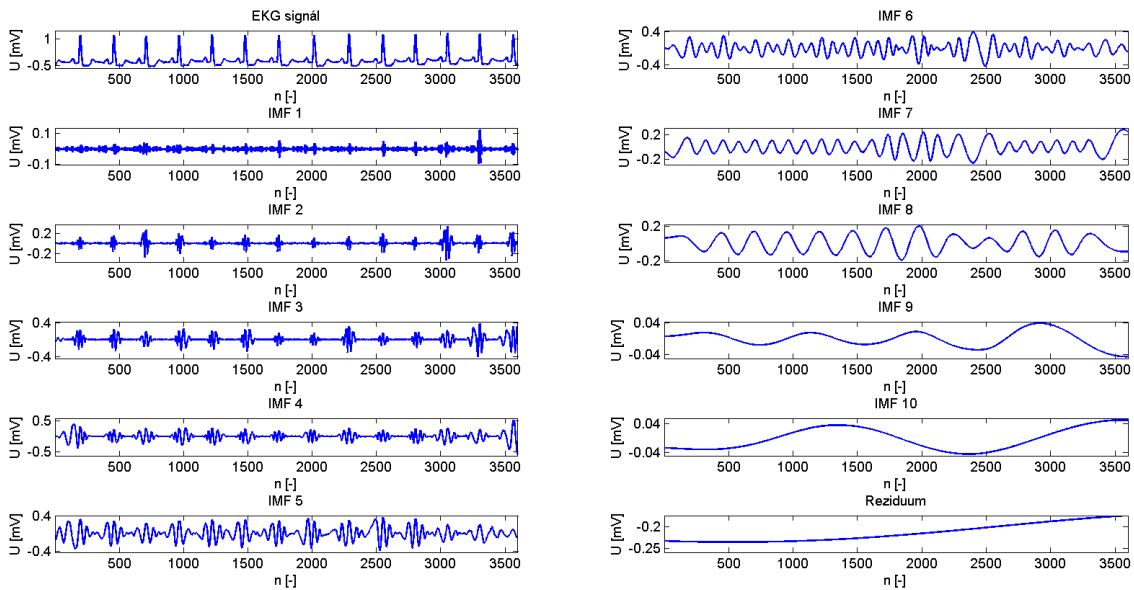
kde L je počet IMFs.

Zastavovací kritérium

Požadavek na striktní splnění podmínky na nulovou střední hodnotu obálky by vedl k výraznému nárůstu počtu iterací v procesu "sifting". Z tohoto důvodu se používají zastavovací kritéria, mezi které patří např. Cauchyho test konvergence:

$$SD = \frac{\sum_{n=1}^N |h_{k-1}[n] - h_k[n]|^2}{\sum_{n=1}^N h_{k-1}^2[n]} \quad (2.10)$$

Proces je zastaven v případě, že hodnota SD je menší než předem definovaný práh. Ukázka rozkladu EKG signálu na IMFs je vidět na Obr. 2.9.



Obrázek 2.9: Rozklad signálu na IMFs.

2.3 Programování

2.3.1 Matlab Builder JA

Matlab Builder JA [22] umožňuje vytvoření Java tříd z programů vyvinutých v prostředí Matlab. Tyto třídy mohou být integrovány do existujících Java projektů bez nutnosti instalace programu Matlab na daném zařízení (PC, web server) pomocí Matlab Compiler Runtime (MCR) [23].

Využití Matlab Builder JA přináší možnost přenosu numerických výpočtů a vizualizace z programu Matlab do jiných projektů. Výhodou tohoto přístupu je zkrácení času potřebného při vývoji aplikací, jejichž implementace je v jiných programovacích jazycích časově vysoce náročná.

Zásadní informací při využití Matlab Builder JA jsou pravidla konverze datových typů mezi Matlabem a Javou. Tato pravidla jsou specifikována v Tab. 2.2 (a) a Tab. 2.2 (b).

Konverze Matlab - Java		
Matlab	Java (primitivní)	Java (objekt)
cell	Not applicable	Object (MWArray)
structure	Not applicable	Object (MWArray)
char	char	java.lang.Character
double	double	java.lang.Double
single	float	java.lang.Float
int8	byte	java.lang.Byte
int16	short	java.lang.Short
int32	int	java.lang.Integer
int64	long	java.lang.Long
uint8	byte	java.lang.Byte
uint16	short	java.lang.Short
uint32	int	java.lang.Integer
uint64	long	java.lang.Long
logical	boolean	java.lang.Boolean

(a) Konverze Matlab - Java.

Konverze Java - Matlab	
Java	Matlab
double	double
float	single
byte	int8
int	int32
short	int16
long	int64
char	char
boolean	logical
java.lang.Double	double
java.lang.Float	single
java.lang.Byte	int8
java.lang.Integer	int32
java.lang.Long	int64
java.lang.Number	int16
java.lang.Boolean	logical
java.lang.Character	char
java.lang.String	char

(b) Konverze Java - Matlab.

Tabulka 2.2: Konverze datových typů [22].

2.3.2 European Data Format (EDF)

EDF [24] je jednoduchý a flexibilní formát pro výměnu a ukládání multikanálových biologických signálů. Tento formát ukládání dat byl poprvé zveřejněn v roce

1992 v žurnálu *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. Od té doby je využíván jak ve výzkumných tak komerčních projektech, kde jsou zpracovávány multikanálové signály.

V roce 2003 došlo k rozšíření formátu EDF na EDF+. Rozšíření umožňuje ukládání signálů s přerušením v průběhu záznamu, anotací a událostí. Tyto vlastnosti jsou vhodné především pro dlouhodobé záznamy nebo pro záznamy s evokovanými potenciály. Další výhodou je kompatibilita mezi verzemi tohoto formátu. Všechny soubory ve formátu EDF+ je možné zpracovávat v prohlížečích primárně určených pro EDF. Specifikace EDF a EDF+ jsou volně k dispozici a jejich využívání není zpoplatněno.

Specifikace EDF

Specifikace EDF je volně k dispozici v [25] nebo na [24]. Každý EDF soubor je složen z hlavičky, specifikující vlastnosti záznamu a identifikačních údajů pacienta, následovanou vlastními daty jednotlivých signálů.

Konkrétně hlavička souboru obsahuje $256 + (\mathbf{ns} * 256)$ bytů, kde **ns** je počet signálů. Prvních 256 bytů udává číselnou verzi formátu, identifikaci pacienta a záznamu, časovou informaci o záznamu, počet datových záznamů a počet signálů. Dále následuje 256 bytů (pro každý ze signálů), které specifikují typ signálu (EEG, EKG...), kalibraci amplitudy a počet vzorků každého signálu. Kompletní rozvržení hlavičky, včetně počtu ASCII znaků vyhrazených pro jednotlivé informace, je znázorněno v Tab. 2.3.

Informace v jednotlivých částech hlavičky musí být zarovnána doleva a doplněna mezerami na definovaný počet ASCII znaků. Digitální minimum (maximum) by mělo být definováno jako extrémní hodnoty záznamu. Nejčastěji se udávají extrémní hodnoty A/D převodníku. Fyzikální minimum (maximum) jsou hodnoty, které se mohou pro daný signál vyskytnout. Výše uvedené hodnoty definují offset a zesílení signálu.

Za hlavičkou následují data resp. jednotlivé kanály záznamu. Tyto kanály jsou zapisovány v definovaném pořadí po úsecích specifikovaných v hlavičce souboru. Za účelem redukování velikosti výsledného souboru a přizpůsobení dat nejběžnějším softwarovým nástrojům je každý vzorek signálu reprezentovaný jako 16bitový integer (16int).

Počet znaků	Popis
8 ascii	verze formátu (0)
80 ascii	identifikace pacienta
80 ascii	identifikace záznamu
8 ascii	datum záznamu (dd.mm.yy)
8 ascii	čas záznamu (hh.mm.ss)
8 ascii	počet bytů v hlavičce záznamu
44 ascii	reservováno
8 ascii	počet záznamů (-1 pokud neznámé)
8 ascii	délka záznamu, v sekundách

Pokračování na další stránce

Tabulka 2.3 – Pokračování z předchozí stránky

Počet znaků	Popis
4 ascii	počet signálů (ns) v záznamu
ns * 16 ascii	ns * popis (např. EEG Fpz-Cz or Body temp)
ns * 80 ascii	ns * typ snímače (např. AgAgCl electrode)
ns * 8 ascii	ns * jednotky (např. uV or degreeC)
ns * 8 ascii	ns * fyzikální minimum (např. -500, 34)
ns * 8 ascii	ns * fyzikální maximum (např. 500, 40)
ns * 8 ascii	ns * digitální minimum (např. -2048)
ns * 8 ascii	ns * digitální maximum (např. 2047)
ns * 80 ascii	ns * filtrace (např. HP 0.1Hz LP 75Hz)
ns * 8 ascii	ns * nr vzorků v každém záznamu
ns * 32 ascii	ns * rezervováno

Tabulka 2.3: Hlavička EDF souboru

Kapitola 3

Rešerše

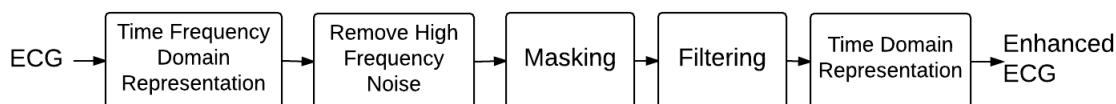
3.1 Filtrace a vylepšení kvality EKG

Metody obsažené v této sekci představují průřez využívaných algoritmů pro vylepšení kvality EKG záznamu. Mezi hlavní úkoly filtrace EKG patří odstranění driftu izolinií, potlačení síťové frekvence a eliminování vlivu vysokofrekvenčního rušení způsobeného elektrickou aktivitou jiného svalstva než srdce tzv. elektromyografického (EMG) rušení viz Sek. 2.1.5.

3.1.1 Metoda založená na S-transformaci

Metoda *Enhancement using S-Transform* (STM) [26] využívá Stockwellovu transformaci pro reprezentaci EKG signálu v časově-frekvenční oblasti. Výhodou algoritmu STM je, že nevyžaduje předchozí znalost pozice významných bodů a délky úseků mezi jednotlivými vlnami signálu.

Celý postup odstranění rušení se skládá z několika kroků. V prvním kroku je signál převeden do časově-frekvenční oblasti pomocí Stockwellovy transformace. Dále jsou odstraněny frekvence větší než 200 Hz pomocí filtru typu dolní propust. Následuje potlačení rušení mezi jednotlivými QRS komplexy, jejichž pozice je určena pomocí prahování v časově-frekvenční oblasti. V posledním kroku je použit vyhlazovací filtr pro odstranění ostrých přechodů vzniklých při předchozích krocích a zpětná Stockwellova transformace pro získání signálu zbaveného rušení. Celý proces je ilustrován na Obr. 3.1.



Obrázek 3.1: Blokový diagram metody STM [26]

Navrhovaný algoritmus byl testován na záznamech z databáze MIT-BIH Arrhythmia [27]. Dosahované výsledky byly porovnávány pomocí parametrů SNR (Signal to Noise Ratio) [28] a RMSE (Root Mean Square Error) [29].

Rušení přidávané do EKG signálu bylo modelované bílým šumem s Gausovským rozdělením. Hodnoty SNR a RMSE byly porovnány s hodnotami dosaženými meto-

dami WT-Soft [30] a WT-Subband [31] a navrhovaná metoda dosahovala ve všech případech lepších výsledků viz [26, Tab. 1].

3.1.2 Metoda založená na EMD I

Metoda *ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition* (SEMD) [32] využívá algoritmus EMD [18], který vstupní signál rozkládá na IMFs. K odstranění vysokofrekvenčního rušení slouží částečná rekonstrukce několika prvních IMFs, které obsahují informaci o vyšších frekvencích vyskytujících se v signálu. Algoritmus se skládá z následujících kroků:

1. Určení a separace QRS komplexu.
Hranice QRS komplexu jsou určeny na základě součtu prvních tří IMFs. V takto získaném signálu jsou nalezeny nejbližší lokální minima před resp. za R vlnou. Průchody nulou, které jsou nejbliž těmto minimům, jsou považovány za hranice QRS komplexu. Tento postup předpokládá znalost pozice R vlny. V případě, že tomu tak není autoři neuvádí doporučený algoritmus k jejímu určení.
2. Využití metody oken pro zachování QRS komplexů.
K ochraně QRS komplexů, je využito okno typu Tukey [33], jehož parametry jsou závislé na šířce QRS komplexu.
3. Určení počtu IMFs obsahující rušení pomocí statistického t -testu [34].
4. Rekonstrukce signálu.
Výsledný signál je získán sumou jednotlivých IMFs s potlačeným rušením.

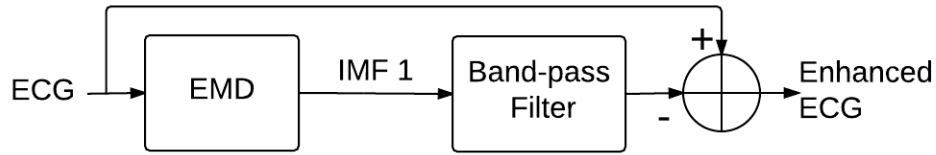
Algoritmus byl testován na datech z MIT-BIT Arrhythmia databáze [27]. K hodnocení výsledků bylo využito parametru SER (Signal to Error Ratio). Rušení přidané do signálu za účelem testování bylo modelováno Gaussovským šumem [35].

Výsledky dosažené touto metodou byly porovnány s výsledky metod dolní propust typu Butterworth (zlomová frekvence 30 Hz) a metodou založenou na vlnkové transformaci [36]. Navrhovaný algoritmus měl na testovaných datech lepší hodnoty parametru SER než dolní propust, ale v porovnání s metodou založenou na vlnkové transformaci nebyly rozdíly výrazné viz [32, Tab. 1].

3.1.3 Metoda založená na EMD II

V článku *Empirical mode decomposition based filtering techniques for power line interference reduction in electrocardiogram using various adaptive structures and subtraction methods* [37] je popsána metoda SUBT, která slouží k odstranění síťového rušení z EKG signálu. Jedná se o velmi jednoduchou metodu, kdy IMF (získaná pomocí algoritmu EMD [18]) úrovně 1 je filtrována pásmovou propustí s propustným pásmem 48 - 51 Hz. Takto získaný signál je odečten z původního zarušeného signálu. Struktura navrhované metody je vidět na Obr. 3.2.

Metoda SUBT byla testována jak na uměle vygenerovaném EKG signálu tak na reálných signálech z databáze MIT-BIH Arrhythmia [27]. Výsledky metody byly porovnávány pomocí SNR (Signal to Noise Ratio), MSE (Mean Square Error) a PRD (Percentage Root mean square error Difference) s metodou založenou na vlnkové



Obrázek 3.2: Struktura metody SUBT [37]

transformaci [38] a hřebenovým filtrem s hřebenovou frekvencí 50 Hz. Metoda dosahovala výrazně lepších hodnot sledovaných parametrů pro různé úrovně SNR (6 dB, 10 dB a 14 dB) než zbylé metody viz [37, Tab. 1, Tab. 2].

3.1.4 Metoda založená na řídké diferenci

Algoritmus *ECG enhancement and QRS detection based on sparse derivatives* (SDD) [39] modeluje výsledný signál jako sumu dvou signálů jejichž druhé a třetí derivace (diference) jsou řídké (počet nulových vzorků výrazně přesahuje počet nenulových). Tyto dva signály (\mathbf{x}_1 a \mathbf{x}_2) jsou získány vyřešením optimalizačního problému

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2} \lambda_1 \|\mathbf{D}_2 \mathbf{x}_1\|_1 + \lambda_2 \|\mathbf{D}_3 \mathbf{x}_2\|_1, \quad (3.1)$$

s podmínkou

$$\|y - \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_2 \leq r, \quad (3.2)$$

kde λ_1 a λ_2 jsou parametry, $\mathbf{y} = \mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 + \mathbf{n}$, \mathbf{n} je rušení, \mathbf{D}_2 a \mathbf{D}_3 představuje druhou resp. třetí derivaci (diferenci), $r \approx \|\mathbf{H}_{hp} y\|_2$, \mathbf{H}_{hp} značí horní propust se zlomovou frekvencí 25 Hz a $\|\mathbf{x}\|_p$ je p-norma vektoru \mathbf{x} [40].

Navrhovaný algoritmus byl porovnán s metodami EMD [41] a LASIP [42]. K testování byl využit syntetický EKG signál generovaný pomocí algoritmu uvedeném v [43] s přidáním Gaussovským šumem. Rozdíly v kvalitě odstranění rušení podle parametru SNR mezi jednotlivými metodami byly minimální.

3.1.5 Metoda založená na EMD a DWT

Metoda *Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains* (EMDWT) [21] popisuje postup odstranění rušení z EKG signálu založený na EMD a diskretní vlnkové transformaci (DWT). Zachování užitečné složky signálu je zajištěno metodou oken v EMD doméně. Postup ochrany QRS komplexů je identický s postupem popsáným u metody SEMD (viz 3.1.2). Výsledný signál je převeden do DWT domény (mateřská vlnka Symlets 7), kde jsou adaptivně prahovány detailní koeficienty druhé úrovně. Celý postup odstranění rušení ze signálu je možné popsat v následujících krocích:

1. Metoda oken v EMD doméně
2. Detekce QRS komplexů
3. Zajištění zachování QRS komplexů

4. Převod do DWT domény
5. Prahování v DWT doméně
6. Zpětná diskretní vlnková transformace

K ověření kvality algoritmu pro vylepšení EKG signálu byla využita data z MIT-BIH Arrhythmia databáze [27]. K těmto signálům bylo přidáno rušení s Gaussovským rozdělením a účinnost metody byla sledována pomocí parametru MSE (Mean Square Error) [44]. Na připravená data byly aplikovány metody EMD soft thresholding [45], EMD enhanced [46], Wavelet soft thresholding [47], Wavelet adaptive thresholding [48], EMD wavelet [49] a nakonec navrhovaná metoda. Dosažené hodnoty MSE [mV^2] je možné vidět v Tab. 3.1.

EKG signál	EMD soft th.	EMD enhanced	Wavelet soft th.	Wavelet adap. th.	EMD wavelet	Navrhovaná metoda
100	0.0090	0.0037	0.0026	0.0026	0.0026	0.0019
103	0.0100	0.0046	0.0030	0.0029	0.0029	0.0024
104	0.0141	0.0073	0.0042	0.0035	0.0036	0.0029
105	0.0228	0.0032	0.0030	0.0031	0.0031	0.0032
106	0.0356	0.0016	0.0013	0.0012	0.0012	0.0009
115	0.0094	0.0038	0.0035	0.0028	0.0030	0.0024
215	0.0105	0.0049	0.0029	0.0030	0.0029	0.0028
Průměr	0.0159	0.0042	0.0029	0.0027	0.0028	0.0024

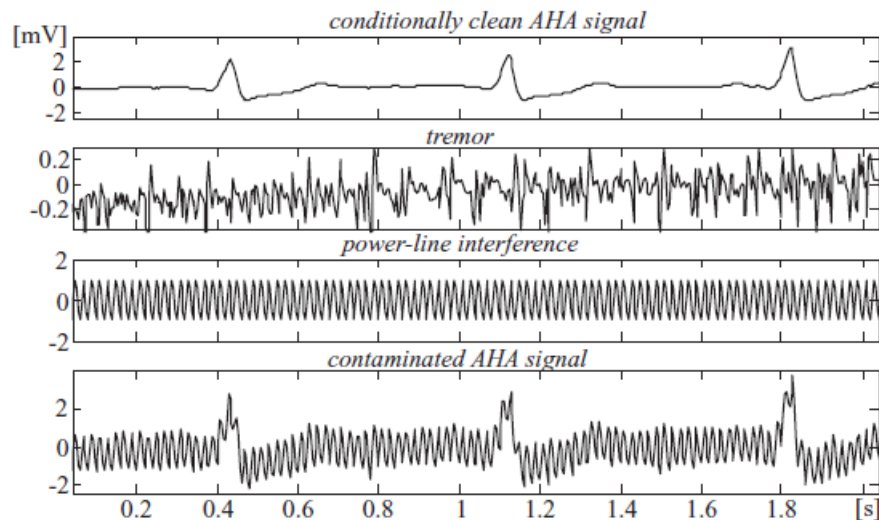
Tabulka 3.1: Srovnání dosažených hodnot MSE jednotlivých metod [21].

Rozdíly mezi jednotlivými metodami nejsou výrazné s výjimkou metody EMD soft thresholding, která dosáhla nejhorších hodnot MSE. V celkovém součtu je průměrná hodnota MSE dosažená metodou EMDWT nejnižší ze všech testovaných algoritmů.

3.1.6 Metoda založená na náklonu EKG křivky

Metoda *Tremor suppression in ECG* (Tremor) [50] slouží k odstranění elektromyografického a síťového rušení. Při redukci rušení je nejdříve vstupní kontaminovaný signál filtrován hřebenovým filtrem s lineární fází a první nulou na 50 Hz. Použitím tohoto filtru dojde k potlačení rušení, ale zároveň k částečnému odstranění užitečné složky signálu (ostrých špiček). Redukované špičky (QRS komplex, výrazná T vlna) jsou obnoveny pomocí procedury zvané *linearly-angular* [50, str. 4]. Na závěr je filtrováno zbylé EMG rušení, které se vyskytuje mezi jednotlivými QRS komplexy. K tomuto účelu je použit vyhlazovací filtr Savitzky-Golay [51].

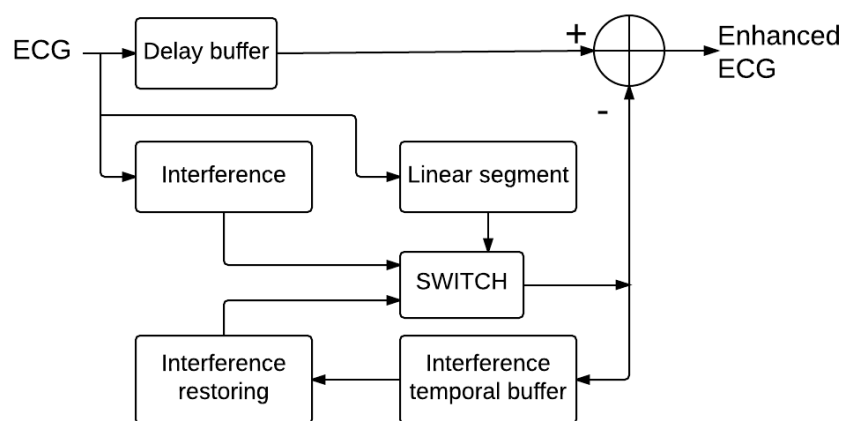
Testování algoritmu probíhalo ve dvou fázích. Nejdříve byl testován na originálních datech z MIT-BIH Noise Stress databáze [52] a AHA databáze [53]. V druhé fázi bylo k těmto záznamům přidáno síťové rušení (50 Hz) společně s EMG rušením získaným měřením pomocí dvou elektrod umístěných na předloktí. Na Obr. 3.3 je možné vidět, jak je získán uměle zarušený testovací signál. Účinnost metody na reálných záznamech je znázorněna v [50, Obr. 13-16].



Obrázek 3.3: Uměle zarušený EKG signál z AHA databáze [50].

3.1.7 Metoda založená na separaci lineárních segmentů

Metoda *Power-line interference elimination from ECG in case of non-multiplicity between the sampling rate and the power-line frequency* (NMPL) [54] je určena k potlačení síťového rušení bez vlivu na jednotlivé komponenty EKG signálu. Algoritmus je složen ze dvou hlavních částí: detekce lineárních segmentů a extrakce rušení. Extrahované vzorky rušení jsou uloženy v zásobníku a následně jsou odečteny od zbylých částí signálu. Metoda je navrhována pro případ, kdy vzorkovací frekvence není násobkem frekvence síťového rušení. Strukturu odečítací procedury je možné vidět na Obr. 3.4. Algoritmus NMPL řeší velmi specifický problém při zpracování EKG signálu a jeho experimentální výsledky jsou znázorněny v [54, Obr. 3, 6-13].



Obrázek 3.4: Struktura odečítací procedury [54]

3.1.8 Metoda založená na aproximačním filtrování

Metoda *Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram* (FEMG) [55] slouží k potlačení EMG rušení a je založená na aproximačním filtrování s proměnným počtem vzorků a váhových koeficientů závislých na strmosti (náklonu)

signálu. Strmost signálu v daném úseku je měřena pomocí dvou 10 ms segmentů posouvajících se po signálu. Takto získaná hodnota slouží k ochraně QRS komplexů a zamezení redukování amplitudy strmých úseků signálu. Navrhovaný algoritmus se skládá z následujících kroků.

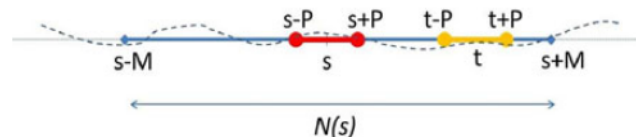
1. Předzpracování
 - (a) Filtrace síťového rušení.
 - Mezi navrhované algoritmy patří odečítací metoda popsaná v [56].
2. Hodnocení strmosti úseku signálu.
3. Aproximace - vyhlazení pomocí metody Savitzky-Golay [51].
4. Určení délky aproximovaného segmentu - se zvětšující se délkou segmentu dochází k lepšímu potlačení EMG rušení, ale zároveň vzrůstá i redukce špiček (Q, R, a S) v signálu.

Algoritmus FEMG byl testován na 400 záznamech s uměle přidaným EMG rušením naměřeném pomocí dvou elektrod umístěných na předloktí. Artefakty přidané do signálu dosahovaly amplitudy 35% QRS komplexu. Ukázkou výsledného (filtrovaného) signálu v porovnání se vstupním zarušeným signálem je možné vidět v [55, Obr. 2, 3]. Navrhovaná metoda zamezuje redukcii špiček při filtraci a pro testovaná data docházelo ke snížení amplitudy R špičky v řádu setin mV.

3.1.9 Metoda založená na NonLocal Means

Metoda *Nonlocal means denoising of ECG signals* (NLMD) [57] slouží k odstranění EMG rušení a využívá algoritmus NonLocal Means (NLM) [58] původně vyvinutý pro odstranění rušení z obrazů. Obrazy často obsahují opakující se vzory, čehož algoritmus NLM využívá. Stejně tomu je u biologických signálů, a proto je možné NLM použít na potlačení EMG rušení v EKG signálu (jednodimenzionální signál).

Mezi vstupní parametry algoritmu NLMD patří velikost blízkého okolí (P) centrálních bodů vyšetřovaných segmentů (body s a t). Dále parametr M , který udává velikost prohledávané oblasti a nakonec parametr λ , který specifikuje intenzitu vyhlazení signálu. Lepší náhled na jednotlivé vstupy algoritmu přináší Obr. 3.5.



Obrázek 3.5: Grafické znázornění parametrů algoritmu NLM pro 1D případ [57].

Správná volba parametrů P , M a λ ovlivňuje účinnost metody. V článku byly pro testování zvoleny hodnoty $\lambda = 0,6 \cdot \sigma$, kde σ je směrodatná odchylka přidaného rušení, $P = 10$ a $M = 2000$. Za účelem snížení výpočetní náročnosti byla metoda NLM implementována podle postupu uvedeném v [59], který je označován jako Fast NonLocal Means (FNLM).

Vlastnosti navržené metody byly testovány na 7 záznamech z MIT-BIH Arrhythmia databáze [27], přičemž byly sledovány parametry SNR (Signal to Noise Ratio), MSE (Mean Square Error) a PRD (Percent Distortion). V porovnání s metodami (wavelet soft thresholding, EMD-wavelet) popsány v [21] dosahoval navrhovaný algoritmus srovnatelných hodnot SNR a výrazně lepších (nižších) hodnot MSE.

3.1.10 Metoda založená na kvadratické variaci

Metoda *Baseline wander removal for bioelectrical signals by quadratic variation reduction* (BWR) [60] slouží k potlačení driftu (pohybu) izoliny a je založená na redukci kvadratické variace [61]. Pohyb izoliny je odhadován vyřešením optimalizačního problému s hodnotou kvadratické variace jako omezením. Odhad driftu izoliny, dále značený jako \mathbf{x} , je získán vyřešením optimalizačního problému:

$$\mathbf{z} = \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{z}}\|^2 \quad (3.3)$$

s podmínkou

$$[\mathbf{x}] \leq \rho, \quad (3.4)$$

kde $[\mathbf{x}]$ značí kvadratickou variaci \mathbf{x} , $\tilde{\mathbf{z}}$ vstupní naměřený signál a ρ je kladná konstanta, která musí splňovat kritérium $\rho < [\tilde{\mathbf{z}}]$.

Testování navrhované metody bylo prováděno na 30 vteřinových úsecích signálů z MIT-BIH Arrhythmia databáze [27]. Dále byl proveden test na syntetickém EKG s uměle přidaným rušením, který umožnil kvantitativní zhodnocení účinnosti algoritmu. Výsledná chyba odhadu driftu izoliny je vypočtena dle Rov. 3.5.

$$\varepsilon(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_i) = \frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{b}_i\|^2}{\|\mathbf{b}_i\|^2}, \quad (3.5)$$

kde \mathbf{b}_i reprezentuje skutečný pohyb izoliny. Dosažené výsledky byly porovnány s dalšími metodami pro odstranění driftu izoliny viz Tab. 3.2. Značení jednotlivých parametrů je následovné: μ_ε je průměr, $\bar{\varepsilon}$ je medián a σ_ε^2 značí rozptyl celkové chyby.

Metoda	μ_ε [mV]	$\bar{\varepsilon}$ [mV]	σ_ε^2 [mV ²]
High-pass filter	$3,10 \cdot 10^{-1}$	$3,13 \cdot 10^{-1}$	$4,54 \cdot 10^{-3}$
Cubic spline interp.	$4,46 \cdot 10^{-1}$	$4,37 \cdot 10^{-1}$	$1,13 \cdot 10^{-2}$
Median filter	$2,06 \cdot 10^{-1}$	$2,01 \cdot 10^{-1}$	$9,52 \cdot 10^{-4}$
Adaptive filter	$3,95 \cdot 10^{-1}$	$3,92 \cdot 10^{-1}$	$1,26 \cdot 10^{-3}$
Wavelet adaptive filter	$3,48 \cdot 10^{-1}$	$3,48 \cdot 10^{-1}$	$1,08 \cdot 10^{-3}$
Proposed approach	$9,04 \cdot 10^{-2}$	$8,90 \cdot 10^{-2}$	$1,11 \cdot 10^{-4}$

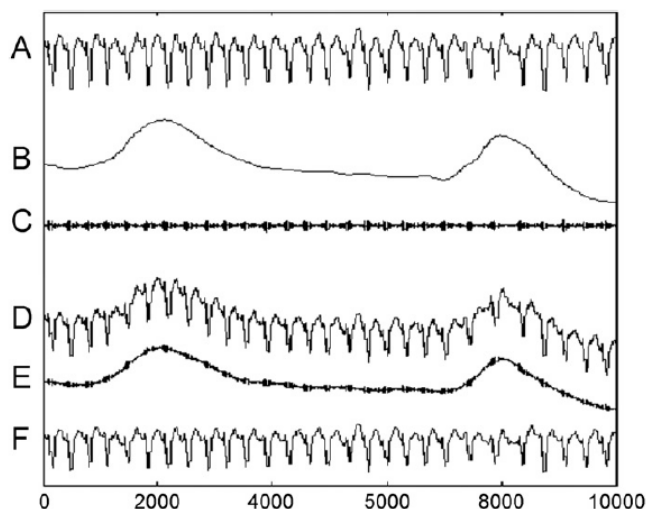
Tabulka 3.2: Chyba odhadu driftu izoliny [60].

Z výše uvedené tabulky je vidět, že navrhovaná metoda dosahovala nejnižších hodnot chyby odhadu driftu izoliny.

3.1.11 Metoda založená na EMD III

Metoda *Empirical mode decomposition based ECG enhancement and QRS detection* (EMDE) [20] je další z řady metod pro odstranění rušení z EKG signálu využívající algoritmus EMD [18]. Konkrétně je zaměřena na potlačení driftu izolinie a odstranění síťového rušení ze signálu. Pohyb izolinie je potlačen selektivní rekonstrukcí IMFs vysoké úrovně. K výběru IMFs je vyvinuta technika, která minimalizuje náklon mezi úseky EKG signálu. Síťové rušení je potlačeno eliminováním IMFs nízké úrovně společně se statistickou korekcí redukovaných špiček.

Zjišťování účinnosti potlačení driftu izolinie a síťového rušení probíhalo na signálech z MIT-BIH Arrhythmia [27] a PTB diagnostic [62] databáze. Testovací signály byly vytvořeny jako kombinace rušení extrahovaného z reálných EKG záznamů jedné databáze a signálů z jiné databáze. Hodnocení metody využívá výkonu signálu a parametru PNR (Percentage Noise Retention) [20, Rov. 14]. Testování probíhalo separátně pro signály s přidaným driftem izolinie, síťovým rušením a nakonec s kombinací těchto rušení. Dosažené hodnoty výkonu a PNR je možné vidět v [20, Tab. 1-3]. Ukázkou filtrovaného signálu je možné vidět na Obr. 3.6.



Obrázek 3.6: A - čistý signál, B - přidaný drift izolinie, C - přidané síťové rušení, D - výsledný zarušený signál, E - extrahované rušení, F - filtrovaný signál [20].

3.2 Kritéria hodnocení metod

Subjektivní hodnocení jednotlivých metod je závislé na 3 kritériích popisujících vlastnosti vybraného algoritmu. Každé z hodnotících kritérií má přiřazen váhový koeficient, který udává důležitost daného kritéria. Mezi kritéria patří:

- Implementační náročnost $R_1[\%]$ s váhou $w_1 = 0,2$.
- Dosahované výsledky $R_2[\%]$ s váhou $w_2 = 0,4$.
- Výpočetní (časová) náročnost $R_3[\%]$ s váhou $w_3 = 0,4$.

Každého kritérium může dosahovat hodnot 0-100 %, kde 100 % je optimální hodnota. Celkové procentuální vyjádření využitelnosti algoritmu pro online nástroj e-ECG je vypočteno podle Rov. 3.6.

$$W = \sum_{i=1}^3 w_i \cdot R_i \quad [\%] \quad (3.6)$$

3.3 Diskuse a zhodnocení

Mezi nejčastěji využívané algoritmy při odstraňování rušení z EKG signálu patří v posledních letech DWT (diskrétní vlnková transformace) a EMD (Empirical Mode Decomposition). Hlavní důvody proč jsou tyto algoritmy využívány jsou jejich rychlost a schopnost reprezentovat signál v časově-frekvenční oblasti. Pohled na signál v této doméně poskytuje další informace o průběhu křivky a tím možnost ochrany užitečné složky signálu před jejím nežádoucím potlačením.

Při hodnocení filtračních metod jsou nejvíce využívány parametry SNR (Signal to Noise Ratio), MSE (Mean Square Error) a RMSE:

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{t=0}^{L-1} h(t)^2}{\sum_{t=0}^{L-1} n(t)^2} \quad (3.7)$$

$$MSE = \frac{\sum_{t=0}^{L-1} (h(t) - \hat{h}(t))^2}{L} \quad (3.8)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}, \quad (3.9)$$

kde $h(t)$ je vstupní signál, $n(t)$ je šum, L je délka signálu a $\hat{h}(t)$ je výstupní filtrovaný signál.

Uvedené algoritmy byly na základě prostudování článků subjektivně ohodnoceny podle kritérií popsanych v sekci 3.2. V závislosti na tomto hodnocení byly metody seřazeny (Tab. 3.3) a 3 metody, které dosáhly nejlepších hodnot parametru W , byly implementovány v prostředí Matlab.

	Metoda		R_1 [%]	R_2 [%]	R_3 [%]	W [%]
1.	FEMG	3.1.8	80	90	85	86
2.	EMDE	3.1.11	85	75	85	81
3.	NLMD	3.1.9	60	80	75	78
4.	SUBT	3.1.3	95	55	80	73
5.	STM	3.1.1	40	75	70	66
6.	EMDWT	3.1.5	60	60	65	62
7.	SEMD	3.1.2	70	45	75	60
8.	Tremor	3.1.6	70	50	55	56
9.	BWR	3.1.10	50	55	50	52
10.	SDD	3.1.4	55	50	40	47

Pokračování na další stránce

Tabulka 3.3 – Pokračování z předchozí stránky

	Metoda		R_1 [%]	R_2 [%]	R_3 [%]	W [%]
11.	NMPL	3.1.7	45	35	50	43

Tabulka 3.3: Hodnocení filtračních metod.

3.4 Rozměření a detekce významných bodů EKG

Tato část práce popisuje vybrané metody pro rozměření EKG signálu společně s jejich subjektivním hodnocením. Na jeho základě jsou dvě vybrané metody implementovány a využity v online nástroji e-ECG. Princip posuzování jednotlivých algoritmů je stejný jako u metod pro vylepšení kvality EKG viz Sek. 3.2. Závisí tedy na (1) implementační náročnosti, (2) dosahovaných výsledcích a (3) výpočetní (časové) náročnosti.

3.4.1 Metoda založená na adaptivním prahování

Metoda *Real-time electrocardiogram P-QRS-T detection–delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates* (RTQS) [63] je založená na derivaci (diferenci) prvního řádu a adaptivním prahování. Slouží k detekci QRS komplexu a vln P a T. Algoritmus je možné rozdělit do tří kroků:

1. Detekce QRS komplexů.
2. Trénovací fáze.
3. Testovací fáze.

(1) S každým novým vzorkem jsou určeny tři příznaky (ALC - Arc length curve; ASC - Area under the slope curve; MSC - Mean slope curve) na základě signálu a jeho první derivace (diference). Dále jsou pomocí adaptivního prahování, pracujícího s extrahovanými příznaky, detekovány QRS komplexy.

(2) V druhém kroku jsou detekovány vlny P a T využitím algoritmu popsaném v [64]. Tato fáze přichází až po uplynutí určité doby nahrávání signálu (v článku 60 vteřin). Všechny nalezené vlny jsou rozděleny do shluků za pomoci prahování korelačního koeficientu [65]. Ke každému shluku je podle [63, Rov. 8 - 9] vytvořena šablona, která nejlépe reprezentuje daný shluk.

(3) Poslední fáze určuje kvalitu nejnovějšího úseku signálu se specifickou délkou (v článku 2 vteřiny). Prahováním počtu lokálních extrémů a parametru AL_L (Arc Length), získaného na základě algoritmu popsaném v [66], je rozhodnuto zda je možné detekované vlny považovat za korektně určené.

Přesnost detekce QRS komplexů byla testována na datech z databází MIT-BIH Arrhythmia [27] a QT [67]. Pro vyčíslení kvality detekce bylo využito parametrů **Se** (senzitivita) [68], **P+** (pozitivní prediktivita) [68], MRT (Mean Response Time) [63, Rov. 13] a RMSE [29]. Přesnost detekce QRS komplexů navrhované metody byla porovnána s algoritmem Pan and Tompkins [69] a dosahovala vyšších hodnot senzitivity a pozitivní prediktivity.

3.4.2 Metoda založená na DWT a neuronové síti

Algoritmus *P-wave detection method in ECG based on multi-feature and wavelet-amplitude threshold* (PWD) [70] je navržen k detekování vlny P a využívá diskrétní vlnkovou transformaci [15] společně s neuronovou sítí [71]. Detekce probíhá ve 3 krocích:

1. Určení intervalu výskytu P vlny.
2. Předběžné určení pozice P vlny.
3. Potvrzení výskytu pozice P vlny.

V prvním kroku je určena zóna P vlny v závislosti na pozici R vlny resp. QRS komplexu. K zjištění pozice R vlny je využit algoritmus [72] a pozice QRS komplexu je určena metodou [73]. Interval možného výskytu P vlny je určen jako $Q_t - 0,25 \cdot RR$ až Q_t , kde Q_t je pozice Q vlny a RR je interval mezi aktuálním a předchozím vrcholem R vlny.

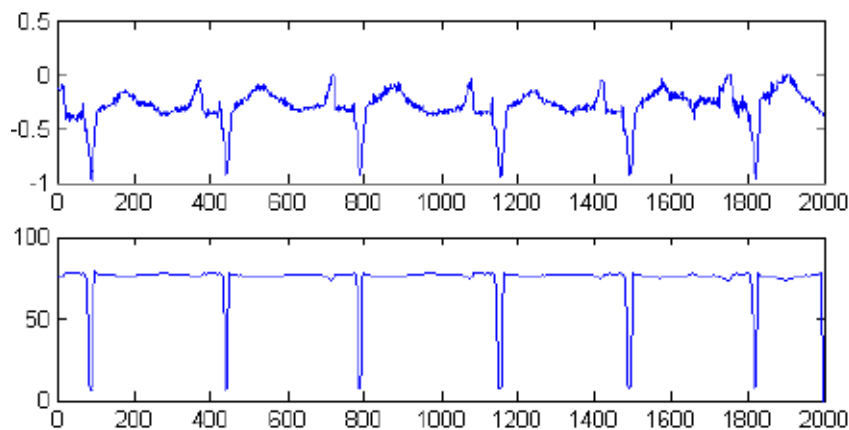
Analýzou koeficientů jednotlivých úrovní diskrétní vlnkové transformace byla hlavní energie vlny P určena mezi 4 a 5 úrovní DWT (použit signál o vzorkovací frekvenci 250 Hz). Následně je v definovaném úseku nalezen kandidát na pozici P vlny pomocí metody Wavelet Transform Modulus Maxima (WTMM) [74].

Pro potvrzení pozice P vlny je využito prahování 3 příznaků (amplituda detekované P vlny, strmost detekované P vlny a modifikovaný sklon [70, Sek. 3.4]) a nebo neuronové sítě rozhodující na základě uvedených příznaků.

Metoda byla testována na QT databázi [67] a dosažené výsledky byly porovnány pomocí celkové přesnosti (ACC) [68] s metodami wavelet thresholding a metodou publikovanou v [75]. Z těchto metod dosahoval navrhovaný algoritmus nejvyšších hodnot parametru ACC tj. největší přesnosti při detekci P vlny.

3.4.3 Metoda založená na korelačním integrálu

Metoda *Robust R-wave detection algorithm in ECG signal* (CIM) [76] je určená k detekci R vlny pomocí výpočtu korelace [77] mezi jednotlivými úseky EKG signálu. V takto získaném vektoru hodnot jsou nalezena lokální minima a jejich pozice reprezentuje pozici R vlny v originálním signálu. Příklad závislosti hodnot korelace a vstupního signálu je vidět na Obr. 3.7.



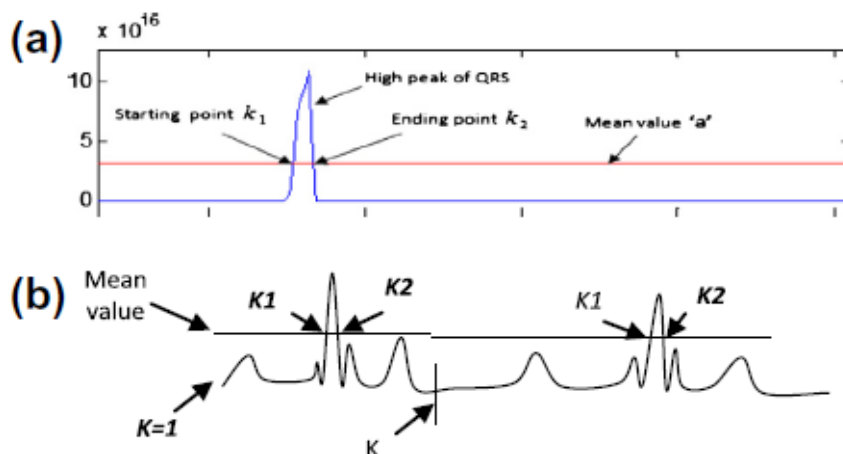
Obrázek 3.7: Horní graf - vstupní EKG signál, dolní graf - korelační integrál [76].

Algoritmus je silně ovlivněn přítomností driftu izoliny v EKG signálu, proto je nutné toto rušení odstranit ještě před zahájením výpočtu korelace. Metoda byla testována na datech z databáze MIT-BIH Arrhythmia [27] a mezi sledované parametry patřila dosažená \mathbf{Se} a $\mathbf{P+}$.

3.4.4 Metoda založená na umocnění signálu

Metoda *Efficient method for the detection of QRS in electrocardiogram* (CDSP) [78] slouží k detekci QRS komplexu resp. jednotlivých vln Q, R a S a je citlivá na drift izoliny. Potlačení tohoto rušení je realizováno mediánovým filtrem [79]. Pro detekci pozice R špičky je využito šesté mocniny vstupního signálu $\mathbf{x}_d[n] = \{\mathbf{x}[n]\}^6$, kde \mathbf{x} je vstupní signál zbavený rušení společně s prahování takto získaného signálu (Obr. 3.8(a)).

Nalezení koncového bodu aktuálního srdečního cyklu viz Obr. 3.8(b) je realizováno pomocí výpočtu směrodatné odchylky segmentu za QRS komplexem. Postup detekce vln se opakuje pro každý srdeční cyklus s adaptací rozhodovací prahu v závislosti na průměru signálu v intervalu $1,5 \cdot f_s$ za koncem předchozího srdečního cyklu.



Obrázek 3.8: (a) Detekce k_1 a k_2 , (b) Určení konce aktuálního cyklu [78].

Metoda byla testována na datech z databázi MIT-BIH Arrhythmia [27], European ST-T (EDB) [80] a QT [67]. K ohodnocení přesnosti detekce bylo použito \mathbf{Se} a $\mathbf{P+}$. Dosažené výsledky byly porovnány s výsledky metod Plesnik [81], Benitez [82] a Li and Tan [83] viz [78, Tab. 10].

3.4.5 Metoda založená na EMD IV

Metoda *QRS detector based on empirical mode decomposition* (EMDBM) [84] využívá k detekci R špičky první 3 resp. 2 až 4 IMFs (viz Sek. 2.2.2) vytvořené pomocí algoritmu EMD [18]. Skupina využitých IMFs je určena podle poměru energie IMF úrovně 1 a vstupního EKG signálu. Je-li tento poměr větší než 5% jsou využity IMFs 1 až 3 v opačném případě IMFs 2 až 4. Tento přístup slouží k potlačení vysokofrekvenčního (VF) rušení, pokud je v EKG signálu obsaženo.

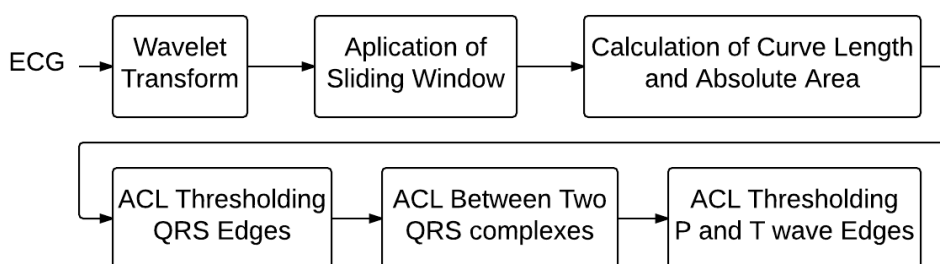
Součet vybraných IMFs je využit jako vstupní signál k detekci R špičky a pomocí detekce všech lokálních maxim a adaptivního prahování jsou nalezeni kandidáti na R vlnu.

K zamezení falešně pozitivních detekcí R vlny je využito toho, že tepová frekvence člověka nepřesáhne 300 tepů za minutu tj. interval RR nemůže být menší než 200 ms. S ohledem na tento fakt jsou odstraněny falešně pozitivní body mezi kterými je vzdálenost méně než 200 ms. Pro potlačení falešně negativních detekcí je využito snížení hodnoty prahu pro detekci R vlny. Tento případ nastane pokud je mezi dvěma detekovanými body interval větší než $1,5 \cdot T$, kde T je průměrná doba RR intervalu v předchozích částech signálu.

Testování metody probíhalo na datech z MIT-BIH Arrhythmia databáze [27] a přesnost metody byla vyjádřena pomocí procentuálního poměru správně detekovaných R vln vůči všem R vlnám v signálu.

3.4.6 Metoda založená na DWT

Metoda *Robust wavelet-based electrocardiogram delineation algorithm* (MLD) [85] je založená na diskrétní vlnkové transformaci a je určena k detekování komplexu QRS a vln P a T. Signál je rozkládán pomocí DWT s impulzními odezvami filtrů definovanými v [85, Rov. 8]. V prvním kroku je po detailních koeficientech úrovně 3 posouváno pohyblivé okno o délce 40 ms až 50 ms. Při každém posunutí je vypočtena absolutní hodnota plochy pod křivkou a vynásobena délkou křivky - parametr Area-Curve Length (ACL). Tento parametr zohledňuje náklon a amplitudu (minimální ACL indikuje malý náklon a amplitudu) signálu v daném segmentu. Prahováním tohoto parametru je získána pozice R špičky a následně i ostatních vln EKG signálu. Blokovaný diagram navrhované metody je možné vidět na Obr. 3.9.



Obrázek 3.9: Blokovaný diagram metody MLD [85].

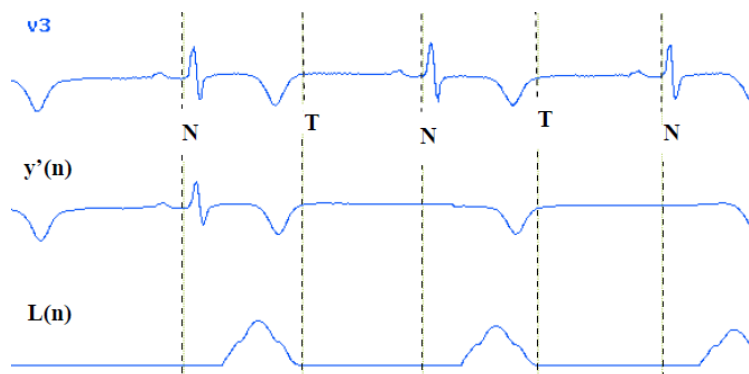
Navrhovaný algoritmus byl testován na databázích, které obsahují data s rozdílnou vzorkovací frekvencí. Mezi využitě databáze patří QT ($f_s = 250Hz$) [67], MIT-BIH Arrhythmia ($f_s = 360Hz$) [27], T-wave Alternans ($f_s = 500Hz$) [86] a European ST-T ($f_s = 250Hz$) [80]. Přesnost algoritmu byla hodnocena pomocí **Se** a **P+**. Dosažené výsledky metody MLD byly porovnány s dalšími algoritmy jak ukazuje [85, Tab. 1-6], přičemž navrhovaná metoda dosahovala nejvyšších hodnot **Se** a **P+**.

3.4.7 Metoda založená na L-transformaci

Algoritmus *QT interval detection algorithm based on ECG curve length transform* (CLT) [87] je určený k detekci QT intervalu v EKG signálu a je možné ho rozdělit do třech kroků:

1. Detekce počátku QRS komplexu.
2. Výběr nejvhodnějšího svodu k detekci T vlny.
3. Detekce koncového bodu T vlny.

K detekci počátku QRS komplexu je využit algoritmus popsáný v [88], který je puštěn na svod II EKG záznamu. V dalším kroku je vybrán nejlepší svod pro detekci T vlny na základě maximální amplitudy signálu získaného pomocí L-transformace [87, Rov. 3]. Posledním krokem je detekce konce T vlny a skládá se ze 4 částí: (1) vstupní signál je filtrován filtrem typu dolní propust (se zlomovou frekvencí 16 Hz) (2) odstranění části signálu obsahující vlny P a QRS komplexy (3) aplikace zpětné L-transformace (4) detekce pozice konce T vlny viz Obr. 3.10.

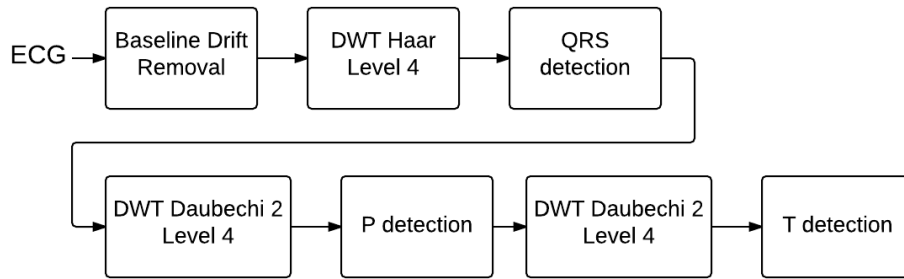


Obrázek 3.10: Detekce T vlny: $v3$ - vstupní signál, $y'(n)$ - filtrovaný signál, $L(n)$ - signál získaný zpětnou L-transformací

Metoda byla testována na záznamech z PTB Diagnostic ECG Database [62] a dosažené výsledky byly reprezentovány pomocí skóre, které závisí na rozdílu mezi referenčními QT intervaly a detekovanými QT intervaly.

3.4.8 Metoda založená na DWT II

Navrhovaná metoda *Detection of P, QRS, and T components of ECG using wavelet transformation* (CDWT) [89] slouží k detekci všech pěti vln v EKG signálu (P, Q, R, S a T). Při předzpracování signálu je nutné potlačení vysokofrekvenčního (VF) rušení a driftu izoliny. K detekci QRS komplexu je využita vlnková transformace s mateřskou vlnkou typu Harr, konkrétně detailní koeficienty úrovně 4. Tyto koeficienty jsou umocněny a prahovány k určení přibližné polohy QRS komplexu. Následně je tato poloha mapována do původního signálu, kde je určena přesná poloha QRS komplexu. Detekce vln P a T je založená na stejném principu pouze je využita DWT s mateřskou vlnkou DB2. Blokový diagram metody CDWT je vidět na Obr. 3.11. Testování metody probíhalo na 53 záznamech z neveřejné Lower Body Negative Pressure (LBNP) databáze. Na testovacích datech dosahovala metoda vysoké přesnosti detekce jednotlivých vln viz [89, Tab. II, III a IV].



Obrázek 3.11: Blokový diagram metody CDWT [89].

3.4.9 Metoda založená na DWT III

Metoda *Wavelet-based ECG delineator* (WBD) [90] využívá k rozměření EKG signálu diskretní vlnkovou transformaci (impulzní odezva FIR filtrů uvedena v [90, Rov. 7]) a nevyžaduje předchozí filtrování EKG signálu. K určení počátku a konce QRS komplexu je využit algoritmus Li-Zheng [91], který je založený na prahování v DWT doméně. K detekci T vlny je využito prahování lokálních maxim nalezených v okně (DWT úrovně 4 - 5) definovaném za každým QRS komplexem. Postup určení pozice P vlny je stejný s tím rozdílem, že prohledávané okno se nachází před každým QRS komplexem.

Testování metody probíhalo na databázích MIT-BIH Arrhythmia [27], QT Database [67], European ST-T Database [80] a CSE Database [92]. Výsledky dosažené metodou WBD byly porovnány s vybranými algoritmy testovanými na odpovídající databázi viz [90, Tab. 2-6].

3.4.10 Metoda založená na DWT IV

Algoritmus *QRS detection based on wavelet coefficients* (DWC) [93] je určen k detekci R vln na základě koeficientů vlnkové transformace úrovně 4 a 5 s mateřskou vlnkou Haar. Za pomoci prahování, založeném na postupu uvedeném v [94], jsou nalezeni kandidáti na R vlnu. Je-li doba mezi jednotlivými kandidáty menší než 200 ms jedná se o falešně pozitivní detekci a poslední nalezený bod není brán v úvahu. V případě, že doba mezi poslední nalezenou R špičkou a aktuálně testovaným vzorkem je větší než $1,5 \cdot RR$ (RR je doba mezi posledními dvěma R vlnami) je aplikováno zpětné prohledávání daného intervalu se sníženou hodnotou rozhodovacího prahu.

Metoda byla testovaná na datech z MIT-BIH Arrhythmia databáze [27] a dosažené výsledky byly reprezentovány pomocí senzitivity, pozitivní prediktivity a procentuálně vyjádřené chyby. Průměrné výsledky, kterých dosáhla navrhovaná metoda na uvedené databázi jsou $Se = 99,64\%$, $P+ = 99,82\%$ a $Er = 0,54\%$ [93, Tab. 3].

3.5 Diskuse a zhodnocení

Výše popsáné metody poskytují náhled do algoritmů publikovaných v posledních letech určených k rozměření EKG signálu.

Nejvíce užívanou metodou při detekci jednotlivých vln v signálu je DWT (diskretní vlnková transformace) ve spojení s adaptivním prahováním. Výhodou tohoto

přístupu je možnost separátní detekce pro jednotlivé vlny EKG signálu v závislosti na jejich frekvenčním spektru. Mezi další možné přístupy patří extrakce příznaků zohledňující náklon (strmost) a amplitudu signálu. Tento přístup vychází opět ze znalosti vlastností jednotlivých vln EKG signálu. Ve většině případů je s největší přesností detekována R špička, a proto bývá výchozím bodem pro detekci ostatních vln.

Přesnost metod pro rozměření je téměř ve všech případech hodnocena pomocí senzitivity, pozitivní prediktivity a procentuálního vyjádření chyby:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.10)$$

$$P+ = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.11)$$

$$Er = \frac{FN + FP}{TB} \cdot 100 \%, \quad (3.12)$$

kde TP jsou správně detekované vlny (True Positive), FN jsou nedetekované vlny (False Negative), FP jsou nesprávně detekované vlny (False Positive) a TB je celkový počet referenčních vln (Total Beats).

Uvedené algoritmy byly na základě prostudování článků subjektivně ohodnoceny podle kritérií popsaných v sekci 3.2. V závislosti na tomto hodnocení byly metody seřazeny (Tab. 3.4). Dvě metody, které umožňovaly detekci QRS komplexu a zároveň dosáhly nejlepších hodnot parametru W , byly implementovány v prostředí Matlab.

	Metoda		R_1 [%]	R_2 [%]	R_3 [%]	W [%]
1.	CDSP	3.4.4	85	80	70	77
2.	CDWT	3.4.8	75	80	70	75
3.	CIM	3.4.3	85	65	70	71
4.	DWC	3.4.10	70	70	65	68
5.	EMDBM	3.4.5	65	60	75	67
6.	WBD	3.4.9	65	70	65	67
7.	RTQS	3.4.1	60	70	55	62
8.	MLD	3.4.6	50	65	60	60
9.	CLT	3.4.7	55	60	60	59
10.	PWD	3.4.2	55	65	45	55

Tabulka 3.4: Hodnocení metod pro rozměření.

Kapitola 4

Implementace

Tato kapitola detailně popisuje strukturu a výpočetní postup metod vybraných k implementaci v prostředí Matlab. Mezi vybrané metody pro filtraci patří *Filtering of EMG* (FEMG 3.1.8), *Empirical Mode Decomposition Enhancement* (EMDE 3.1.11) a *NonLocal Means Denoising* (NLMD 3.1.9) viz Tab. 3.3 a pro rozměření *Components Detection using Sixth Power* (CDSP 3.4.4) a *Components Detection using Wavelet Transformation* (CDWT 3.4.8) viz Tab. 3.4.

4.1 Filtrace

4.1.1 Metoda FEMG

Metoda FEMG [55] uvedená v Sek. 3.1.8 je určena k potlačení EMG rušení v EKG signálu a je možné ji popsat v několika krocích:

1. Předzpracování.

Filtrace síťového rušení je realizována pásmovou zádrží (bikvádový filtr) druhého řádu s koeficienty b a a :

$$b = [1, -2 \cdot \cos(\frac{2 \cdot \pi \cdot 50}{f_s}), 1] \quad (4.1)$$

$$a = [1, -2 \cdot 0,98 \cdot \cos(\frac{2 \cdot \pi \cdot 50}{f_s}), 0,9604], \quad (4.2)$$

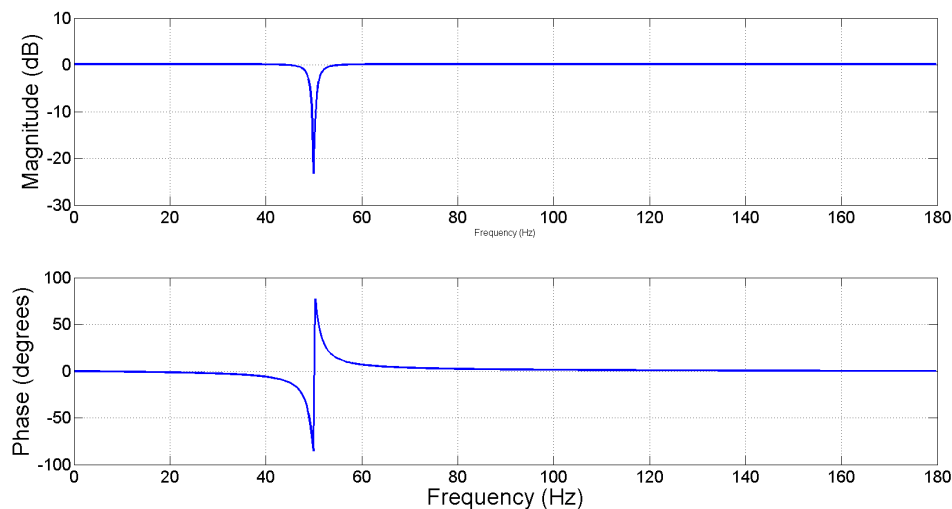
kde f_s je vzorkovací frekvence signálu. Amplitudovou a fázovou frekvenční charakteristiku tohoto filtru je možné vidět na Obr. 4.1.

2. Hodnocení strmosti signálu.

Strmost signálu je určena ve dvou po sobě jdoucích 10 ms úsecích a reprezentuje ji pole hodnot $Wings$.

$$Wings[i] = -abs((S[i] - S[i - nc])(S[i] - S[i + nc])), \quad (4.3)$$

kde $S[i]$ je i -tý vzorek signálu a nc je počet vzorků odpovídající 10 ms. Například pro vzorkovací frekvenci 400 Hz se $nc = 4$. Závislost proměnné $Wings$ na tvaru vstupního signálu je vidět na Obr. 4.2.



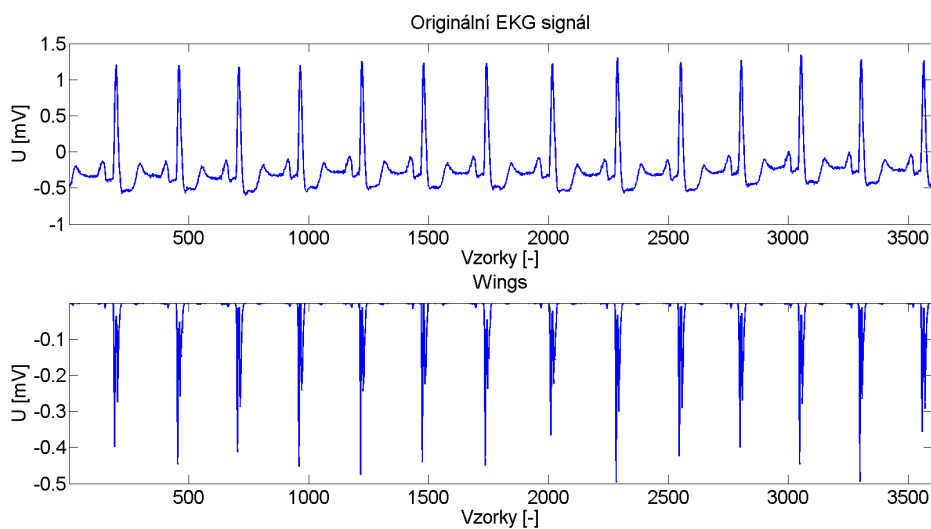
Obrázek 4.1: Amplitudová (horní graf) a fázová (dolní graf) frekvenční charakteristika bikvad filtru.

3. Délka segmentu.

Délka aproximovaného segmentu je určena v závislosti na hodnotách $Wings$:

$$n[i] = n_{min} + (n_{max} - n_{min}) \frac{Wings[i] - Wings_{min}}{Wings_{max} - Wings_{min}}, \quad (4.4)$$

kde $n_{min} = 1$ a $n_{max} = \text{round}(\frac{f_s}{400}) \cdot 15$. Na Obr. 4.3 je vidět závislost délky aproximovaného segmentu na vstupním signálu.



Obrázek 4.2: Závislost funkce $Wings$ na vstupních datech.

4. Aproximace.

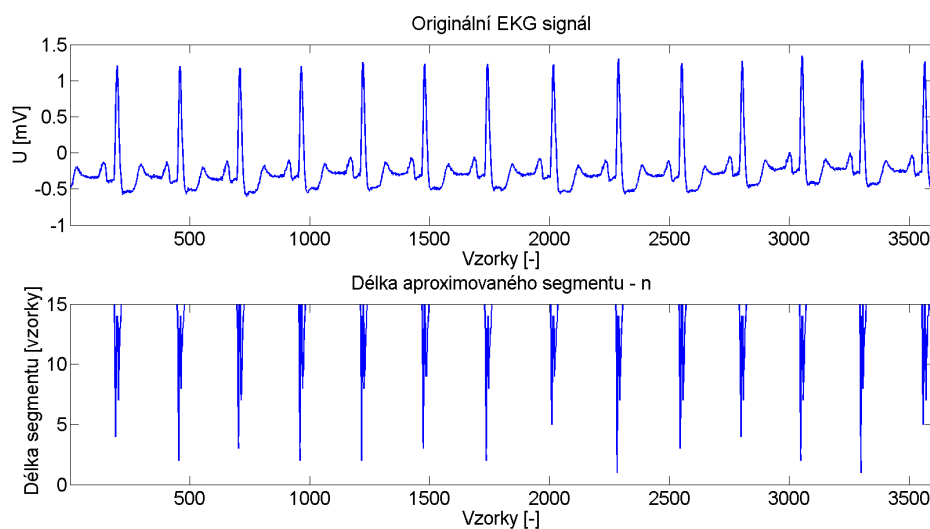
Aproximovaný signál je vypočten:

$$Y_i = \frac{1}{N} \sum_{j=-n}^{j=n} C_j X_{i+j}, \quad (4.5)$$

$$C_j = 3n^2 + 3n - 1 - 5j^2 \quad (4.6)$$

$$N = \frac{(2n+1)(4n^2+4n-3)}{3} \quad (4.7)$$

kde Y je výsledný signál zbavený rušení, X je signál před vyhlazením, N je normalizační koeficient, n je délka aproximovaného intervalu a C_j je váha aproximačního koeficientu viz Rov. 4.6.



Obrázek 4.3: Závislost délky aproximovaného segmentu na vstupních datech.

4.1.2 Metoda EMDE

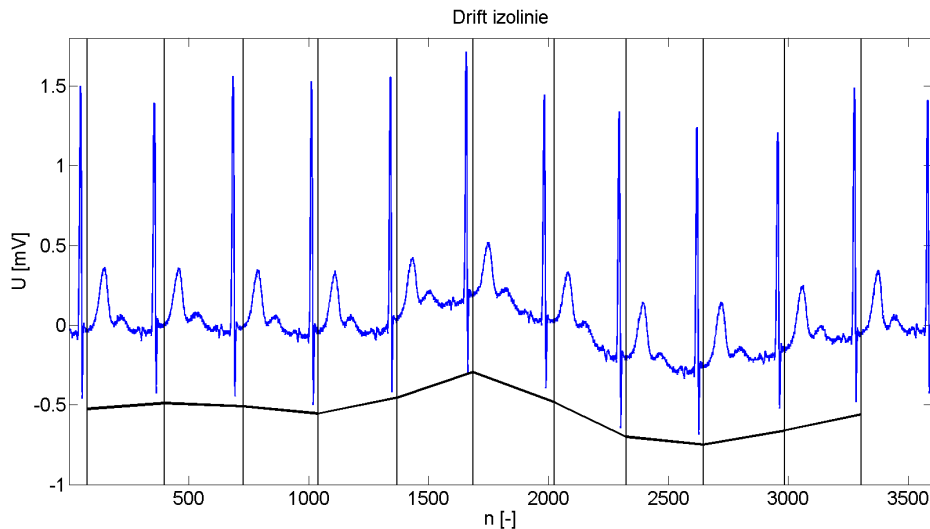
Algoritmus EMDE [20] potlačuje pohyb izolinie a síťové rušení v EKG signálu. Odstranění těchto rušení je založeno na metodě EMD [18]. V rámci této práce byl převzat kód realizující algoritmus EMD uveřejněný na [95].

Korekce pohybu izolinie

Jak je uvedeno v Sek. 2.2.2 algoritmus EMD rozkládá signál na IMFs. Pohyb izolinie je obsažen v několika IMFs vysoké úrovně a právě toho metoda EMDE využívá.

Signál bez driftu izolinie je získán částečnou rekonstrukcí IMFs. Počet resp. úrovně odstraněných IMFs jsou určeny pomocí techniky minimalizující náklon mezi malými segmenty signálu.

Přesná délka segmentu není definována, a tak byla zvolena délka segmentu identická s dobou RR intervalu. Mezi jednotlivými segmenty jsou nalezeny odpovídající si body (body na ST segmentu), které jsou spojeny viz Obr. 4.4.



Obrázek 4.4: EKG signál s driftem izolinie (modře), náklon mezi segmenty (černě).

Následně je vypočtena absolutní hodnota náklonu mezi nimi a intenzita driftu izolinie je reprezentována jejich průměrnou hodnotou. Je-li intenzita driftu izolinie větší než definovaný práh TH_N , tak je odstraněna IMF nejvyšší úrovně a proces se opakuje. Jednotlivé kroky jsou realizovány následovně:

1. Detekce R vlny.

Detekované R vlny slouží jako výchozí body pro nalezení odpovídajících bodů, které jsou hledány v každém segmentu. K tomuto účelu byl využit kód zveřejněný na [96], který poskytuje detekci R špičky pomocí Pan Tompkins algoritmu [69].

2. Detekce korespondujících bodů.

Za každou R vlnou je prohledáván úsek o velikosti $1/3$ velikosti aktuálního RR intervalu pomocí pohyblivého okna o délce 80 ms s překrýváním 50%. V případě, že $1/3$ RR intervalu je menší než 80 ms je délka pohyblivého okna zkrácena na 40 ms. Při každém posunutí pohyblivého okna je vypočtena hodnota směrodatné odchylky daného okna v signálu. Z těchto hodnot je vybrána nejmenší z nich a prostřední vzorek odpovídajícího okna je považován za hledaný bod ležící na ST segmentu.

3. Průměrná hodnota náklonu.

Průměrná hodnota náklonu vzhledem k časové ose je vypočítána:

$$globalSlope = \frac{\sum_{i=1}^{K-1} abs \left(\arctan \left(\frac{y^{(i+1)} - y^{(i)}}{t^{(i+1)} - t^{(i)}} / f_s \right) \right) \cdot 180^\circ}{\pi} \cdot \frac{1}{K-1}, \quad (4.8)$$

kde t jsou časové značky a y amplitudové hodnoty korespondujících bodů, f_s je vzorkovací frekvence a K je počet odpovídajících bodů.

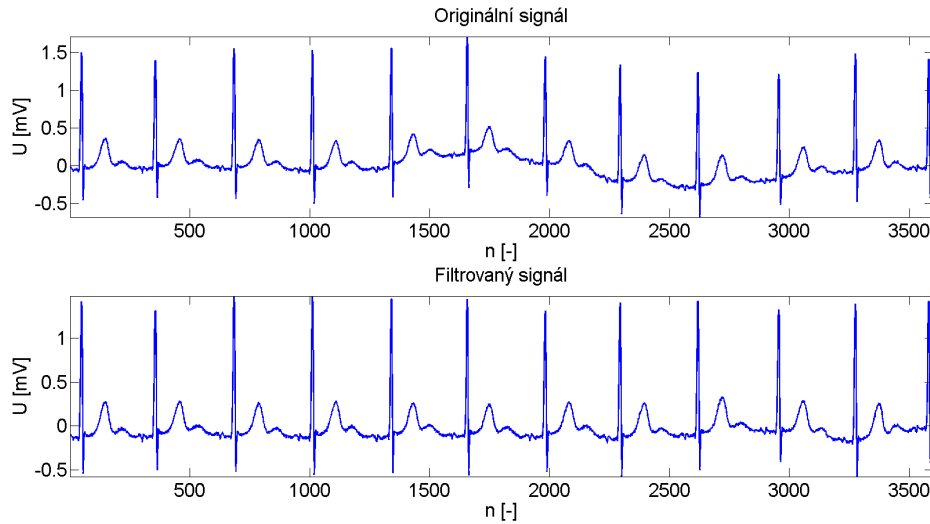
4. Částečná rekonstrukce.

Je-li hodnota proměnné *globalSlope* větší než stanovený práh $TH_N = 2^\circ$, pak je odstraněna IMF nejvyšší úrovně a signál je rekonstruován podle rovnice:

$$X_d(i) = \sum_{j=1}^P c_j(i), \quad (4.9)$$

kde c_j značí IMF úrovně j , P je počet rekonstruovaných IMFs a i je celé kladné číslo z intervalu $\langle 1, N \rangle$, kde N je počet vzorků signálu.

Dále se opakuje bod 3. Částečnou rekonstrukcí dochází k potlačení pohybu izolinie do doby, než je hodnota proměnné *globalSlope* menší než práh nebo počet odstraněných IMFs dosáhl 1/4 jejich celkového počtu. V případě, že je hodnota menší než stanovený práh v prvním běhu nevyskytuje se v signálu drift izolinie a není nutná částečná rekonstrukce signálu. Příklad potlačení driftu izolinie pomocí metody EMDE je možné vidět na Obr. 4.5.



Obrázek 4.5: Potlačení driftu izolinie metodou EMDE.

Potlačení síťového rušení

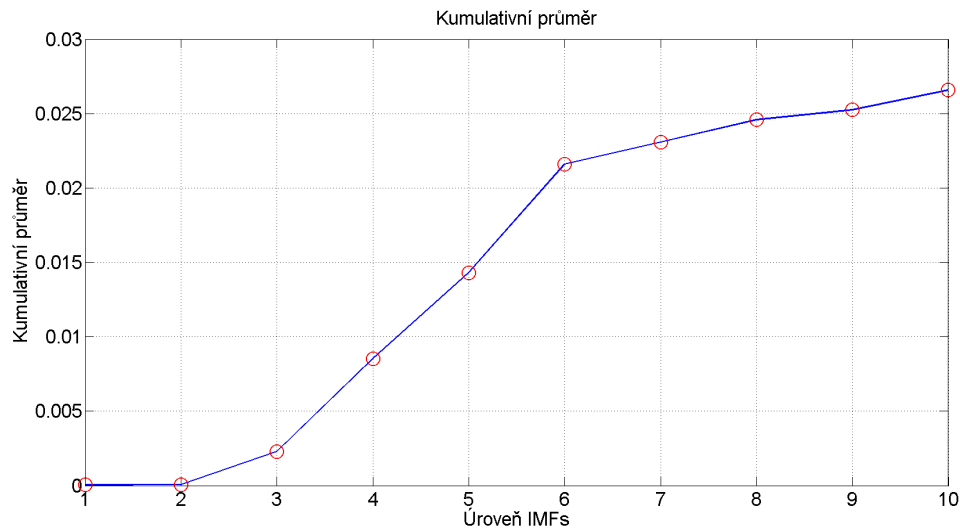
Algoritmus EMDE při potlačování síťového rušení využívá skutečnosti, že IMFs nízké úrovně obsahují vysokofrekvenční komponenty signálu. Částečnou rekonstrukcí IMFs dochází k potlačení tohoto rušení, ale zároveň k redukci špiček v signálu. Zachování užitečné složky signálu je realizováno pomocí statistické korekce špiček. Jednotlivé kroky postupu při potlačování síťového rušení jsou popsány níže.

1. Úrovně odstraněných IMFs.

Počet (úrovně) odstraněných IMFs je závislý na prahování kumulativního průměru všech IMFs. Kumulativní průměr je vypočten:

$$A(k) = \sum_{j=1}^k abs \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_j(i) \right), \quad (4.10)$$

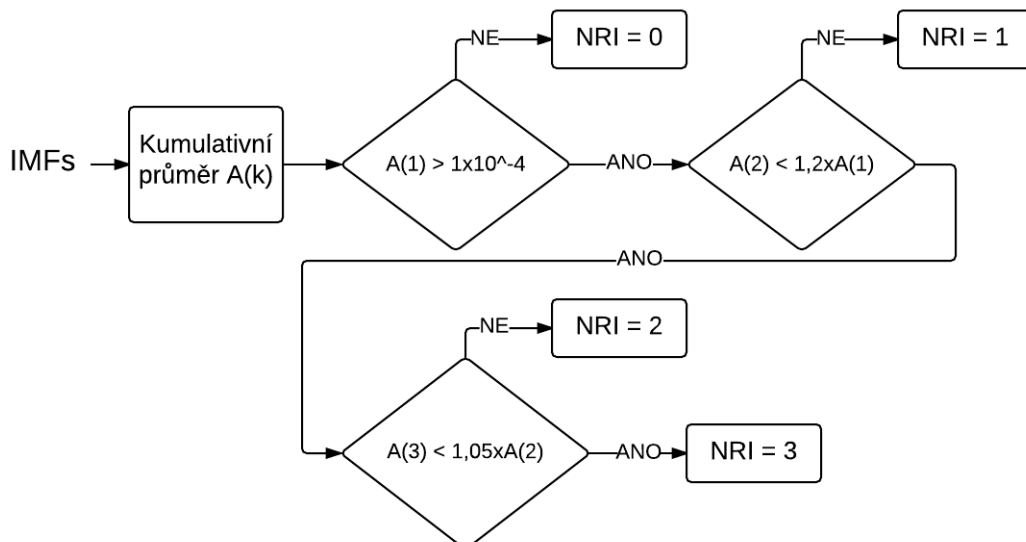
kde k je celé číslo z intervalu $\langle 1, P \rangle$, P je počet IMFs, N je počet vzorků a c_j značí IMF úroveň j . Ukázkou závislosti kumulativního průměru na úrovni IMFs je možné vidět na Obr. 4.6.



Obrázek 4.6: Závislost kumulativního průměru na úrovni IMFs.

2. Prahování.

Prahování kumulativního průměru se řídí podle pravidel uvedených ve vývojovém diagramu na Obr. 4.7, kde NRI značí počet odstraněných IMFs nízké úrovně např. $NRI = 2$ značí, že budou odstraněny IMF úrovně 1 a 2. Maximální počet odstraněných IMFs v případě výrazného VF rušení je 3.



Obrázek 4.7: Vývojový diagram.

3. Rekonstrukce signálu a korekce špiček.

Signál zbařený rušení je rekonstruován podle:

$$X_d(i) = \sum_{j=NRI+1}^P c_j(i), \quad (4.11)$$

kde c_j značí IMF úrovně j , P je počet IMFs a i je celé kladné číslo z intervalu $< 1, N >$, kde N je počet vzorků signálu a NRI je počet odstraněných IMFs.

Korekce potlačených špiček je založená na částečné rekonstrukci odstraněných IMFs. Tyto IMFs jsou rekonstruovány následovně:

$$X_n(i) = \sum_{j=1}^{NRI} c_j(i) \quad (4.12)$$

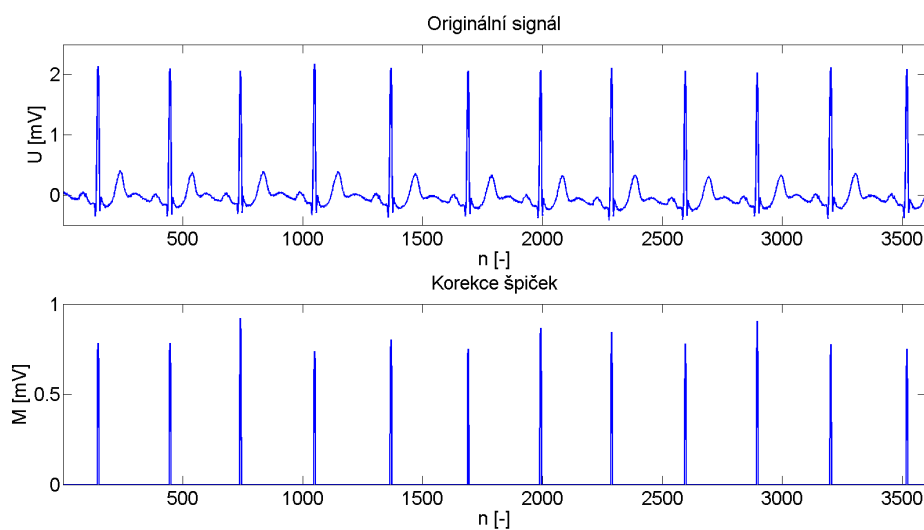
Hodnoty X_n přesahující práh M_{th} jsou s koeficientem $M_k = 0,8$ přičteny k odrušenému signálu X_d :

$$M_{th} = 0,5 \cdot \max(X_n) \quad (4.13)$$

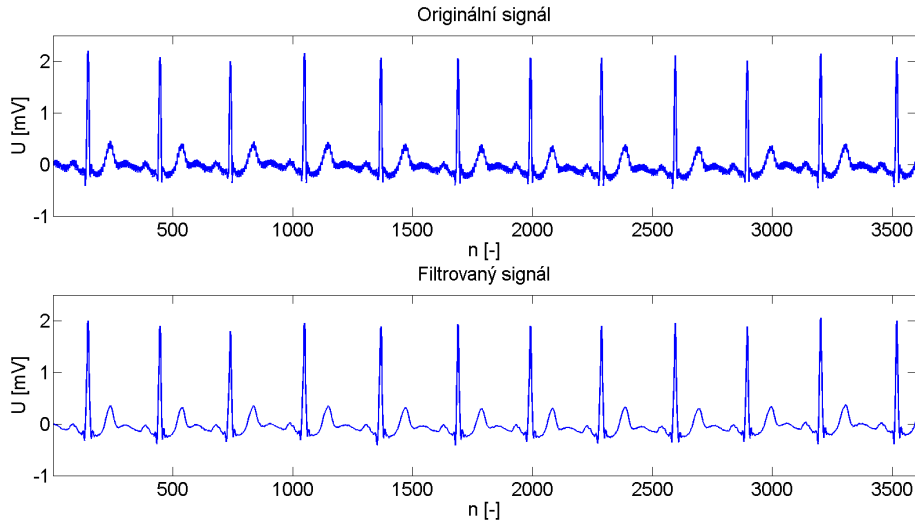
$$M(i) = \begin{cases} X_n(i) \cdot M_k, & X_n > M_{th} \\ 0, & X_n \leq M_{th}. \end{cases} \quad (4.14)$$

$$X_r = X_d + M, \quad (4.15)$$

kde X_r je výsledný signál zbařený síťového rušení. Ukázka závislosti amplitudy špiček M na vstupním signálu je vidět na Obr. 4.8 a výsledný signál s potlačeným síťovým rušením je na Obr. 4.9.



Obrázek 4.8: Originální signál (horní graf), korekce špiček M (dolní graf).



Obrázek 4.9: Originální signál (horní graf), filtrovaný signál (dolní graf).

4.1.3 Metoda NLMD

Hodnoty parametrů algoritmu NLM [58] P a M byly pro EKG signál nastaveny podle článku [57] na $P = \text{round}(0,0278 \cdot f_s)$ a $M = 4 \cdot f_s$. Vyhlažovací parametr λ je nastaven na $\lambda = 0,5 \cdot \sigma$, kde σ je směrodatná odchylka vstupního signálu. Během výpočtu je zapotřebí pracovat s body mimo rozsah vstupních dat. V těchto případech je využito symetrického rozšíření signálu viz Obr. 4.10. Proměnné Z (normalizační koeficient) a u jsou inicializovány na 0. Samotný výpočet odrušeného signálu probíhá v cyklu, pro posunutí $d \in \langle -M, M \rangle$, popsáném body 1 až 3:

1. Diskrétní integrace.

Výpočet vektoru diskrétní integrace S_d je realizován jako:

$$S_d(p) = \sum_{k=1}^p (v(k) - v(k+d))^2, \quad (4.16)$$

kde v je vstupní signál, d je posunutí, $p \in \langle 1, N \rangle$ a N je počet vzorků vstupního signálu.

2. Výpočet vah.

Váhy $w(s)$ jsou vypočteny pro každý bod $s \in \langle 1, N \rangle$.

$$w(s) = e^{\frac{-(S_d(s+P) - S_d(s-P))}{2 \cdot \lambda^2}}, \quad (4.17)$$

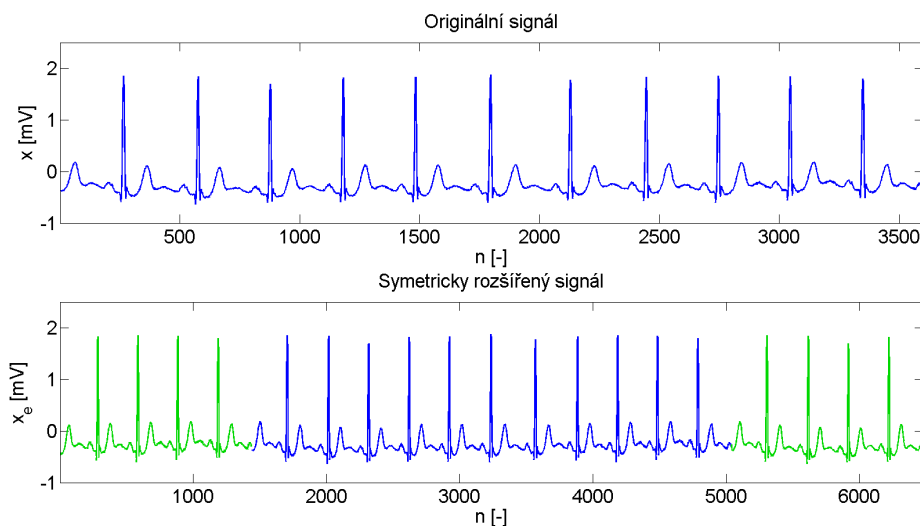
3. Částečná rekonstrukce a kumulace vah.

Částečně rekonstruovaný signál u je získán:

$$u = u + w \cdot v(M+d+1 : M+d+1+N) \quad (4.18)$$

A váhy vypočtené v předchozím kroku jsou kumulovány v proměnné Z :

$$Z = Z + w \quad (4.19)$$



Obrázek 4.10: Originální signál (horní graf), symetricky rozšířený signál (dolní graf).

Po skončení cyklu probíhajícího v krocích 1. až 3. je výsledný signál \hat{u} získán:

$$\hat{u} = \frac{u}{Z} \quad (4.20)$$

4.2 Rozměření

4.2.1 Metoda CDSP

Algoritmus CDSP [78] slouží k detekci QRS komplexu a využívá adaptivního prahování umocněného vstupního signálu. Skládá se z následujících kroků.

1. Předzpracování.

Vstupní signál $y[n]$ o N vzorcích je zbaven driftu izolinie pomocí dvouступňového mediánového filtru s velikostmi oken $f_s/2$ a f_s .

(a) První stupeň mediánové filtrace.

Výstupem prvního stupně mediánové filtrace je signál $x_{m1}[n]$ o délce N .

- i. Pro vzorky 1 až $f_s/4$ vstupního signálu $y[n]$ je použito okno s proměnnou délkou od $f_s/4$ do $f_s/2$.
- ii. Pro vzorky $f_s/4 + 1$ až $N - f_s/4$ vstupního signálu $y[n]$ je použito okno s délkou $f_s/2$.
- iii. Pro zbylé vzorky je použito okno s proměnnou délkou od $f_s/2$ do $f_s/4$.

(b) Druhý stupeň mediánové filtrace.

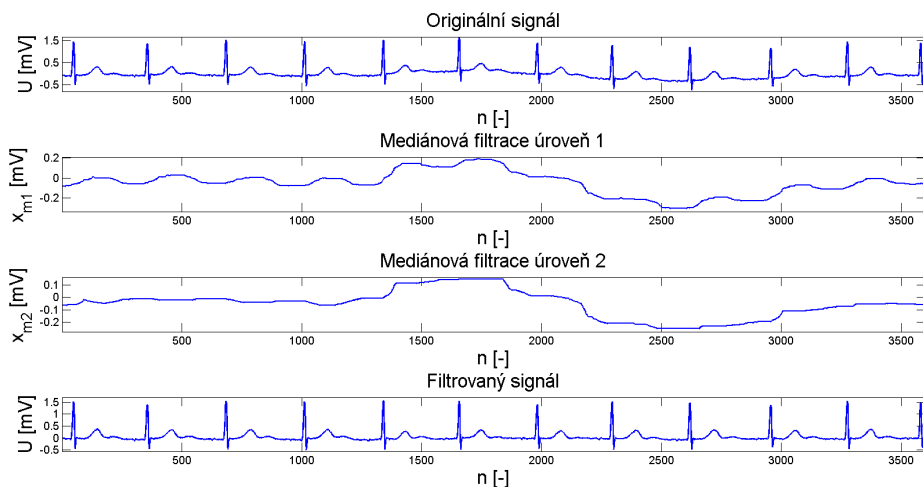
Vstupem do druhého stupně mediánové filtrace je signál $x_{m1}[n]$ a výstupem $x_{m2}[n]$.

- i. Pro vzorky 1 až $f_s/2$ signálu $x_{m1}[n]$ je použito okno s proměnnou délkou od $f_s/2$ do f_s .
- ii. Pro vzorky $f_s/2 + 1$ až $N - f_s/2$ signálu $x_{m1}[n]$ je použito okno s délkou f_s .
- iii. Pro zbylé vzorky je použito okno s proměnnou délkou od f_s do $f_s/2$.

Filtrovaný signál je získán odečtením signálu $x_{m2}[n]$ od vstupních dat $y[n]$:

$$x_f[n] = y[n] - x_{m2}[n] \quad (4.21)$$

Ukázka odstranění driftu izoliniie pomocí dvoustupňové mediánové filtrace je na Obr. 4.11.



Obrázek 4.11: Mediánová filtrace.

2. Umocnění signálu.

Filtrovaný signál je umocněn:

$$x_d[n] = \{x_f[n]\}^6 \quad (4.22)$$

3. Určení rozhodovacího prahu.

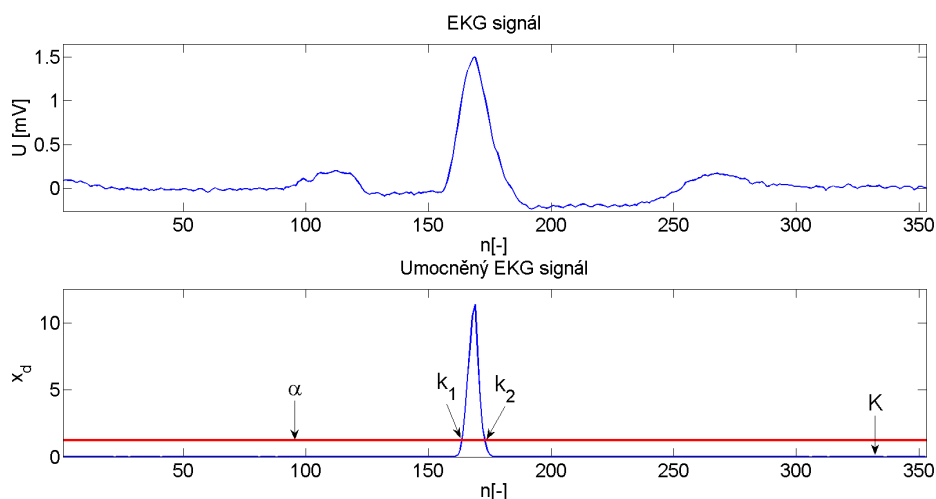
Rozhodovací práh α je pro první QRS komplex určen jako průměr hodnot signálu $x_d[1 : 2 \cdot f_s]$.

4. Definování velikosti okna.

Velikost okna, které určuje interval výskytu R vlny, je dána body k_1 a k_2 . Bod k_1 je první bod větší než práh α v signálu $x_d[n]$ a bod k_2 je následující bod, který je menší než α viz Obr. 4.12.

5. Určení konce srdečního cyklu.

Konec srdečního cyklu je označován bodem K a je hledán pomocí směrodatné odchylky v intervalu od k_2 do $k_2 + f_s/2$ signálu $x_d[n]$. Pro prvních 8 vzorků vybraného intervalu je vypočtena směrodatná odchylka v okně o proměnné



Obrázek 4.12: Detekce intervalu R vlny a koncového bodu srdečního cyklu.

délce od 8 do 16 vzorků a pro posledních 8 vzorků je délka okna proměnná od 16 do 8 vzorků. Jinde je délka okna stanovena na 16 vzorků. Koncový bod srdečního cyklu K je bod s nejmenší hodnotou směrodatné odchylky.

6. Detekce QRS komplexu.

Detekování QRS komplexu probíhá v intervalu od k_1 do k_2 signálu $x_f[n]$. V tomto intervalu je nalezen bod s největší absolutní hodnotou. Je-li tato hodnota kladná jedná se o R vlnu v opačném případě se jedná o S vlnu.

(a) Nalezena R vlna.

- i. Q vlna - první minimum v intervalu 60 ms před R vlnou.
- ii. S vlna - první minimum v intervalu 60 ms za R vlnou.

(b) Nalezena S vlna.

- i. R vlna - první maximum v intervalu 80 ms před S vlnou.
- ii. Q vlna - první minimum v intervalu 60 ms před R vlnou.

7. Adaptace rozhodovacího prahu.

Nová hodnota rozhodovacího prahu je vypočtena:

$$\alpha = \text{mean}(x_d[K : K + 1,5 \cdot f_s]) \quad (4.23)$$

8. Pro každý další srdeční cyklus se postup opakuje od bodu 4.

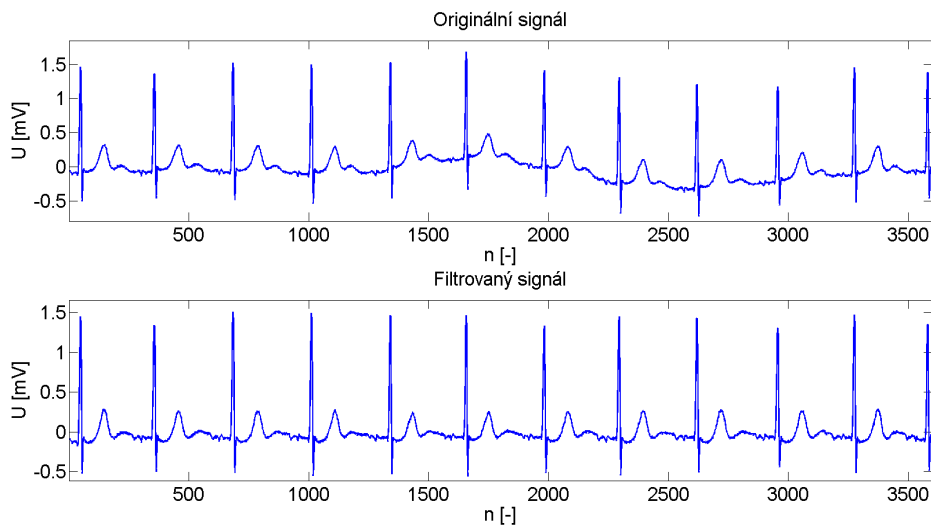
4.2.2 Metoda CDWT

Metoda CDWT [89] slouží k detekování QRS komplexu a vln P a T. Využívá vlnkovou transformaci a skládá se z následujících kroků:

1. Předzpracování.

Odstranění driftu izolínie je realizováno odečtením odpovídajícího bodu na

přímce (získané pomocí lineární regrese), která prokládá vzorky uvnitř okna o velikosti 50 % vzorkovací frekvence, od vzorku vstupního signálu (Obr. 4.13). U krajních bodů bylo použito symetrické rozšíření vstupních dat.



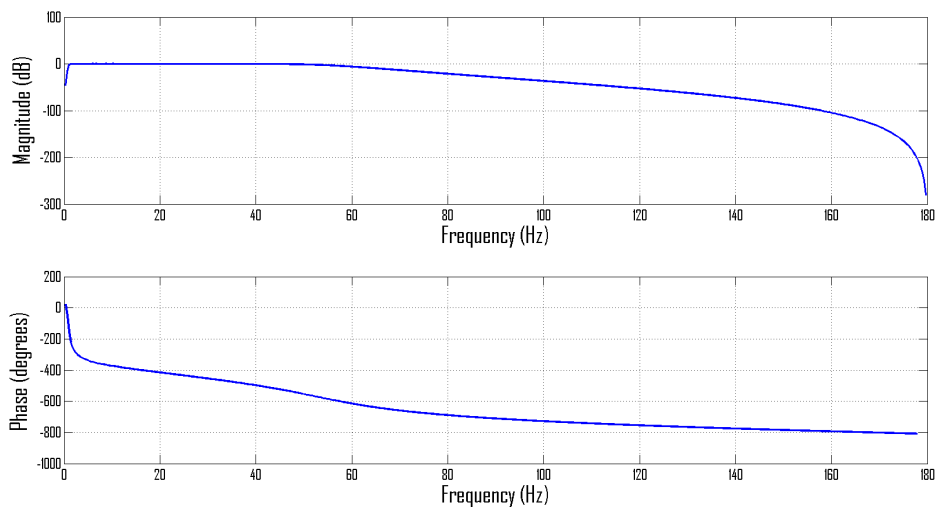
Obrázek 4.13: Potlačení driftu izoliny.

Signál zbavený driftu izoliny je filtrován IIR filtrem typu pásmová propust s mezními frekvencemi 1 Hz a 55 Hz (řád 10). Koeficienty navrženého filtru jsou:

$$b = [0,0069 \ 0 \ -0,0347 \ 0 \ 0,0693 \ 0 \ -0,0693 \ 0 \ 0,0347 \ 0 \ -0,0069]$$

$$a = [1 \ -6,9128 \ 21,5343 \ -40,0413 \ 49,4773 \ -42,5972 \ 25,8995 \\ -10,9712 \ 3,0970 \ -0,5264 \ 0,0407]$$

Amplitudová a fázová frekvenční charakteristika je vidět na Obr. 4.14.



Obrázek 4.14: Amplitudová a fázová frekvenční charakteristika.

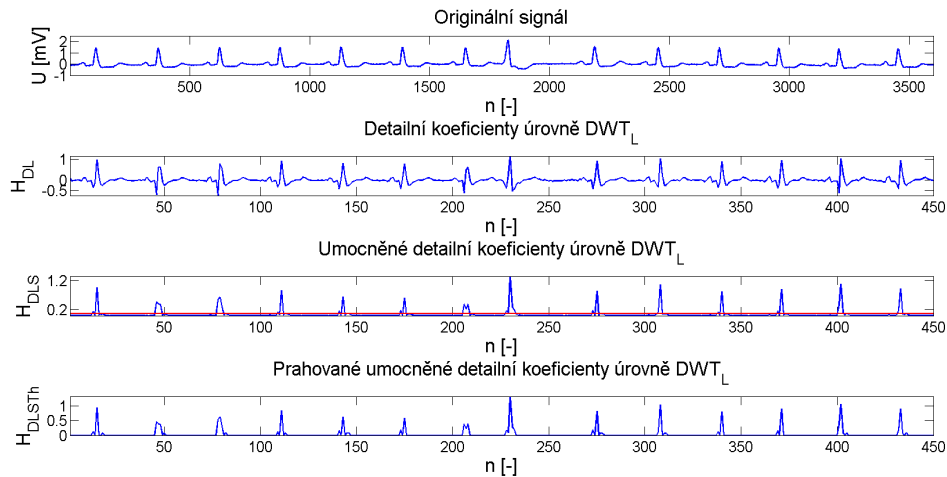
2. Detekce QRS komplexu.

K detekci R vlny jsou využity detailní koeficienty vlnkové transformace úrovně DWT_L s mateřskou vlnkou typu Haar (H_{DL}). Úroveň použitých detailních koeficientů je závislá na vzorkovací frekvenci vstupního signálu. V článku [89] byla pro vzorkovací frekvenci 500 Hz zvolena úroveň 4 (frekvence 15,625 Hz až 31,250 Hz), a proto jsou k dalšímu zpracování využity detailní koeficienty, jejichž frekvenční spektrum se s těmito hodnotami nejvíce překrývá (úroveň DWT_L). Získané detailní koeficienty jsou umocněny a prahovány:

$$H_{DLS} = H_{DL}^2 \quad (4.24)$$

$$H_{DLSTh} = \begin{cases} H_{DLS}, & H_{DLS} > \alpha \\ 0, & H_{DLS} \leq \alpha \end{cases} \quad (4.25)$$

Hodnota prahu je definována jako $\alpha = 0,05 \cdot \sigma$, kde σ je směrodatná odchylka koeficientů H_{DL} . Umocnění a prahování detailních koeficientů úrovně DWT_L je vidět na Obr. 4.15.



Obrázek 4.15: Prahování detailních koeficientů.

Lokální maxima L_M v signálu H_{DLSTh} určují přibližnou polohy R vln v EKG záznamu. Tato maxima jsou mapována do původního signálu:

$$appR_i = L_M \cdot 2^{DWT_L} \quad (4.26)$$

Přesná poloha R vlny je nalezena v okně o velikosti 0,44 vteřiny, které je centrované na bod $appR_i$. V takto definovaném intervalu jsou nalezeny absolutní hodnoty maxima (M) a minima (m). Je-li $M \geq m$, pak je časový index R vlny určen v nalezeném maximu a Q vlna je vzorek s minimální amplitudou v intervalu 0,12 vteřiny před R vlnou. V opačném případě je určen v minimu a Q vlna je vzorek s maximální amplitudou v intervalu 0,12 vteřiny před R vlnou. Pro nalezení S vlny platí stejná pravidla jako pro vlnu Q s tím rozdílem, že prohledávaný interval se nachází za R vlnou.

3. Detekce vln P a T.

Postup při detekci vlny P je stejný jako u QRS komplexu, ale jako mateřská vlnka je použita Daubechies 2 (db2) a práh $\alpha = 0,05 \cdot \sigma$, kde σ je směrodatná odchylka umocněných detailních koeficientů úrovně DWT_L (prohledávaných úseků). Pro každý jeden srdeční cyklus je prohledávaný úsek definovaný od jeho začátku do detekované vlny Q.

Určení pozice T vlny probíhá stejně jako u P vlny s tím rozdílem, že prohledávaný úsek je od vlny S do konce srdečního cyklu.

Kapitola 5

Testování

5.1 Data

K hodnocení účinnosti a přesnosti implementovaných metod byla využita data z volně přístupných databází MIT-BIH Arrhythmia (48 záznamů) [27] a Normal Sinus Rhythm (18 záznamů) [97]. Jedná se o dlouhodobé záznamy 2 svodů EKG signálu se vzorkovací frekvencí 360 Hz (Arrhythmia databáze) resp. 128 Hz (Normal Sinus Rhythm databáze).

Z každého svodu bylo separováno 10 záznamů o délce standardního klidového EKG (10 vteřin). Testovací databáze celkem obsahuje 1320 anotovaných 10 vteřinových záznamů.

5.2 Metodika

5.2.1 Přidané rušení

Při snímání EKG se mohou objevit různé druhy rušení (viz Sek. 2.1.5). Implementované metody byly testovány na signálech s přidaným rušením simulovaným podle následujících pravidel [98].

1. Drift izolinie - sinusový signál o nízké frekvenci (0,333 Hz) s amplitudou 1 mV.
2. Síťové rušení - sinusový signál o frekvenci 50 Hz s amplitudou 0,333 mV.
3. EMG rušení - náhodný signál s Gaussovským rozdělením se směrodatnou odchylkou přibližně 10 % amplitudy špička-špička originálního signálu.

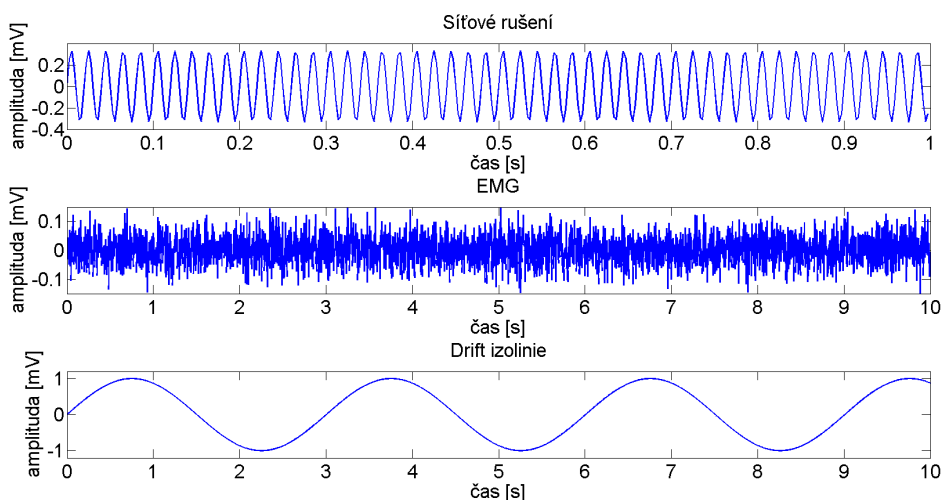
V rámci testování byla k původnímu EKG signálu přidána výše uvedená rušení o úrovních 25, 50, 75 a 100 procent maximální amplitudy vybraného rušení. Příklad generovaných rušení je vidět na Obr. 5.1.

5.2.2 Vyhodnocení

Pro vyhodnocení filtračních metod byla použita hodnota Root-Mean-Square Error:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=0}^{L-1} (h(t) - \hat{h}(t))^2}{L}},$$

kde $h(t)$ je vstupní signál, L je délka signálu a $\hat{h}(t)$ je výstupní filtrovaný signál. Tento parametr je kvalitní ukazatel účinnosti metod v případě, že je znám nezarušený signál.



Obrázek 5.1: Rušení přidané do EKG signálu.

Metody pro rozměření byly hodnoceny na základě standardních statistických ukazatelů:

1. Senzitivita (**Se**) - udává míru pravděpodobnosti určení pozitivního pozorování u skutečně pozitivního [68].

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}$$

2. Pozitivní prediktivita (**P+**) - udává pravděpodobnost toho, že pozitivní pozorování je skutečně pozitivní [68].

$$P+ = \frac{TP}{TP + FP}$$

3. F-skóre (**F**) - je určeno jako harmonický průměr **Se** a **P+** [99].

$$F = 2 \cdot \frac{Se \cdot P+}{Se + P+} \quad (5.1)$$

5.3 Výsledky

Vybrané metody byly testovány separátně pro data z databáze MIT-BIH Arrhythmia (dále značeno zkratkou **arrdb**) a Normal Sinus Rhythm (dále značeno zkratkou **nsrdb**).

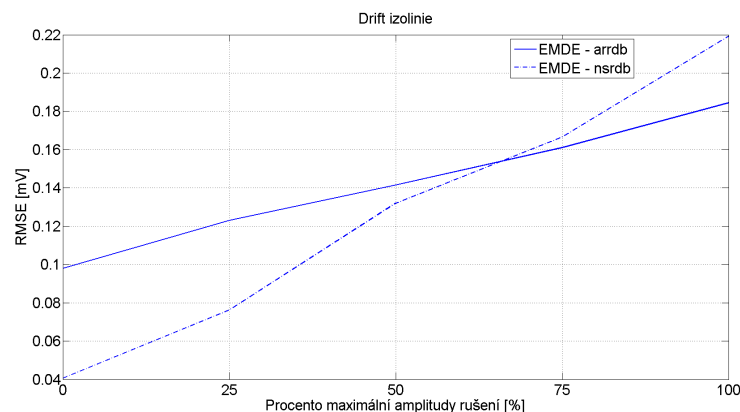
5.3.1 Filtrační metody

Hodnoty RMSE dosažené jednotlivými algoritmy pro odstranění rušení jsou vidět na Obr. 5.2 až Obr. 5.4.

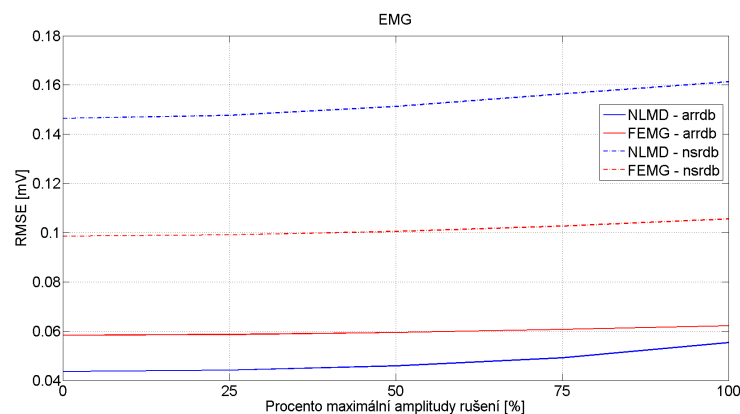
Výsledky metody EMDE pro potlačení driftu izolinie mají téměř lineární závislost na amplitudě přidaného rušení (Obr. 5.2), a to pro data z obou testovaných databází. Přímé porovnání dosažených výsledků metody s hodnotami uvedenými v literatuře [20] není možné, vzhledem k tomu, že autoři hodnotu RMSE neuvádí.

Metody NLMD a FEMG dosahovaly srovnatelných hodnot RMSE pro všechny úrovně EMG rušení tzn. závislost účinnosti metody na intenzitě EMG rušení je minimální, jak ukazuje Obr. 5.3. Hodnoty RMSE dosažené algoritmem NLMD odpovídali hodnotám uvedeným v literatuře [57]. Srovnání výsledků metody FEMG uvedených v [55] není možné, protože metoda byla testována na soukromé databázi.

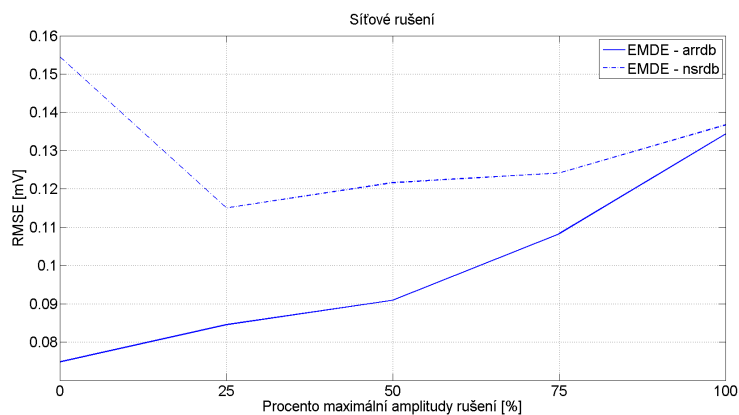
Metoda EMDE potlačuje síťové rušení a dosahovala uspokojivých výsledků, pokud bylo v signálu přítomno intenzivní síťové rušení. Pokud tomu tak nebylo (procento maximální amplitudy rušení = 0 %) docházelo k potlačení užitečné složky signálu, a tím k růstu RMSE, jak je vidět na Obr. 5.4 - data z nsrdb. Tento jev je zapříčiněn jednoduchým prahováním při rozhodování o odstranění první IMF. Jednou z možností, jak tuto nežádoucí vlastnost potlačit je vytvoření kvalitního rozhodovacího pravidla, které by reprezentovalo intenzitu přítomného síťového rušení.



Obrázek 5.2: Výsledky pro potlačení driftu izolinie.



Obrázek 5.3: Výsledky pro potlačení EMG rušení.



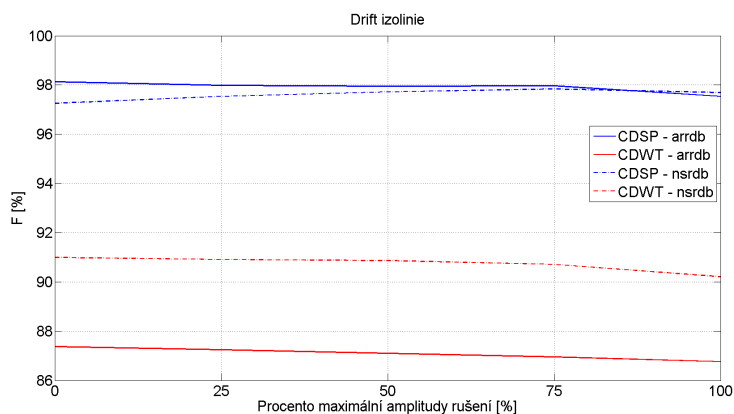
Obrázek 5.4: Výsledky pro potlačení síťového rušení.

5.3.2 Metody pro rozměření

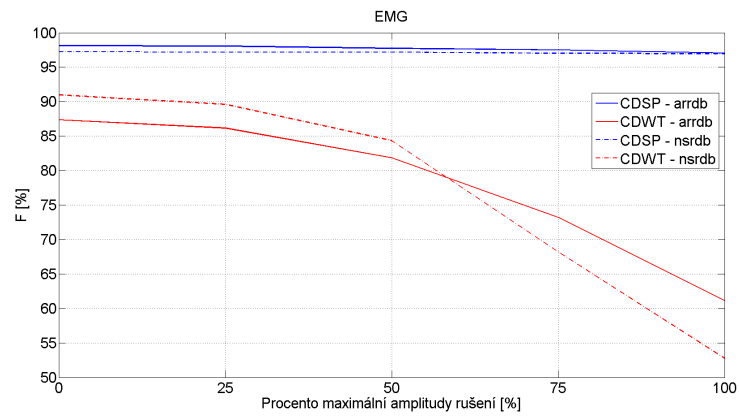
Kvalita metod pro rozměření je reprezentována pomocí F-skóre. Dosažené hodnoty při detekování pozice R vlny jsou vidět na Obr. 5.5 až Obr. 5.7. Přesnost detekce ostatních vln EKG signálu nebyla na vybraných databázích testována, protože neobsahují potřebné anotace.

Metoda CDSP dosahovala podobných výsledků na obou databázích a závislost přesnosti detekce na druhu a intenzitě přidaného rušení byla minimální. Autoři metody uvádí na MIT-BIH Arrhythmia databázi senzitivitu 99,21 % a pozitivní prediktivitu 99,34 % [78]. V porovnání s hodnotami získanými během testování $Se = 97,71 %$ a $P+ = 98,55 %$ se jedná o 1,50 % rozdíl u senzitivity a o 0,79 % rozdíl u pozitivní prediktivity.

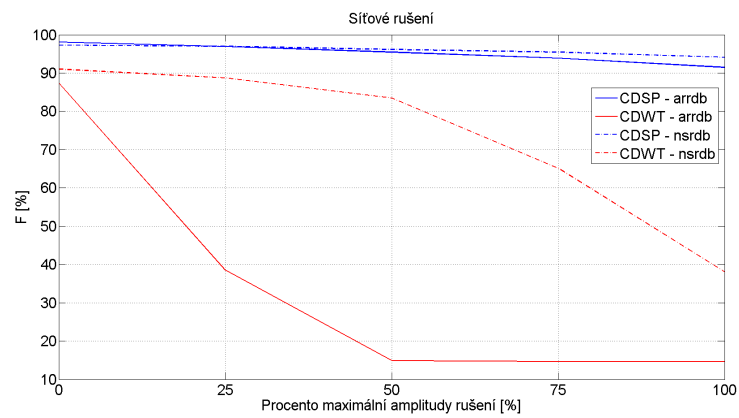
Metoda CDWT vykazovala výrazně větší závislost na druhu a intenzitě rušení a ani na signálech bez přidaného rušení nedosahovala takové přesnosti jako metoda CDSP. Z Obr. 5.7 je patrné, že síťové rušení způsobovalo, při detekci QRS komplexu metodou CDWT, největší pokles úspěšnosti.



Obrázek 5.5: Výsledky pro přidaný drift izolínie.



Obrázek 5.6: Výsledky pro přidané EMG rušení.



Obrázek 5.7: Výsledky pro přidané síťové rušení.

Kapitola 6

Závěr

V rámci diplomové práce byl nejdříve vytvořen modul pro načítání a ukládání dat ve formátu EDF. Jedná se o formát s volně dostupnou specifikací, který byl vyvinut pro ukládání multikanálových biologických signálů [24].

Rešerše metod pro filtraci a rozměření EKG signálů obsahuje celkem 21 vybraných metod, které byly subjektivně ohodnoceny a seřazeny podle dosaženého skóre (viz Tab. 3.3, Tab. 3.4).

Z rešerše vyplývá, že u metod pro filtraci jsou v posledních letech nejvíce využívané algoritmy DWT a EMD, které poskytují časově-frekvenční informaci o signálu. Hlavním úkolem těchto metod je odstranění driftu izolinie, síťového a EMG rušení, a tím zlepšit kvalitu EKG signálu. Většina publikovaných metod pro rozměření EKG je určena k nalezení QRS komplexu, z jehož pozice vychází detekce ostatních vln. Rozklad signálu pomocí DWT a následné adaptivní prahování získaných koeficientů je nejčastěji využívaný postup při detekci významných bodů. Dalším možným přístupem je rozhodování na základě příznaků, které reprezentují náklon a tvar EKG signálu.

Z metod uvedených v částech 3.1 a 3.4 bylo celkem vybráno 5 algoritmů pro filtraci nebo rozměření EKG signálu, které byly implementovány v prostředí Matlab. Jedná se o metody *Filtering of EMG* (FEMG), *Empirical Mode Decomposition Enhancement* (EMDE), *NonLocal Means Denoising* (NLMD), *Components Detection using Sixth Power* (CDSP) a *Components Detection using Wavelet Transformation* (CDWT).

Testování implementovaných metod probíhalo na 10 vteřinových anotovaných záznamech separovaných ze signálů, které jsou obsaženy v databázích MIT-BIH Arrhythmia a Normal Sinus Rhythm. K těmto signálům bylo přidáno umělé rušení (drift izolinie, síťové rušení a EMG rušení) o různé intenzitě.

Fitrační metody byly hodnoceny pomocí parametru RMSE získaného z rozdílu mezi originálním a filtrovaným signálem. Dosažené výsledky jsou vidět na Obr. 5.2 až Obr. 5.4. Na rozdíl od metod pro potlačení EMG rušení vykazovaly metody pro odstranění driftu izolinie a síťového rušení silnou závislost hodnot RMSE na intenzitě přidaného rušení.

Přesnost metod pro rozměření je reprezentována senzitivitou a pozitivní prediktivitou resp. pomocí F-skóre. Výsledky, kterých dosáhly metody CDSP a CDWT jsou vidět na Obr. 5.5 až Obr. 5.7. Průměrná hodnota F-skóre na signálu bez přidaného rušení je pro metodu CDSP 97,69 % a pro metodu CDWT 89,18 %. Metoda CDSP nejenže dosahovala výrazně lepších výsledků než metoda CDWT, ale vykazovala i

minimální závislost na intenzitě přidaného rušení.

V poslední části práce byl modul pro načítání a ukládání EDF souborů společně s implementovanými metodami pro filtraci a rozměření zkompileován pro využití v nástroji e-ECG. K tomuto účelu byl využit Matlab Builder JA, který dokáže z funkcí v prostředí Matlab generovat Java ARchive soubory.

Literatura

- [1] A. L. GOLDBERGER, L. A. N. AMARAL, L. GLASS, J. M. HAUSDORFF, P. Ch. IVANOV, R. G. MARK, J. E. MIETUS, G. B. MOODY, C.-K. PENG, H. E. STANLEY. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. <http://physionet.org>, 2000 (June 13). [Online; accessed 15-June-2014].
- [2] J. MALMIVUO, R. PLONSEY. *Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, 1995. ISBN 0-19-505823-2.
- [3] T. Odstrčilík. Bakalářská práce - Posuzování kvality mobilního EKG. *České vysoké učení technické v Praze*, 2012.
- [4] J. MOHYLOVÁ, V. KRAJČA. *Zpracování signálů v lékařství*. Žilinská univerzita, Slovensko, 2005. ISBN 80-8070-341-8.
- [5] J. Havlík. Přednáška - elektrody pro snímání biologických potenciálů. http://noel.feld.cvut.cz/vyu/x311et/Lectures/02_Elektrody.pdf, 2010.
- [6] T. Vodička. Oběhový systém. <http://www.fsps.muni.cz/~tvodicka/data/reader/book-3/08.html>, 2013. [Online; accessed 9-December-2014].
- [7] Wikipedia. Electrocardiography — wikipedia, the free encyclopedia. <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Electrocardiography&oldid=636727713>, 2014. [Online; accessed 10-December-2014].
- [8] DIVISION OF NURSING. Cardiology teaching package. http://www.nottingham.ac.uk/nursing/practice/resources/cardiology/function/chest_leads.php, 2010. [Online; accessed 31-March-2012].
- [9] Wikipedie. Elektrokardiogram — wikipedie: Otevřená encyklopedie. <http://cs.wikipedia.org/w/index.php?title=Elektrokardiogram&oldid=11798605>, 2014. [Online; navštíveno 24. 10. 2014].
- [10] J. Havlík. Přednáška - artefakty biologických signálů. http://noel.feld.cvut.cz/vyu/x31zle/Lectures/02_Artefakty.pdf, 2010.
- [11] G. Friesen, T. Jannett, M. Jadallah, S. Yates, S. Quint. A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 37: 85–98, 1990.
- [12] Mauvila. Electrical interference. http://www.mauvila.com/ECG/ecg_artifact.htm, 2004. [Online; accessed 10-October-2014].

- [13] G. D. Clifford, F. Azuaje, P. E. mcSharry. *Advanced methods and tools for ECG data analysis*. Artech House, 2006. ISBN 1-58053-966-1.
- [14] J. Havlík. Přednáška - elektromyografie. http://noel.feld.cvut.cz/vyu/x311et/Lectures/07_Elektromyografie.pdf, 2010.
- [15] Wikipedia. Discrete wavelet transform — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Discrete_wavelet_transform&oldid=631573688, 2014. [Online; accessed 9-December-2014].
- [16] Radislav Šmíd. Úvod do vlnkové transformace. <http://measure.feld.cvut.cz/groups/diag/download/Wavelet-intro8859.pdf>, 2001. [Online; accessed 10-December-2014].
- [17] Jan Švihlík. Vlnková transformace. <http://radio.feld.cvut.cz/courses/E37EAA/materialy.php>, 2006. [Online; accessed 10-December-2014].
- [18] N.E. Huang, Z. Shen ,S.R. Long , M.C. Wu, H.H. Shih , Q. Zheng, N. C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society London*, 1998.
- [19] Wikipedia. Hilbert–huang transform — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Hilbert%E2%80%93Huang_transform&oldid=630366973, 2014. [Online; accessed 11-December-2014].
- [20] S. Pal, M. Mitra. Empirical mode decomposition based ECG enhancement and QRS detection. *Computers in Biology and Medicine*, 2012.
- [21] M. A. Kabir , C. Shahnaz. Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2012.
- [22] Mathworks. Matlab Builder JA. <http://www.mathworks.com/products/javabuilder/>. [Online; accessed 12-December-2014].
- [23] Mathworks. Matlab Runtime Compiler. <http://www.mathworks.com/products/compiler/mcr/index.html?refresh=true>. [Online; accessed 12-December-2014].
- [24] B. Kemp. European data format. <http://www.edfplus.info/>, 2003. [Online; accessed 20-March-2014].
- [25] B. Kemp, A. Värrí, A. C. Rosa , K. D. Nielsen , J. Gade. A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1992.
- [26] S. Ari, M. K. Das, A. Chacko. ECG signal enhancement using S-Transform. *Computers in Biology and Medicine*, 2013.
- [27] Mark G. B. Moody, R. G. The MIT-BIH Arrhythmia Database. <http://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>, 2001.

- [28] Wikipedia. Signal-to-noise ratio — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Signal-to-noise_ratio&oldid=636314166, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [29] Wikipedia. Root-mean-square deviation — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Root-mean-square_deviation&oldid=631270130, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [30] E. Ercelebi. Electrocardiogram signals de-noising using lifting-based discrete wavelet transform. *Comput. Biol. Med.*, 2004.
- [31] S. Poornachandra. Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals. *Digital Signal Process*, 2008.
- [32] M. B. Velasco, B. Weng , K. E. Barner , M.C. Wu, H.H. Shih , Q. Zheng, N. C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu. ECG signal denoising and baselinewander correction based on the empirical mode decomposition. *Computers in Biology and Medicine*, 2008.
- [33] Wikipedia. Window function — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Window_function&oldid=636552683, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [34] Wikipedia. Student's t-test — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Student%27s_t-test&oldid=637666377, 2014. [Online; accessed 17-December-2014].
- [35] Wikipedia. Gaussian noise — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Gaussian_noise&oldid=631334889, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [36] P. E. Tikkanen. Nonlinear wavelet and wavelet packet denoising of electrocardiogram signal. *Biological Cybernetics*, 1999.
- [37] M. Suchetha, N. Kumaravel. Empirical mode decomposition based filtering techniques for powerline interference reduction in electrocardiogram using various adaptive structures and subtraction methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013.
- [38] D. L. Donoho, I. M. Johnstone. Adapt to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Association*, 1995.
- [39] X. Ning, I. W. Selesnick. ECG enhancement and QRS detection based on sparse derivatives. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013.
- [40] Wikipedie. Norma (matematika) — wikipedie: Otevřená encyklopedie. [http://cs.wikipedia.org/w/index.php?title=Norma_\(matematika\)&oldid=10920357](http://cs.wikipedia.org/w/index.php?title=Norma_(matematika)&oldid=10920357), 2013. [Online; navštíveno 8. 12. 2014].
- [41] Y. Kopsinis, S. McLaughlin. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009.

- [42] K. Vladimir, F. Alessandro, E. Karen, A. Jaakko. Directional varying scale approximations for anisotropic signal processing, in: Proceedings: Xii european signalprocessing conference. *EUSIPCO*, 2004.
- [43] P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko, L. A. Smith. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2003.
- [44] Wikipedia. Mean squared error — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Mean_squared_error&oldid=629399193, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [45] G. Tang, A. Qin. ECG de-noising based on empirical mode decomposition. *International Conference for Young Computer Scientists*, 2008.
- [46] A. Elbuni, S. Kanoun, M. Elbuni, N. Ali. ECG parameter extraction algorithm using (dwtae) algorithm. *International Conference on Computer Technology and Development*, 2009.
- [47] M. Alfaouri, K. Daqrouq. ECG signal denoising by wavelet transform thresholding. *American Journal of Applied Sciences*, 2008.
- [48] O. Sayadi, M. Shamsollahi. ECG denoising with adaptive bionic wavelet transform. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006.
- [49] H. Kasturiwale, C. Deshmukh. Quality assessment of ICA for ECG signal analysis. *Proceedings of the 2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology*, 2009.
- [50] I. Dotsinsky, G. Mihov. Tremor suppression in ECG. *BioMedical Engineering OnLine*, 2008.
- [51] A. Savitzky, M. Golay. Smoothing and differentiation of data by simplified least square procedures. *Anal Chem*, 1964.
- [52] Mark G. B. Moody, R. G. The MIT-BIH Noise Stress Database. <http://www.physionet.org/physiobank/database/nstdb/>, 1984.
- [53] American Heart Association (AHA) arrhythmia ECG database. *Emergency care Research Institute 5200 Butler Pike, Plymouth Meeting, PA 19462 USA*.
- [54] G. Mihov, I. Dotsinsky. Power-line interference elimination from ECG in case of non-multiplicity between the sampling rate and the power-line frequency. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2008.
- [55] I. I. Christov, I. K. Daskalov. Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram. *Medical Engineering and Physics*, 1999.
- [56] Daskalov C. Levkov, G. Michov, I. R. Subtraction of 50 Hz interference from electrocardiogram. *Med. Biol. Engng. Comput.*, 1984.
- [57] Miller B. H. Tracey, E. L. Nonlocal means denoising of ECG signals. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 2012.

- [58] A. Baudes, B. Coll, J. M. Morel. A non-local algorithm for image denoising. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [59] J. Darbon, A. Cunha, T. F. Chan, S. Osher, G. J. Jensen. Fast nonlocal filtering applied to electron cryomicroscopy. *International Symposium on Biomedical Imaging*, 2008.
- [60] A. Fasano, V. Villani. Baseline wander removal for bioelectrical signals by quadratic variation reduction. *Signal Processing*, 2014.
- [61] Wikipedia. Quadratic variation — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Quadratic_variation&oldid=636521321, 2014. [Online; accessed 8-December-2014].
- [62] R. Bousseljot, D. Kreiseler. The PTB Diagnostic ECG Database. <http://www.physionet.org/physiobank/database/ptbdb/>.
- [63] A. Karimipour, M. R. Homaeinezhad. Real-time electrocardiogram P-QRS-T detection–delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates. *Computers in Biology and Medicine*, 2014.
- [64] M.R. Homaeinezhad, M.N.Erfanian, H.Naseri. A correlation analysis-based detection and delineation of ecg characteristic events using teplates wave-forms extracted by ensemble averaging of clustered heart cycle. *Comput. Biol. Med.* 44 (1) (2014) 66–75, 2014.
- [65] G. B. Moody, L. Celi, I. Silva. Improving the quality of ECGs collected using mobile phones: The physionet/computing in cardiology challenge 2011. *Proceedings of the Computing in Cardiology, Hangzhou*, 2011.
- [66] M. R. Homaeinezhad, S.A.Atyabi, E. Daneshvar, A. Ghaffari, M. Tahmasebi. Discrete wavelet-aided delineation of pcg signal events via analysis of an area curve length-based decision statistic. *Cardiovasc.Eng.10 (4) 218–234*, 2010.
- [67] P. Laguna, R. G. Mark, A. Goldberger, G. B. Moody. A database for evaluation of algorithms for measurement of qt and other waveform intervals in the ecg. <http://physionet.org/physiobank/database/qtldb/>.
- [68] Wikipedia. Sensitivity and specificity — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Sensitivity_and_specificity&oldid=636236936, 2014. [Online; accessed 9-December-2014].
- [69] J. Pan, W. J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 1985.
- [70] S. Lixin, W. Yuhong, G. Li. A P-wave detection method in ECG based on multi-feature and wavelet-amplitude threshold. *Information and Communications Technologies*, 2014.
- [71] Wikipedia. Artificial neural network — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Artificial_neural_network&oldid=637185753, 2014. [Online; accessed 9-December-2014].

- [72] S. Zhang. QRS complexes detection using quadratic b-spline wavelet transform algorithm. *Journal of Chongqing University*, 2012.
- [73] X. Hongyan, H. Minsong. Research on ECG feature extraction algorithm. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008.
- [74] Wikipedia. Wavelet transform modulus maxima method — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Wavelet_transform_modulus_maxima_method&oldid=603520155, 2014. [Online; accessed 9-December-2014].
- [75] X. Wan. A new approach to wavelet-based P-wave detection. *Journal of biomedical engineering*, 2006.
- [76] Y. Li, X. Chen. A robust R-wave detection algorithm in ECG signal. *International Conference on Transportation, Mechanical and Electrical Engineering*, 2011.
- [77] Wikipedia. Correlation integral — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Correlation_integral&oldid=525870946, 2012. [Online; accessed 9-December-2014].
- [78] A. K. Dohare, V. Kumar, R. Kumar. An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram. *Computers and Electrical Engineering*, 2014.
- [79] Wikipedia. Median filter — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Median_filter&oldid=630730069, 2014. [Online; accessed 9-December-2014].
- [80] A. Taddei, G. Distanto, M. Emdin, P. Pisani, G. B. Moody, C. Zeelenberg, C. Marchesi. European st-t database: standard for evaluating systems for the analysis of st-t changes in ambulatory electrocardiography. <http://physionet.org/physiobank/database/edb/>.
- [81] E. Plesnik, O. Malgina, J. F. Tasic, M. Zajc. Detection of the electrocardiogram fiducial points in the phase space using the Euclidian distance measure. *Medical Engineering and Physics*, 2012.
- [82] D. S. Benitez, P. A. Gaydecki, A. Zaidi, A. P. Fitzpatrick. A new QRS detection algorithm based on the Hilbert Transform. *Computers in Cardiology*, 2000.
- [83] H. Li, J. Tan. Body sensor network based context aware QRS detection. *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006.
- [84] V. Zhu, H. Zhao, X. Chen. A new QRS detector based on empirical mode decomposition. *Signal Processing (ICSP)*, 2009.
- [85] A. Ghaffari, M. R. Homaeinezhad, M. Akmira, M. Atarod, M. Daevaeiha. A robust wavelet-based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm. *Medical Engineering and Physics*, 2009.
- [86] G. B. Moody. T-wave alternans challenge database. <http://physionet.org/pn3/twadb/>.

- [87] W. Zong, M. Saeed, T. Heldt. A QT interval detection algorithm based on ECG curve length transform. *Computers in Cardiology*, 2006.
- [88] W. Zong, G. B. Moody, D. Jiang. A robust open-source algorithm to detect onset and duration of QRS complexes. *Computers in Cardiology*, 2003.
- [89] A. A. R. Bsoul, S. Y. Ji, K. Ward, K. Najarian. Detection of P, QRS, and T components of ECG using wavelet transformation. *Complex Medical Engineering*, 2009.
- [90] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, Pablo Laguna. A wavelet-based ecg delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Trans. Biomed. Engineering*, 2004.
- [91] C. Li, C. Zheng, C. Tai. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, 1995.
- [92] P. Rubel,. Common standards for quantitative electrocardiography database. <http://physionet.incor.usp.br/physiobank/other.shtml>.
- [93] Z. Zidelmal, A. Amirou, M. Adnane, A. Belouchrani. QRS detection based on wavelet coefficients. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2012.
- [94] C. Li, C. Zheng, C. Tai. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, 1995.
- [95] M. E. Torres, M. A. Colominas, G. Schlotthauer, P. Flandrin. Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN). http://bioingenieria.edu.ar/grupos/ldnlys/meteorres/re_inter.htm#Codigos, 2011. [Online; accessed 10-Jul-2014].
- [96] H. Sedghamiz. Complete Pan Tompkins implementation ECG QRS detector. http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45840-complete-pan-tompkins-implementation-ecg-qrs-detector/content/pan_tompkin.m, Retrieved Mar 11, 2014. MATLAB Central File Exchange.
- [97] Mark G. B. Moody, R. G. The MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database. <http://www.physionet.org/physiobank/database/nsrdb/>.
- [98] J. Kužílek, V. Křemen, F. Souček, L. Lhotská. Independent Component Analysis and Decision Trees for ECG holter recording de-noising. *PLoS ONE* 9(6): e98450. doi:10.1371/journal.pone.0098450, 2014.
- [99] Wikipedia. F1 score — wikipedia, the free encyclopedia. http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=F1_score&oldid=634342534, 2014. [Online; accessed 10-December-2014].

Příloha A

Obsah příloženého CD

1. Elektronická verze diplomové práce
 - odstrtat_DP_2015.pdf
2. Funkce pro načítání a ukládání dat ve formátu EDF
 - edfRead.m
 - edfWrite.m
 - edfWriteStruct.m
 - getMonth.m
3. Metoda FEMG
 - FEMG11.m
 - wings.m
 - bikvad50.m
4. Metoda EMDE
 - EMDE21.m
 - EMDE21removeBW.m
 - EMDE21removeVF.m
 - globalSlope.m
 - ownMovingSTD.m
 - pan_tompkin.m
5. Metoda NLMD
 - NLMD13.m
 - signalDiffSqSum.m
 - signalShift.m

6. Metoda CDSP

- CDSP5.m
- findCycle.m
- findCycleEndPoint.m
- findQRS.m
- removeBW.m

7. Metoda CDWT

- CDWT17.m
- removeBaselineDrift.m