VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION
DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

JEDNODUCHÝ VLNKOVÝ FILTR EKG SIGNÁLŮ

SIMPLE WAVELET FILTER OF ECG SIGNALS

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE JIŘÍ DOLEŽEL
AUTHOR

VEDOUCÍ PRÁCE Ing. LUKÁŠ SMITAL
SUPERVISOR

BRNO 2014

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií

Ústav biomedicínského inženýrství

Bakalářská práce

bakalářský studijní obor
Biomedicínská technika a bioinformatika

Student:	Jiří Doležel	***ID:***	144572
Ročník:	3	***Akademický rok:***	2013/2014

NÁZEV TÉMATU:

Jednoduchý vlnkový filtr EKG signálů

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Seznamte se s vlnkovou transformací a zaměřte se na možnosti jejího využití pro filtraci EKG signálů. 2) V programovém prostření Matlab realizujte jednoduchý vlnkový filtr pro odstranění svalového rušení z EKG signálů. 3) Výsledky filtrace zhodnoťte na základě dosaženého poměru signálu a šumu a porovnejte s výsledky lineárního filtru. 4) Algoritmus doplňte o různé metody prahování vlnkových koeficientů a různé způsoby výpočtu prahu. 5) Zhodnoťte vliv stupně dekompozice a banky filtrů použité vlnkové transformace. 6) Navržený filtr otestujte na kompletní CSE databázi a srovnejte s výsledky dalších autorů.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] KOZUMPLÍK, J. Vlnkové transformace a jejich využití pro filtraci signálů EKG. Habilitační práce ÚBMI FEKT VUT v Brně, 2004.
[2] RAJMIC, P. Exact risk analysis of wavelet spectrum thresholding rules. 10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003. IEEE, 2003, roč. 2, s. 455-458.

Termín zadání:	10.2.2014	***Termín odevzdání:***	30.5.2014

Vedoucí práce: Ing. Lukáš Smital
Konzultanti bakalářské práce:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
Předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

ABSTRAKT

Práce se zabývá vlnkovou transformací a možnostmi jejího využití pro odstranění svalového rušení z EKG signálů. V první části práce jsou popsány základní vlastnosti EKG signálu, nejčastější typy rušení a základní typy vlnkové transformace, používané pro filtraci signálů. V dalších částech je popsán postup při návrhu vlnkového filtru EKG signálu a následně je popsáno nejvhodnější nastavení filtru. Nakonec jsou výsledky filtrace zhodnoceny na základě zlepšení SNR signálu a tyto výsledky jsou porovnány s výsledky jiných autorů.

KLÍČOVÁ SLOVA

EKG signál, filtrace EKG signálu, svalové rušení, vlnková transformace, lineární filtrace, prahování, standardní databáze CSE

ABSTRACT

The work deals with wavelet transfom and its possibilities of using it for elimination muscle noise from ECG signals. The first part of this thesis describes basic properties of ECG signal, the most common types of noise and describes basic types of wavelet transform, which are used for filtering the signals. Others parts describe a process of ECG signals wavelet filter design and afterwards the most appropriate setting are described. Finally results of filtration are evaluated, based on improved SNR, and compared with other author's results.

KEYWORDS

ECG signal, ECG signal filtering, muscle noise, wavelet transform, linear filtration, tresholding, standard CSE database

DOLEŽEL, Jiří *Jednoduchý vlnkový filtr EKG signálů*: bakalářská práce. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2014. 41 s. Vedoucí práce byl Ing. Lukáš Smital

PROHLÁŠENÍ

Prohlašuji, že svou bakalářskou práci na téma „Jednoduchý vlnkový filtr EKG signálů“ jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího bakalářské práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené bakalářské práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této bakalářské práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno ....

(podpis autora)

PODĚKOVÁNÍ

Rád bych poděkoval vedoucímu semestrální práce panu Ing. Lukáši Smitalovi za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci.

Brno ....
(podpis autora)

OBSAH

Úvod **9**

1 Elektrická aktivita srdce, EKG **10**
1.1 Elektrokardiografie 10
1.2 Rušení EKG signálu 12

2 Vlnková transformace **14**
2.1 Vlnková transformace spojitého signálu 14
2.2 Vlnková transformace s diskrétním časem 14
2.2.1 Zpětná vlnková transformace 16
2.3 Stacionární vlnková transformace 16

3 Návrh vlnkového filtru **18**
3.1 Prodloužení vstupního signálu 18
3.2 Rozklad signálu vlnkovou transformací 20
3.3 Prahování 20
3.3.1 Stanovení prahové hodnoty 22
3.3.2 Tvrdé prahování 24
3.3.3 Měkké prahování 25
3.3.4 Poloměkké prahování 25
3.3.5 Garrotní a hyperbolické prahování 26
3.4 Rekonstrukce signálu zpětnou vlnkovou transformací 28

4 Nastavení parametrů filtrace **29**
4.1 Stupeň rozkladu 30
4.2 Banka filtrů 31
4.3 Metoda prahování 32

5 Zhodnocení výsledků filtrace **34**
5.1 Porovnání vlnkového filtru s lineárním filtrem 34
5.1.1 Porovnání vlnkového filtru s výsledky dalších autorů 35

Závěr **37**

Literatura **38**

Seznam symbolů, veličin a zkratek **41**

SEZNAM OBRÁZKŮ

1.1 EKG křivka 11
1.2 Drift izolinie EKG signálu 12
1.3 EKG signál zarušený síťovým rušením 13
1.4 EKG signál znehodnocený myopotenciály 13
2.1 Schéma DTWT, realizované bankou oktávových filtrů [10] 15
2.2 Schéma DTWT, realizované pomocí zrcadlových filtrů [10] 16
2.3 Schéma IDTWT [10] 17
2.4 Schéma dopředné a zpětné SWT [10] 17
3.1 Schéma vlnkové filtrace 18
3.2 Přechodový jev, způsobený zpožděním filtru 19
3.3 Jednotlivá frekvenční pásma po rozkladu funkcí `swt` (použitá banka filtrů: bior4.4, stupeň rozkladu N= 3) 21
3.4 Ukázka funkce adaptivního prahování (koeficienty trasformace jsou zobrazeny modře a proměnlivá prahová hodnota je znázorněna černě) 23
3.5 Graf funkce tvrdého prahování (práh $\lambda = 1$) 24
3.6 Vlevo nesprávně propuštěné koeficienty tvrdým prahováním (signál před prahováním je zobrazen modře a po prahování červeně) a vpravo neodfiltrovaný šumový artefakt (čistý signál je zobrazen modře, signál po filtraci je zobrazen červeně) 25
3.7 Graf funkce měkkého prahování (práh $\lambda = 1$) 26
3.8 Vlevo nesprávně propuštěné koeficienty měkkým prahováním (signál před prahováním je zobrazen modře a po prahování červeně) a vpravo deformovaný QRS komplex (čístý signál je zobrazen modře, signál po filtraci je zobrazen červeně) 27
3.9 Grafy funkcí tvrdého prahování (práh $\lambda = 1$) a poloměkkého prahování (prahy $\lambda_1 = 1$ a $\lambda_2 = 1,5$) 27
3.10 Grafy funkcí garrotního prahování a hyperbolického prahování (práh λ=1) 28
4.1 Graf závislosti průměrného zlepšení SNR na hodnotě K_2 33
5.1 Výsledky testování vlnkového filtru na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, banka filtrů sym4, poloměkké prahování, empirické konstanty $K_1 = 2,8$ a $K_2 = 5$, délka plovoucího okna adaptivního prahování: 500 vzorků) 34
5.2 Výsledky testování lineárního filtru na kompletní CSE databázi (délka impulsní charakteristiky = 150 vzorků, mezní frekvence $f_{mez} = 40$ Hz 36

SEZNAM TABULEK

3.1 Přehled bank filtrů (převzato z nápovědy pro Matlab) 20
4.1 Výsledky testování různých hodnot stupně rozkladu na kompletní CSE databázi (banka filtrů sym4, tvrdé prahování, K = $2,8$) 30
4.2 Výsledky testování různých bank filtrů na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, tvrdé prahování, empirická konstanta K = $2,8$) 31
4.3 Výsledky testování různých metod prahování na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, banka filtrů sym4, empirická konstanta $K_1 = 2,8$ a $K_2 = 5$ (pro poloměkké prahování)) 32
5.1 Výsledky lineární filtrace při testování na kompletní CSE databázi . . 35
5.2 Porovnání výsledků realizovaného vlnkového filtru (v tabulce zvýrazněn) s výsledky dalších autorů 36

ÚVOD

Elektrokardiografie (EKG) jako diagnostická metoda patří mezi základní kardiologická vyšetření. Díky své jednoduchosti a velké výpovědní hodnotě je tato metoda mezi lékaři velmi oblíbená a často používaná. Je možné ji použít jak samostatně, tak v kombinaci s jinými diagnostickými metodami nebo moderními zobrazovacími metodami, jako např. počítačovou tomografií CT, magnetickou rezonancí NMR nebo pozitronovou emisní tomografií PET.

Snímání EKG záznamu bývá komplikováno šumem, což značně snižuje výpovědní hodnotu EKG signálu a komplikuje jeho další zpracování. Nejčastějšími typy rušení jsou: drift izolinie, síťové rušení (brum) a svalové rušení (myopotenciály).

V práci jsou zmíněny dvě možnosti filtrace EKG záznamů, a to filtrace pomocí lineárních filtrů a pomocí vlnkové transformace. Zatímco lineární filtry jsou vhodné pro odstranění úzkopásmového síťového rušení a kolísání isolinie, potlačení myopotenciálů těmito typy filtrů není dostatečně účinné. Jako alternativa k použití lineárních filtrů pro filtraci myopotenciálů se nabízí právě použití vlnkového filtru.

V této práci se zaměřuji na filtraci EKG signálu pomocí vlnkových filtrů. V kapitole 3 je rozebrána problematika návrhu vlnkového filtru (rozklad signálu vlnkovou transformací, prahování koeficientů a rekonstrukce signálu), v kapitole 4 je popsán postup při hledání nejvhodnějších parametrů filtrace a v kapitole 5 jsou následně zhodnoceny výsledky filtrace, včetně jejich porovnání s výsledky lineárního filtru a s výsledky jiných autorů vlnkových filtrů.

1 ELEKTRICKÁ AKTIVITA SRDCE, EKG

Jako každá svalová tkáň je i srdeční svalovina (myokard) inervována elektrickými vzruchy. Ty ale nevznikají v centrální nervové soustavě jako v případě kosterního nebo hladkého svalstva, ale jsou generovány přímo v srdci [15].

Vznik a vedení elektrických vzruchů v srdci obstarává tzv. převodní soustava srdce, která je tvořena buňkami, schopnými spontánně vytvářet akční potenciál (schopnost automacie) a tento vzruch poté rychle vést k pracovním buňkám myokardu. Vzruchy vznikají u zdravého jedince v sinoatriálním uzlíku, lokalizovaném na zadní stěně pravé předsíně srdce, odkud se následně šíří pomocí převodního systému srdečního k pracovním buňkám myokardu. Takto jsou v různých časech od vzniku akčního potenciálu inervovány různé části srdce a při správné funkci převodního systému je tak zajištěna synchronizovaná činnost srdce [8][15].

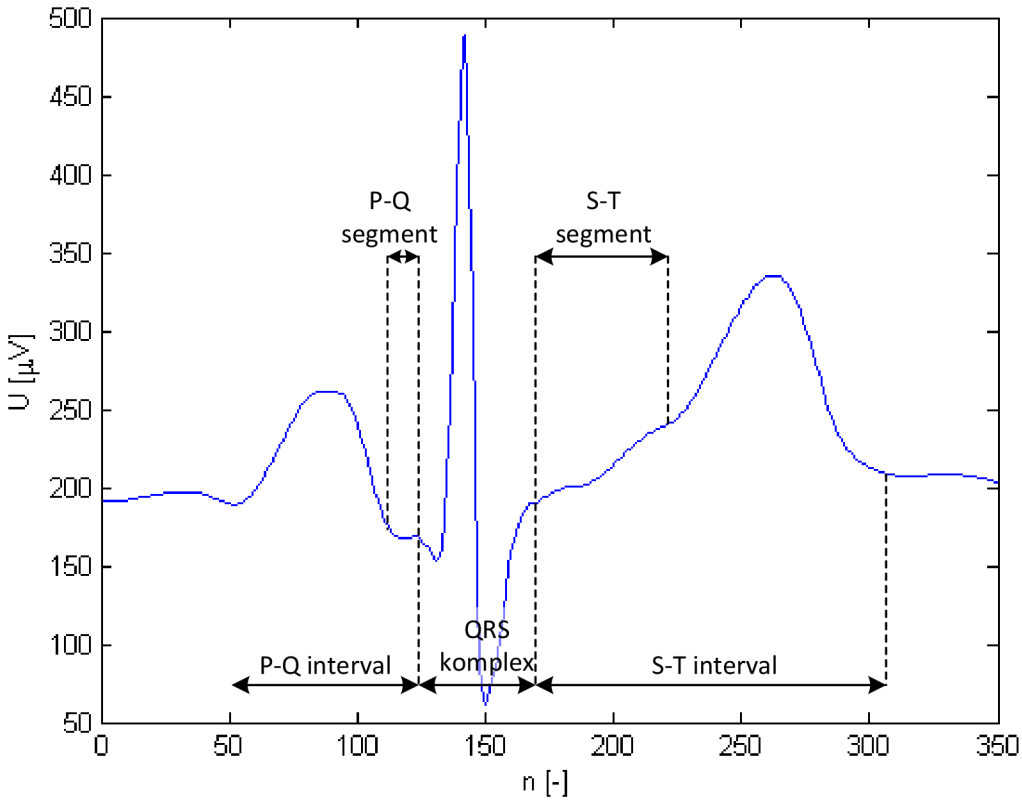
1.1 Elektrokardiografie

Díky tomu, že se elektrické potenciály bez výrazného útlumu šíří i mimo srdce, můžeme tyto potenciály měřit neinvazivně, pomocí elektrod, z povrchu těla. Na tomto principu je založena významná diagnostická metoda – elektrokardiografie EKG. Měření EKG se provádí přístrojem zvaným elektrokardiograf, jehož výstupem je elektrokardiogram – záznam sumárního elektrického potenciálu v čase. Křivka EKG je tedy sumárním potenciálem, který je výsledkem akčních potenciálů jednotlivých svalových vláken myokardu [15][20].

Normální EKG záznam jedné srdeční revoluce se skládá z vln a kmitů, které mají charakteristický tvar a trvání. Typický EKG záznam jedné srdeční revoluce schematicky zobrazuje obr. 1.1. Rozlišujeme na něm vlnu P, QRS komplex a vlnu T, přičemž každá z nich se váže k určitému ději v rámci srdeční revoluce. Část elektrokardiogramu, kde není přítomna žádná vlna nebo kmit, se označuje jako izoelektrická linie (izolinie) [12][15].

Vlna P je způsobena depolarizací síní a předchází komplexu QRS. Je to většinou kladná vlna, s amplitudou do $0,25$ mV a trváním do 110 ms. Spektrum P vlny je nízkofrekvenční, nepřesahuje 10 Hz [1][16].

Po vlně P následuje komplex kmitů QRS, který se váže na depolarizaci komor. Kmit Q je první negativní kmit, kmit R je vždy pozitivní kmit a kmit S je negativní kmit, následující po pozitivním. Velikost QRS komplexu se v jednotlivých svodech liší a v normálním záznamu dosahuje maximálně hodnoty $2 - 3$ mV. Délka QRS komplexu je významným diagnostickým ukazatelem a neměla by přesahovat 110 ms. Spektrální maximum QRS komplexu se nachází v intervalu od 15 do 20 Hz a



Obr. 1.1: EKG křivka

většina energie QRS komplexu se nachází v intervalu do $35 - 40$ Hz. Komplex QRS tak určuje i maximální kmitočtový rozsah užitečného signálu EKG [1][9][16].

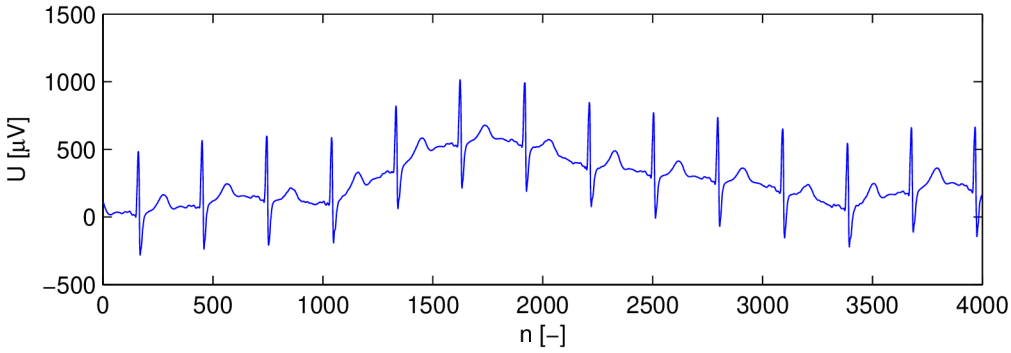
Vlna T je vždy pozitivní vlna a je dána repolarizací komor, tj. postupným návratem ke klidovému, polarizovanému stavu membrán svalových buněk. Amplituda vlny T dosahuje $1/8 - 2/3$ amplitudy kmitu R. Spektrum vlny T, stejně jako v případě vlny P, nepřesahuje kmitočet 10 Hz [12][16].

Kromě vln a kmitů na křivce EKG rozeznáváme také úseky a intervaly. Úseky jsou části křivky EKG mezi koncem předcházející vlny nebo kmitu a začátkem následující vlny nebo kmitu (segment PQ a ST). Interval je čas, vyjadřující vzdálenost mezi částmi elektrokardiogramu, která zahrnuje některou vlnu nebo kmit (např. interval PQ, QT, RR). Vlastnosti segmentů i intervalů jsou, stejně jako vlastnosti jednotlivých vln nebo kmitů, velmi důležité pro vyhodnocení EKG záznamu [12].

1.2 Rušení EKG signálu

Snímání signálu EKG z povrchu těla pomocí elektrod je často komplikováno šumem. Ten může být buď technického původu nebo biologického původu a z hlediska šířky frekvenčního pásma pak navíc rozlišujeme rušivé signály na úzkopásmové a širokopásmové. Nejčastějšími typy šumů, které postihují záznam EKG, jsou úzkopásmové kolísání nulové izolinie (drift) a síťové rušení (brum), a dále širokopásmové svalové rušení (myopotenciály). Všechny tyto šumy značně znehodnocují signál pro další zpracování, a je tedy třeba tyto rušivé signály odfiltrovat [12][16].

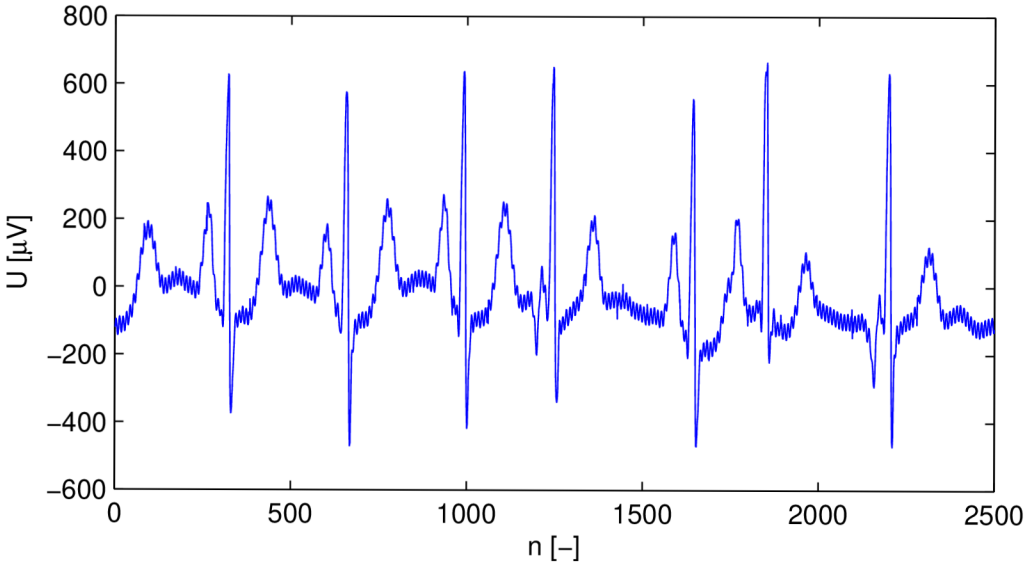
Kolísání izolinie (viz obr. 1.2), vzniká vlivem dýchání nebo jiného pohybu pacienta. Další příčinou tohoto šumu může být pocení pacienta nebo špatný kontakt elektrody a pokožky, což způsobuje změny impedance a následně změnu potenciálu elektrody. Spektrum driftu obsahuje jen velmi nízké frekvence (cca do $1,5$ Hz), které se neprolínají se spektrem užitečného signálu, a je možné je tedy filtrovat lineární horní propustí [16].



Obr. 1.2: Drift izolinie EKG signálu

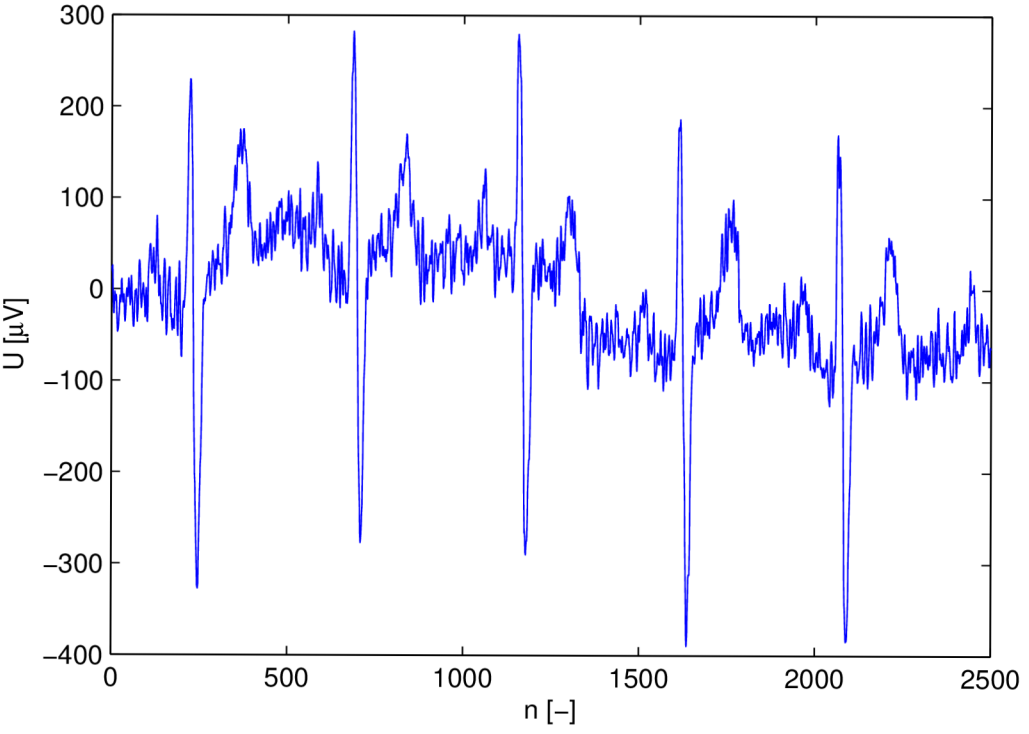
Častým typem rušení je také síťové rušení (brum) – viz obr. 1.3. Brum má největší výkon na frekvenci 50 Hz, ale objevují se také jeho vyšší harmonické frekvence. Toto rušení se řeší úzkopásmovou zádrží. Ta by měla zadržovat co nejužší frekvenční pásmo kolem frekvence 50 Hz, protože potlačením ostatních frekvencí z okolí 50 Hz by byla potlačena značná část frekvencí užitečného signálu, zejména frekvence QRS komplexu. Vyšší harmonické frekvence síťového rušení je možné filtrovat lineární dolní propustí, jelikož spektrum užitečného EKG signálu se většinou nepřekrývá s takto vysokými frekvencemi šumu [17].

Nejkomplikovanější je filtrace svalového rušení (myopotenciálů) – viz obr. 1.4. Svalové rušení vzniká při kontrakci kosterních svalů poblíž měřících elektrod, a to především při zátěžovém měření EKG, u EKG malých dětí a při tzv. Holterovském snímání EKG. Svalové rušení má velmi široké spektrum, začínající na 20 Hz, které se značně překrývá se spektrem užitečného signálu, zejména se spektrem QRS



Obr. 1.3: EKG signál zarušený síťovým rušením

komplexu. Vzhledem k této vlastnosti není možné použít k odfiltrování jednoduchý lineární filtr (došlo by ke snížení amplitud QRS komplexu a k jeho deformaci) a je třeba volit jiné metody filtrace [16][19].



Obr. 1.4: EKG signál znehodnocený myopotenciály

2 VLNKOVÁ TRANSFORMACE

2.1 Vlnková transformace spojitého signálu

Vlnková transformace je časově-frekvenční rozklad signálu, což je její hlavní výhoda oproti Fourierově transformaci, která umožňuje pouze frekvenční rozklad signálu. Pro spojitý signál je definována jako

$$y(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\, \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \tag{2.1}$$

kde $x(t)$ je rozkládaný signál a $\psi^*(t)$ je funkce – tzv. komplexní mateřská vlnka. Parametr a je dilatace vlnky, určující frekvenční spektrum vlnky. S rostoucí hodnotou parametru a se nepřímo úměrně zužuje spektrum vlnky a její střední kmitočet se nepřímo úměrně posouvá k nižším frekvencím. Parametr b je posun vlnky v čase [10].

Vlnková transformace je tedy podle (2.1) korelace signálu s mateřskou vlnkou, jejímž výsledkem je obecně nekonečná množina koeficientů $y(a,b)$, nerovnoměrně rozložených v časově-frekvenční rovině. Tyto koeficienty udávají podobnost vlnky s rozkládaným signálem a jsou závislé na již zmíněné dilataci a posunutí v čase [10].

Parametry vlnkové transformace mohou být spojitě proměnné, jedná se pak o spojitou vlnkovou transformaci (CWT - Continuous Wavelet Transform), a nebo mohou nabývat diskrétních hodnot v případě diskrétní vlnkové transformace (DWT - Discrete Wavelet Transform) [7].

Konkrétním případem diskrétní vlnkové transformace je tzv. dyadická DWT s parametry $a = 2^m$ a $b = 2^m kT$, kde $T > 0$ a koeficienty k a m jsou celočíselné, přičemž $m > 0$. Parametr m reprezentuje kmitočtové měřítko a parametr k časové měřítko. Rozklad signálu pomocí dyadické DWT lze realizovat pomocí banky lineárních spojitých oktávových filtrů s impulsními charakteristikami $h_m(t)$. Dyadickou DWT vyjadřuje (2.2) [10]:

$$y(m,k) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) h_m(2^m kT - \tau) d\tau = \int_{-\infty}^{\infty} h_m(\tau) x(2^m kT - \tau) d\tau. \tag{2.2}$$

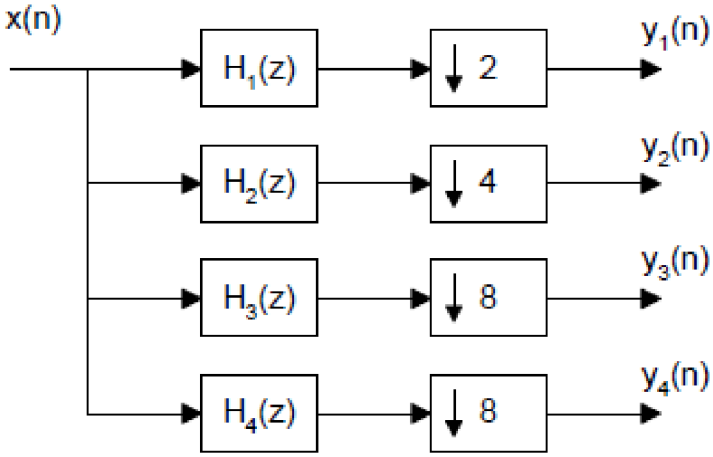
2.2 Vlnková transformace s diskrétním časem

Vlnkovou transformaci je možno aplikovat také na diskrétní signály. Jedná se pak o vlnkovou transformaci s diskrétním časem (DTWT - Discrete-Time Wavelet Trans-

form), která je definována analogicky k (2.2):

$$y_m(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} x(i)h_m(2^m n - i) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h_m(i)x(2^m n - i). \tag{2.3}$$

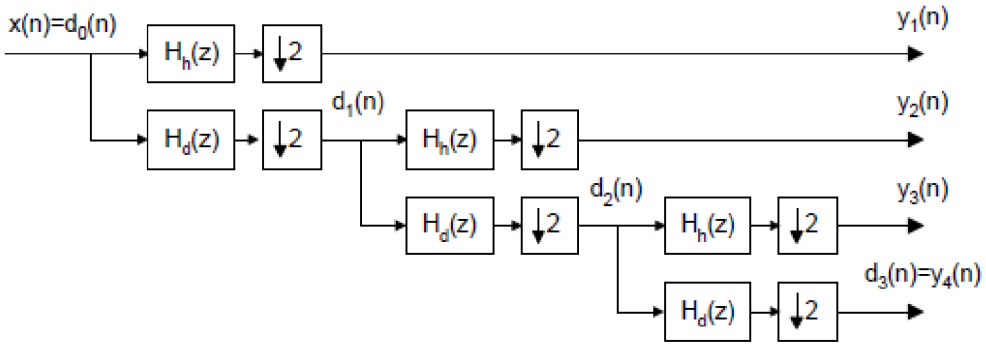
DTWT může být realizována bankou diskrétních oktávových filtrů (viz obr. 2.1) s impulsními charakteristikami $h_m(n)$. Koeficient m zde nabývá hodnot $1, 2, \ldots, M$, kde M je tzv. stupeň rozkladu, podle kterého bude signál rozložen do $M + 1$ frekvenčních pásem [10].



Obr. 2.1: Schéma DTWT, realizované bankou oktávových filtrů [10]

Jednotlivé vzorky výstupního diskrétního signálu představují koeficienty dyadické DTWT a jejich celkový počet (ve všech frekvenčních pásmech) je shodný s počtem vzorků vstupního signálu $x(n)$. To je způsobeno podvzorkováním, ke kterému dochází při transformaci, kdy vzorkovací frekvence signálu $y_m(n)$ na výstupu m-tého filtru je 2^m-krát nižší než vzorkovací frekvence vstupního signálu $x(n)$. Počet koeficientů y_{M+1}, odpovídajících nejnižšímu frekvenčnímu pásmu, je stejný jako počet koeficientů y_M [10].

Dalším způsobem, jak realizovat DTWT, je použití zrcadlových filtrů. Vstupní signál vstupuje do dvojice filtrů – horní a dolní propusti, jejichž modulové charakteristiky jsou navzájem symetrické okolo $\omega_{vz}/4$ a pokrývají tedy celý rozsah užitečných frekvencí. Výstupem horní propusti je podvzorkovaný signál (koeficienty transformace), stejně jako v případě použití banky filtrů. Naopak výstup dolní propusti, který je taktéž podvzorkován, vstupuje rekurzivně opět do stejné dvojice zrcadlových filtrů a tento postup se opakuje M-krát, podle zvoleného stupně rozkladu M (viz obr. 2.2) [7][10].



Obr. 2.2: Schéma DTWT, realizované pomocí zrcadlových filtrů [10]

Výhody tohoto způsobu realizace DTWT jsou možnost využití filtrů s danými impulsními charakteristikami pro všechny frekvenční pásma (stupně rozkladu) a zjednodušení z hlediska výpočetní složitosti, jelikož zbytečné vzorky signálu se nepočítají [7].

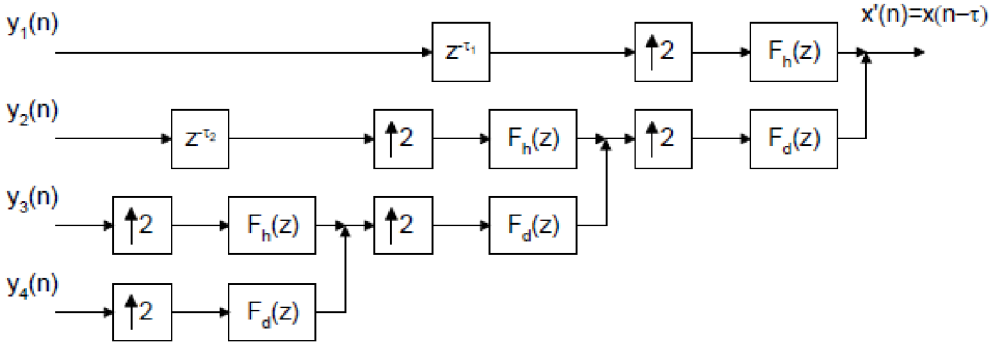
2.2.1 Zpětná vlnková transformace

Zpětná vlnková transformace (IDTWT - Inverse Discrete-Time Wavelet Transform) slouží k rekonstrukci signálu z koeficientů transformace poté, co byly koeficienty upraveny (např. za účelem odstranění šumu), popř. za účelem komprese signálových dat [7].

Nejprve jsou posloupnosti koeficientů prodlouženy vložením nulového vzorku mezi každý vzorek posloupnosti. Takto upravené posloupnosti jsou filtrovány rekonstrukčním filtrem (dolní nebo horní propust podle použitého rozkladového filtru), který musí být vhodným protějškem odpovídajícího rozkladového filtru. Takto prodloužené a filtrované posloupnosti jsou postupně sčítány se svou protější posloupností koeficientů. Posloupnosti koeficientů jsou sčítány v opačném pořadí, než byly rozkládány, tj. od koeficientů, odpovídajících nejnižším frekvenčním pásmům (viz obr. 2.3) [10].

2.3 Stacionární vlnková transformace

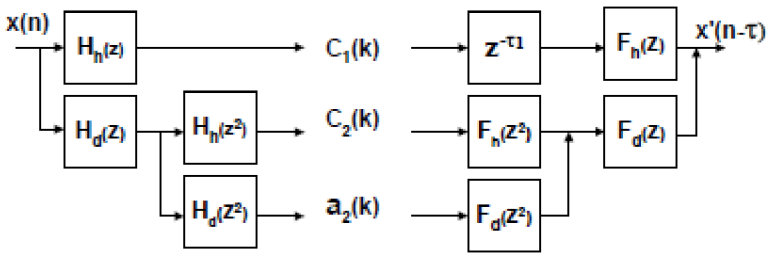
Stacionární vlnková transformace (SWT - Stationary Wavelet Transform), nebo také redundantní vlnková transformace, je varianta DTWT, při které nedochází k podvzorkování výstupů, a je tedy třeba v každém stupni rozkladu upravit impulsní charakteristiky filtrů. Tato úprava spočívá ve vložení nuly mezi každé dva vzorky



Obr. 2.3: Schéma IDTWT [10]

impulsní charakteristiky předchozího stupně rozkladu. Výsledkem SWT jsou výstupní signály (resp. koeficienty transformace), které jsou stejně dlouhé v každém frekvenčním pásmu [10].

Zpětná SWT se od IDTWT bude mírně lišit. Jelikož koeficienty transformace nejsou podvzorkovány, není třeba je na rozdíl od IDTWT prodlužovat. Dané posloupnosti tedy vstupují přímo do rekonstrukčního filtru, který stejně jako v případě IDTWT musí odpovídat rozkladovému filtru. Následně jsou posloupnosti koeficientů sčítány, opět v opačném pořadí, než probíhal rozklad signálu (viz obr. 2.4) [10].



Obr. 2.4: Schéma dopředné a zpětné SWT [10]

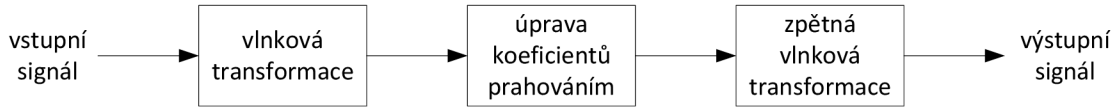
Velkou výhodou SWT oproti DTWT je, že díky absenci podvzorkování není závislá na volbě počátku transformovaného signálu a zároveň výsledek SWT není příliš citlivý na zvolenou banku filtrů. Naopak nevýhodou je právě velký počet koeficientů, který značně stoupá s rostoucím stupněm rozkladu. Tato nevýhoda může být značná při filtraci vícerozměrných signálů, avšak u jednorozměrných signálů ji můžeme zanedbat. Druhou nevýhodou je větší pracnost výpočtu, jelikož filtry pracují se vstupní vzorkovací frekvencí. Tuto nevýhdu je ale možné kompenzovat volbou banky filtrů s krátkou impulsní charakteristikou [10].

3 NÁVRH VLNKOVÉHO FILTRU

Cílem filtrace signálu je obecně očištění užitečného signálu od aditivní náhodné šumové složky. Pomocí klasické lineární filtrace, jako jedné z možností filtrace signálu, je možné potlačit určité frekvence, na kterých je nezanedbatelný vliv šumu. Nevýhodou tohoto způsobu filtrace je potlačení užitečné frekvenční složky stejnou měrou jako potlačení šumové složky [10].

Naproti tomu výhodou použití vlnkové transformace je schopnost oddělit užitečný signál od šumu i přes to, že se jejich spektra výrazně překrývají (v případě EKG rušení signálu se jedná především o širokospektrální rušení myopotenciály) [10].

Podstatou vlnkové filtrace WF (viz obr. 3.1) je rozklad signálu do jednotlivých frekvenčních pásem a jejich následná úprava, nejčastěji prahováním. Poté je použita zpětná transformace, která z jednotlivých frekvenčních pásem zrekonstruuje výsledný signál [10].



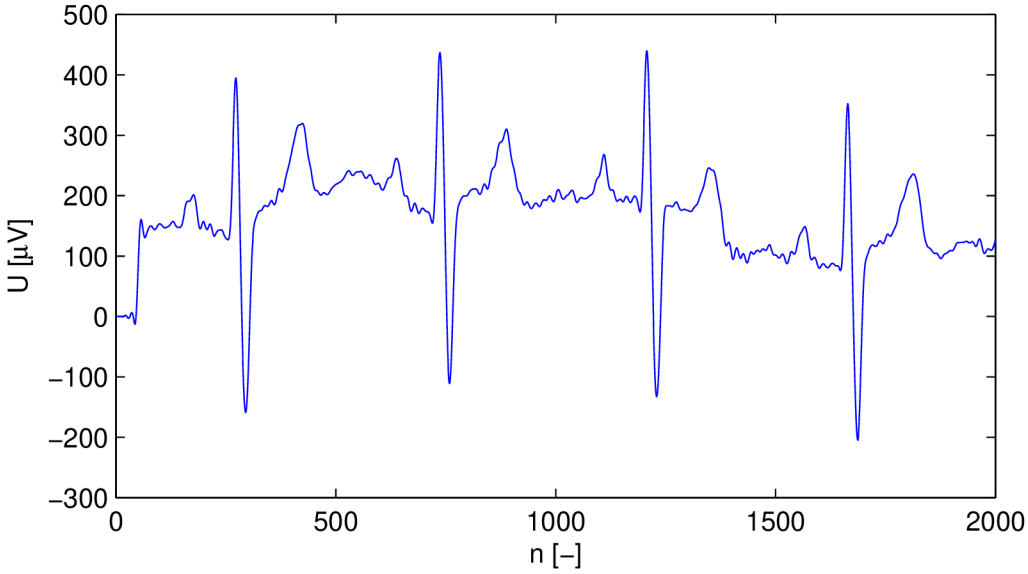
Obr. 3.1: Schéma vlnkové filtrace

3.1 Prodloužení vstupního signálu

Jelikož je rozklad signálu realizován pomocí lineárních filtrů, dochází zde ke zpoždění, které se na začátku i konci filtrovaného signálu projeví přechodovým jevem, který svou délkou odpovídá délce impulsní charakteristiky filtru. Na obr. 3.2 je zpoždění i přechodový jev dobře viditelný. Délka přechodového jevu je 100 vzorků ($|h_m| = 100$ vzorků).

Zpoždění i přechodový jev lze eliminovat prodloužením signálu tak, aby se celá délka přechodového jevu nacházela mimo filtrovaný signál. Toho lze dosáhnout tím, že k filtrovanému signálu jsou na jeho začátek i konec přidány posloupnosti dalších vzorků signálu, přičemž délka těchto posloupností by měla odpovídat minimálně délce impulsní charakteristiky použitého filtru. Přechodový jev se tak projeví pouze v prodloužené části signálu a samotný signál nebude přechodovým jevem poškozen.

Filtrovaný signál je tedy nejprve prodloužen a až poté vstupuje do vlnkového filtru (viz výše). Celý proces vlnkové filtrace pracuje již s prodlouženým signálem, jehož délka se v průběhu filtrace nemění a na výstupu filtru je tedy opět prodloužený



Obr. 3.2: Přechodový jev, způsobený zpožděním filtru

signál. Jednoduchým odstraněním odpovídajícího počtu vzorků ze začátku i konce signálu je získán filtrovaný signál o jeho původní délce, bez přechodového jevu.

Dále z teorie vlnkové transformace a z popisu použité funkce `swt` pro rozklad signálu (viz dále) vyplývá podmínka pro vstupní signál, kdy délka signálu na vstupu funkce musí být celočíselný násobek výrazu 2^N, kde N je zvolený stupeň rozkladu. Před samotnou transformací je tedy ještě třeba zkontrolovat tuto podmínku a případně zvětšit prodloužení signálu, aby tuto podmínku splňoval.

Pomocí prodloužení je sice možné odstranit přechodový jev a navíc je v některých případech prodloužení nutné pro splnění nezbytných podmínek filtrace, avšak na druhou stranu se jedná o uměle přidanou část signálu, která také negativně ovlivňuje výsledek filtrace. Tento negativní vliv je možné minimalizovat vhodnou realizací prodloužení.

Prodloužení může být realizováno třemi způsoby. Prvním způsobem je prodloužení tvořené posloupností nulových vzorků. Druhou možností je prodloužení posloupností vzorků, jejichž hodnota se rovná hodnotě prvního vzorku původního signálu (pro prodloužení na začátku signálu), resp. hodnotě posledního vzorku původního signálu (pro prodloužení na konci signálu). Poslední možností je přidání posloupností, které zrcadlově kopírují začátek resp. konec filtrovaného signálu. Pro vlnkový filtr, realizovaný v rámci této práce, byla zvolena poslední jmenovaná metoda, pomocí které bylo při testování dosaženo nejlepších výsledků [18].

3.2 Rozklad signálu vlnkovou transformací

Pro rozklad signálu vlnkovou tranformací byla zvolena varianta statické vlnkové transformace SWT, která je v prostředí Matlab realizována pomocí funkce `swt`. Na vstup této funkce je kromě vstupního signálu přivedena také hodnota požadovaného stupně rozkladu N a název banky filtrů, který bude použit pro rozklad signálu. V následující tab. 3.1 je přehled bank filtrů, obsažených ve vlnkovém toolboxu Matlabu, které je možno použít pro rozklad signálu pomocí funkce `swt`.

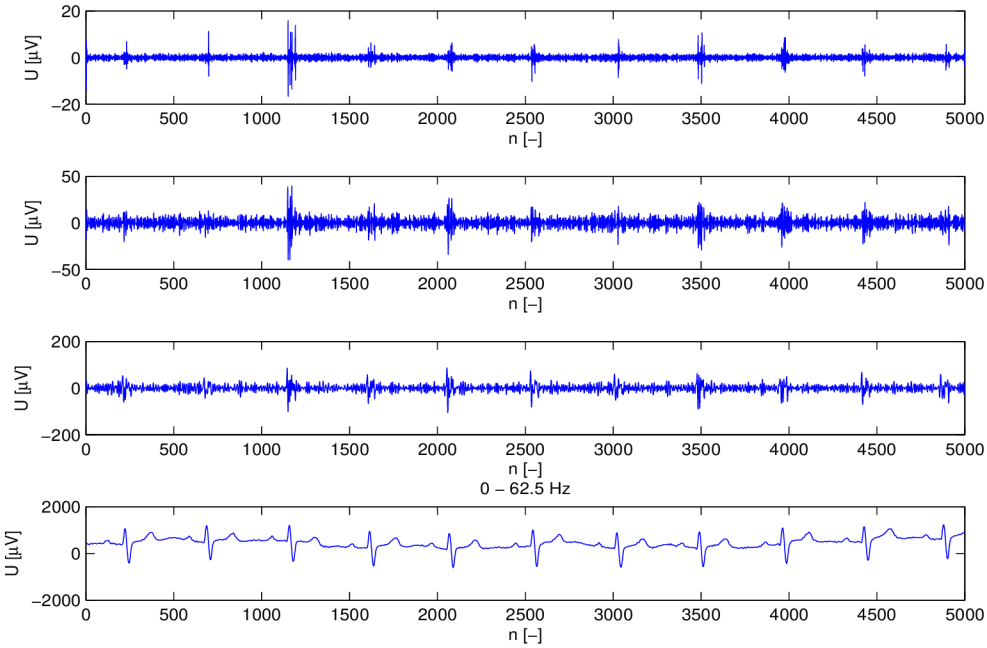
Tab. 3.1: Přehled bank filtrů (převzato z nápovědy pro Matlab)

Kategorie vlnek	**Vlnky**
Daubeschiesové vlnky	db1, db2, ..., db10, ..., db45
Coiflety	coif1, ..., coif5
Symlety	sym2, ..., sym8, ..., sym45
Diskrétní Meyerova vlnka	dmey
Biorthogonální vlnky	bior1.1, bior1.3, bior1.5
	bior2.2, bior2.4, bior2.6, bior2.8
	bior3.1, bior3.3, bior3.5, bior3.7
	bior3.9, bior4.4, bior5.5, bior6.8
Reversní Biorthogonální vlnky	rbior1.1, rbior1.3, rbior1.5
	rbior2.2, rbior2.4, rbior2.6, rbior2.8
	rbior3.1, rbior3.3, rbior3.5, rbior3.7
	rbior3.9, rbior4.4, rbior5.5, rbior6.8

Výstupem funkce je matice koeficientů transformace, ve které počet řádků matice odpovídá počtu frekvenčních pásem a počet sloupců odpovídá počtu koeficientů v jednom frekvenčním pásmu. Na obr. 3.3 je zobrazen signál, rozložený na jednotlivá frekvenční pásma.

3.3 Prahování

Pomocí prahování dochází k vlastní filtraci signálu – tedy k oddělení šumové složky od užitečného signálu. Při prahování se využívá nestacionárního charakteru EKG signálu. Ten je asi jen z deseti procent tvořen relativně vysokofrekvenčními komplexy QRS (frekvence komplexů QRS mohou přesahovat i frekvenci 125 Hz) a zbytek užitečného signálu obsahuje složky o výrazně nižších kmitočtech (do 10 Hz) [10].



Obr. 3.3: Jednotlivá frekvenční pásma po rozkladu funkcí `swt` (použitá banka filtrů: bior4.4, stupeň rozkladu N= 3)

Jak již bylo zmíněno, cílem filtrace je očištění signálu od aditivního šumu, tedy od šumu, který byl přičten k čistému signálu. Jelikož je vlnková transformace lineárním dějem, složka šumu v každé posloupnosti koeficientů má také aditivní charakter:

$$y_m(n) = u_m(n) + v_m(n), \tag{3.1}$$

kde $y_m(n)$ jsou koeficienty daného frekvenčního pásma, $u_m(n)$ jsou koeficienty užitečného signálu a $v_m(n)$ jsou koeficienty šumu. Díky tomu se ve vyšších frekvenčních pásmech budou příspěvky užitečného signálu vyskytovat v kratších úsecích, charakterizovaných vyššími hodnotami koeficientů, zatímco šum se bude projevovat stejným způsobem v celém průběhu signálu [10].

Cílem úpravy koeficientů vlnkové transformace pomocí prahování je tedy vynulovat koeficienty, které odpovídají koeficientům šumu a současně minimálně poškodit koeficienty, odpovídající užitečnému signálu. Koeficienty nejnižšího frekvenčního pásma y_{M+1} nesou obvykle velkou část užitečného signálu, a proto není vhodné tyto koeficienty upravovat [18].

3.3.1 Stanovení prahové hodnoty

Aby při úpravě koeficientů bylo odstraněno co nejvíce šumu a zároveň nebyl poškozen užitečný signál, je nutné vhodné nastavení prahové hodnoty, na základě které jsou rozlišeny koeficienty šumu a koeficienty užitečného signálu. Základem pro stanovení prahu je výpočet směrodatné odchylky šumu

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_m(i) - \overline{y_m})}. \tag{3.2}$$

Výpočet podle (3.2) však není příliš vhodný, jelikož výsledná hodnota neodpovídá směrodatné odchylce šumu, ale směrodatné odchylce celého signálu, tzn. výsledek je příliš ovlivněn zejména vysokými hodnotami koeficientů v místech QRS komplexů. Vhodnější alternativou je tedy použití odhadu směrodatné odchylky šumu pomocí mediánu

$$\sigma_m = \frac{\text{median } |y_m|}{0,6745}, \tag{3.3}$$

který není zmíněnými vysokými hodnotami tolik ovlivněn [13].

Na základě směrodatné odchylky signálu, resp. odhadu směrodatné odchylky, se následně vypočítá hodnota prahu. První možností je stanovení tzv. univerzálního prahu

$$\lambda_m = \sigma_m \cdot \sqrt{2 \cdot ln(N)}, \tag{3.4}$$

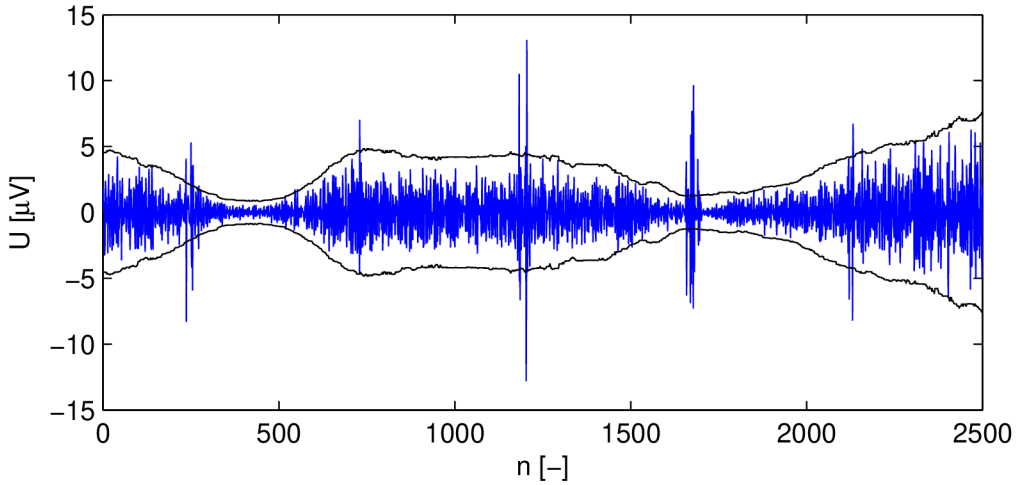
kde σ_m je směrodatná odchylka šumu a N je délka signálu [2]. Druhou možností je tzv. empirický práh

$$\lambda_m = K \cdot \sigma_m, \tag{3.5}$$

kde σ_m je směrodatná odchylka šumu a konstanta K je empiricky získaná hodnota.

Výhodou univerzálního prahu je jeho nezávislost na dalších parametrech (jediným parametrem je zde délka signálu). Na druhou stranu je takto získaný práh ve většině případů příliš vysoký a neposkytuje uspokojivé výsledky. Empirický práh umožňuje oproti univerzálnímu prahu přesnější stanovení prahové hodnoty (navíc v případě dosazení $K = \sqrt{2 \cdot ln(N)}$ je možné nastavit prahovou hodnotu, odpovídající univerzálnímu prahu), avšak stanovení nejvhodnější empirické konstanty K je poměrně složité (je třeba zohlednit výsledky filtrace velkého množství signálů při různě nastavených parametrech filtru) a často vyžaduje využití i složitějších optimalizačních metod.

Výše popsaným způsobem je dosaženo pevné prahové hodnoty, která se stanovuje zvlášť pro každé frekvenční pásmo s výjimkou nejnižšího frekvenčního pásma. Alternativou k pevné prahové hodnotě je adaptivní práh. Při adaptivním prahování je odhad směrodatné odchylky šumu počítán v plovoucím okně o stanovené délce. Prahová hodnota je tedy v průběhu signálu proměnlivá a může takto reagovat na změnu výkonu šumu v průběhu signálu (viz obr. 3.4). Při adaptivním prahování je nutné vhodně zvolit délku plovoucího okna, ve kterém je odhad směrodatné odchylky počítán. Při příliš velkém okně bude filtr reagovat na změnu výkonu šumu příliš pomalu a výsledek se bude blížit výsledkům, dosaženým pomocí pevného prahování. Naopak při příliš malém zvoleném okně, zejména pokud je okno kratší než RR interval (vzdálenost mezi dvěma R kmity), dochází k přílišnému kolísání směrodatné odchylky vlivem vysokých koeficientů v místech QRS komplexů [18].



Obr. 3.4: Ukázka funkce adaptivního prahování (koeficienty trasformace jsou zobrazeny modře a proměnlivá prahová hodnota je znázorněna černě)

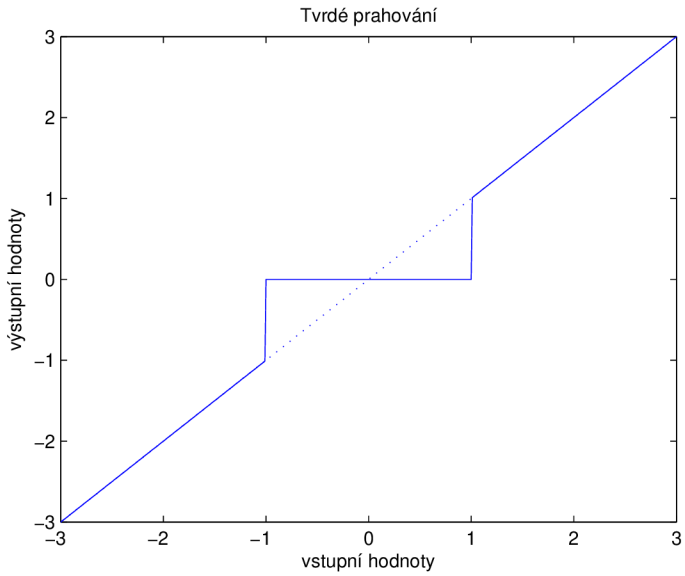
Na základě vypočtené prahové hodnoty jsou koeficienty transformace upravovány a dochází tak k potlačení šumu. Koeficienty, jejichž absolutní hodnota je menší nebo rovna hodnotě prahu, odpovídají koeficientům šumu (za předpokladu správně nastavené prahové hodnoty) a jsou přenastavovány na nulovou hodnotu. Koeficienty, jejichž absolutní hodnota je větší než prahová hodnota, odpovídají s velkou pravděpodobností užitečnému signálu, ale jejich hodnota je ovlivněna také šumem (viz (3.1)), přičemž ale není možné zjistit, do jaké míry se do hodnoty daného nadprahového koeficientu promítá užitečný signál a do jaké míry šum. Zacházení s těmito nadprahovými koeficienty se liší v závislosti na zvolené metodě prahování, kdy je možno volit mezi tvrdým, měkkým, poloměkkým, hyperbolickým a garrotním prahováním.

3.3.2 Tvrdé prahování

Tvrdé prahování je jednou ze základních metod prahování. Funkce tvrdého prahování je zobrazena na obr. 3.5. Podprahové hodnoty jsou nastavovány na nulovou hodnotu, zatímco nadprahové hodnoty zůstávají nezměněny:

$$\delta^t = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x| \leq \lambda, \\ x & \text{pro } |x| > \lambda, \end{cases} \tag{3.6}$$

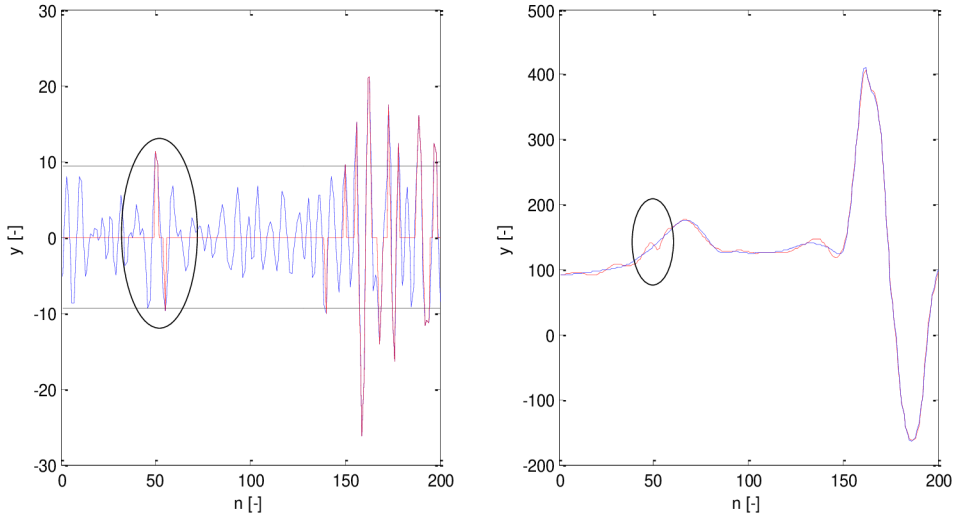
kde x je vstupní hodnota, λ prahová hodnota a δ^t je výstupní hodnota [14].



Obr. 3.5: Graf funkce tvrdého prahování (práh $\lambda = 1$)

Nevýhodou této metody je náchylnost k propouštění mírně nadprahových koeficientů šumu. Ty nejsou nijak tlumeny a jsou ponechány beze změny stejně, jako koeficienty užitečného signálu.

Na obr. 3.6 vlevo je zobrazena část koeficientů frekvenčního pásma 125 − 250 Hz. Jelikož v tomto frekvenčním pásmu se z užitečného signálu nachází pouze příspěvky QRS komplexů, nadprahové koeficienty v oblasti mimo QRS komplex mají pravděpodobně původ v šumu. Tyto koeficienty ale nejsou nijak tlumeny a je z nich pomocí zpětné transforamace rekonstruován výsledný signál. Stejnou část signálu po rekonstrukci zobrazuje obr. 3.6 vpravo. Je zde vidět šumový artefakt v místě nesprávně propuštěných koeficientů.



Obr. 3.6: Vlevo nesprávně propuštěné koeficienty tvrdým prahováním (signál před prahováním je zobrazen modře a po prahování červeně) a vpravo neodfiltrovaný šumový artefakt (čistý signál je zobrazen modře, signál po filtraci je zobrazen červeně)

3.3.3 Měkké prahování

Měkké prahování je druhou základní metodou prahování. Jeho funkce je zobrazena na obr. 3.7 a matematicky ji můžeme definovat následujícím způsobem [14]:

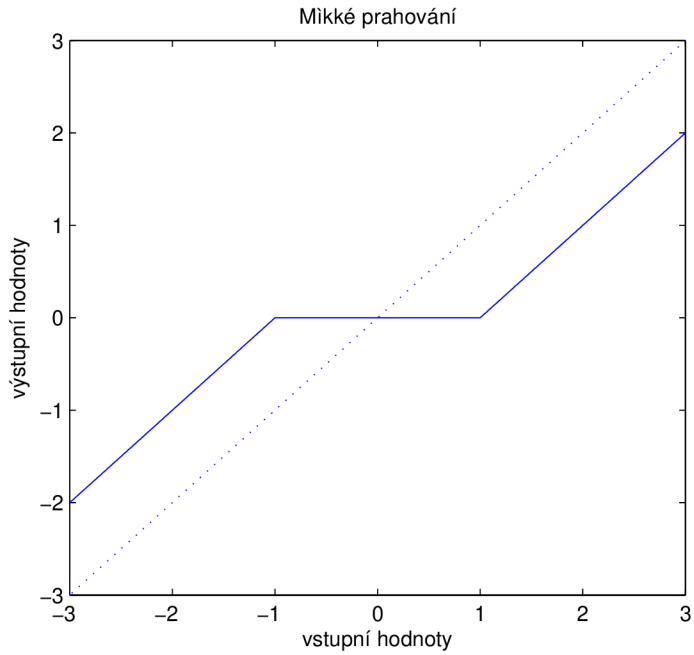
$$\delta^m = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x| \leq \lambda, \\ \text{sign}(x)(|x| - \lambda) & \text{pro } |x| > \lambda. \end{cases} \tag{3.7}$$

Oproti tvrdému prahování je zde výhodou, že náhodné nadprahové koeficienty šumu se sice ve výsledném signálu projeví, ale jsou výrazně utlumeny. Spolu s nimi jsou ale utlumeny také koeficienty užitečného signálu.

Na obr. 3.8 je zobrazen stejný úsek signálu jako na obr. 3.6. Nadprahové šumové koeficienty sice nebyly zcela potlačeny, ale díky vlastnostem měkkého prahování nezpůsobily vznik šumového artefaktu ve výsledném signálu (viz obr. 3.8 vlevo). Zároveň byly ale zmenšeny koeficienty užitečného signálu, což se projevilo zmenšením amplitudy a celkovou deformací QRS komplexu (viz obr. 3.8 vpravo).

3.3.4 Poloměkké prahování

Poloměkké prahování je kompromisem mezi měkkým a tvrdým prahováním a má z těchto metod nejlepší výsledky, co se týče poměru signál–šum výsledného signálu [14].



Obr. 3.7: Graf funkce měkkého prahování (práh $\lambda = 1$)

Prahované koeficienty jsou pomocí dvou prahů λ_1 a λ_2 rozděleny do tří intervalů a podle toho následujícím způsobem upraveny:

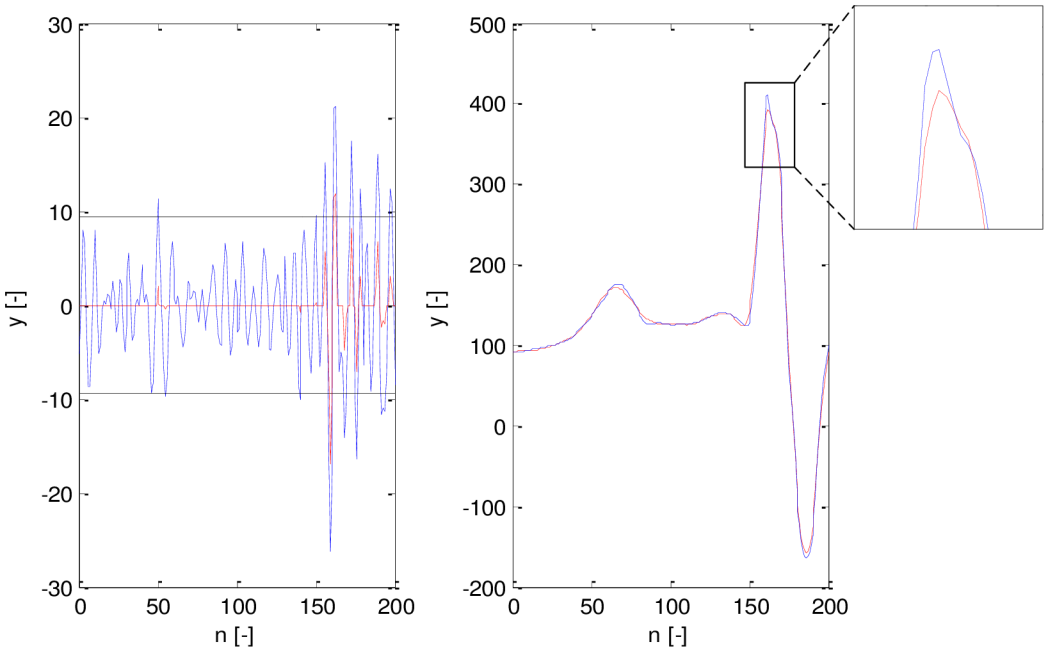
$$\delta^p = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x| \leq \lambda_1, \\ \text{sign}(x)\frac{\lambda_2(|x|-\lambda_1)}{\lambda_2-\lambda_1} & \text{pro } \lambda_1 < |x| \leq \lambda_2, \\ x & \text{pro } |x| > \lambda_2. \end{cases} \tag{3.8}$$

Jedná se vlastně o tvrdé prahování, které je rozšířeno o interval, pokrývající těsně nadprahové hodnoty koeficientů. Jejich hodnota po úpravě je lineárně závislá na jejich poloze mezi oběma prahy. Pokud bude hodnota koeficientu velmi blízká prvnímu prahu λ_1, jeho hodnota na výstupu prahování bude velmi nízká, blízká nule. Naopak hodnoty blízké prahu λ_2 budou změněny jen minimálně. Funkce tvrdého a poloměkkého prahování je možno porovnat na obr. 3.9.

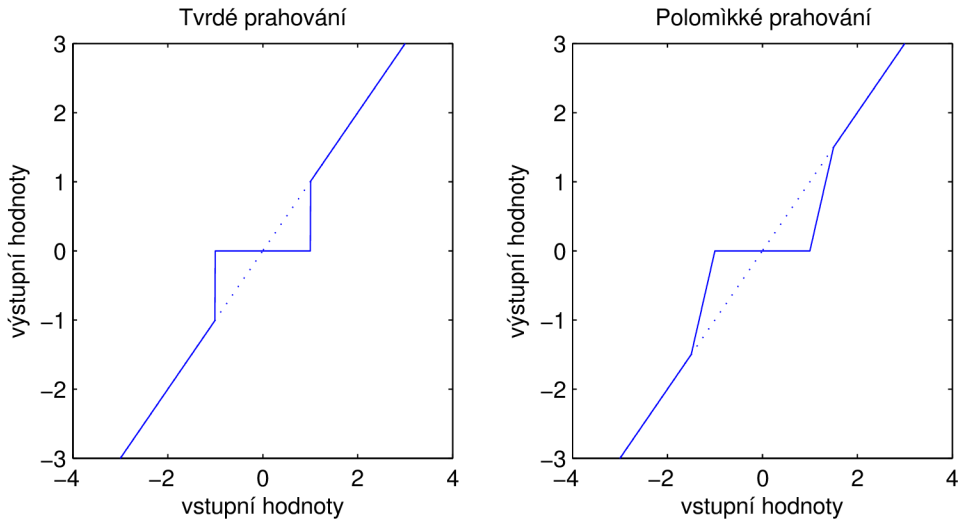
Jak již bylo zmíněno, poloměkké prahování poskytuje velmi dobré výsledky z hlediska poměru signálu a šumu výsledného signálu. Na druhou stranu velkou nevýhodou této metody je nutnost stanovit druhý práh, což je komplikované zejména v případě empiricky stanovaných prahových hodnot [14].

3.3.5 Garrotní a hyperbolické prahování

Garrotní a hyperbolické prahování jsou po poloměkkém prahování další alternativy, jak dosáhnout kompromisu mezi dostatečným potlačením koeficientů šumu a zacho-



Obr. 3.8: Vlevo nesprávně propuštěné koeficienty měkkým prahováním (signál před prahováním je zobrazen modře a po prahování červeně) a vpravo deformovaný QRS komplex (čístý signál je zobrazen modře, signál po filtraci je zobrazen červeně)



Obr. 3.9: Grafy funkcí tvrdého prahování (práh $\lambda = 1$) a poloměkkého prahování (prahy $\lambda_1 = 1$ a $\lambda_2 = 1,5$)

váním koeficientů užitečného signálu. Společným rysem garrotního a hyperbolického prahování je tendence přiblížit se fukci poloměkkého prahování, avšak bez nutnosti

definovat druhý práh [14].

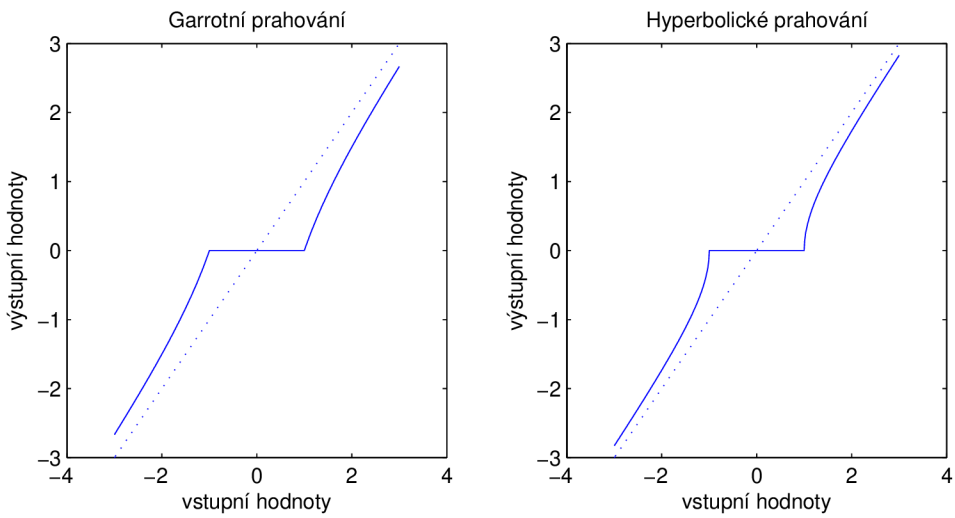
Rozdíl je ve tvaru funkce prahování v oblasti nadprahových koeficientů (viz obr. 3.10). Zatímco funkce garrotního prahování

$$\delta^g = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x| \leq \lambda, \\ x - \frac{\lambda^2}{x} & \text{pro } |x| < \lambda. \end{cases} \tag{3.9}$$

i jednoznačně nadprahové hodnoty značně snižuje a do jsté míry se tak podobá funkci měkkého prahování, hyperbolické prahování

$$\delta^h = \begin{cases} 0 & \text{pro } |x| < \lambda, \\ \text{sign}(x)\sqrt{x^2 - \lambda^2} & \text{pro } |x| \geq \lambda. \end{cases} \tag{3.10}$$

již poměrně nízké nadprahové hodnoty přenáší prakticky beze změny a blíží se tak spíše tvrdému prahování [14].



Obr. 3.10: Grafy funkcí garrotního prahování a hyperbolického prahování (práh λ=1)

3.4 Rekonstrukce signálu zpětnou vlnkovou transformací

Rekonstrukce signálu je v prostředí Matlab realizována pomocí funkce `iswt`. Na vstup této funkce je přivedena matice upravených koeficientů a také název banky filtrů, která bude pro rekonstrukci použita. Banka filtrů se volí stejná jako pro rozklad signálu (viz tab. 3.1). Výstupem funkce je filtrovaný signál, který je oproti původnímu signálu prodloužen (kvůli prodloužení, popsanému v kapitole 3.1).

4 NASTAVENÍ PARAMETRŮ FILTRACE

Výsledek filtrace vlnkovým filtrem závisí na všech volených parametrech filtrace (stupeň rozkladu, použitá banka filtrů, metoda prahování, empirická konstanta pro výpočet prahové hodnoty a v případě adaptivního prahování také délka plovoucího okna) a také na vlastnostech konkrétního vstupního signálu. Jednotlivé parametry jsou navíc vzájemně provázány tak, že při změně jednoho z parametrů je nutné pozměnit také ostatní parametry, aby byla zachována dobrá funkčnost filtru. Je proto velmi obtížné nalézt nejvhodnější kombinaci parametrů, pomocí které by filtr poskytoval nejlepší možný výsledek.

Nejspolehlivějším postupem pro stanovení nejvhodnějšího nastavení filtru by bylo postupné otestování každé kombinace hodnot parametrů zvlášť a na co největším množství různě zarušených signálů. Vzhledem k tomu, že je zde celkem přes jeden milion možných kombinací [18], je zřejmé, že není možné takto rozsáhlé testování provést v rozumném čase. Proto byl pro stanovení nejvhodnějších parametrů realizovaného filtru zvolen následující, značně zjednodušený postup: Nejprve bylo na základě [11] a [18] stanoveno výchozí nastavení filtru (viz dále) a poté byl zjišťován vliv různých hodnot jednotlivých parametrů na výsledek filtrace. Parametry byly testovány v pořadí: stupeň rozkladu, banka filtrů a metoda prahování, přičemž nejlepší nastavení z předchozího testování bylo použito pro testování následujícího parametru. Tento postup byl výhodný svou jednoduchostí, na druhou stranu není jisté, zda bylo tímto způsobem dosaženo nejlepšího možného nastavení. Zejména testování stupně rozkladu mohlo být negativně ovlivněno nevhodně zvoleným vstupním nastavením filtru a na základě výsledku tohoto testování bylo hned vyloučeno velké množství kombinací, které by teoreticky mohly poskytovat kvalitní výsledky.

K testování navrženého vlnkového filtru byla využívána CSE databáze (Common Standards for Quantitative Electrocardiography database). Ta je rozdělena na několik částí, podle typů EKG signálů, které obsahuje. První část obsahuje třísvodové EKG záznamy, druhá část obsahuje EKG signály, snímané zároveň v 15 svodech a třetí část obsahuje vícesvodové záznamy, určené pro testování diagnostických programů. Pro testování realizovaného filtrů v rámci této práce byla využívána druhá část CSE databáze, obsahující 250 třísvodových EKG záznamů a 250 dvanácti svodových EKG záznamů. Celkem bylo tedy k dispozici 3750 EKG signálů, přičemž každý signál je dlouhý 10 sekund a je vzorkován vzorkovací frekvencí 500 Hz při kvantizační úrovni 5 µV [18].

Výsledky filtrace vlnkovým filtrem jsou hodnoceny na základě zlepšení hodnoty SNR (Signal to Noise Ratio). Tato hodnota udává poměr výkonu signálu k výkonu

šumu. Její hodnota je dána vztahem

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n)]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} [w(n)]^2} \right) [dB], \tag{4.1}$$

kde $s(n)$ je signál bez šumu a $w(n)$ je šum. SNR se udává v jednotkách decibelech. Tento vzorec je vhodný pro uměle vytvořený signál se šumem, který bude teprve filtrem filtrován.

Jelikož výkon šumu ve výsledném signálu není známý, počítá se SNR podle upraveného vzorce pro SNR výstupního signálu

$$SNR_{out} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n)]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} [\hat{s}(n) - s(n)]^2} \right) [dB], \tag{4.2}$$

kde $\hat{s}(n)$ je výsledný filtrovaný signál [3].

4.1 Stupeň rozkladu

Jako výchozí nastavení filtru byla podle [11] nastavena banka filtrů sym4 a metoda tvrdého prahování. Práh je pevný, počítaný pro každé frekvenční pásmo zvlášť s empirickou konstantou pro výpočet prahu K = 2, 8 [18]. V rámci tohoto nastavení byl testován vliv stupně rozkladu na výsledek signálu. Výsledky testování jsou zapsány v následující tab. 4.1:

Tab. 4.1: Výsledky testování různých hodnot stupně rozkladu na kompletní CSE databázi (banka filtrů sym4, tvrdé prahování, K = 2, 8)

stupeň rozkladu N	**prům. zlepšení SNR [dB]**	směrodatná odchylka [dB]	max. zlepšení SNR [dB]	min. zlepšení SNR [dB]
2	**4,76**	0,73	6,27	0,11
3	**8,16**	1,84	13,18	0,21
4	**6,21**	3,4	14,5	-10,84
5	**-0,9**	6,44	13,65	-23,58
6	**-9,29**	7,82	13,64	-3,65

Z tab. 4.1 je patrné, že se výsledky filtrace vzájemně výrazně liší v závislosti na zvoleném stupni rozkladu. Nejlepších výsledků bylo dosaženo při stupni rozkladu N = 3, kdy průměrné zlepšení SNR dosáhlo 8, 16 dB. Dobrých výsledků dosahuje

filtr také při stupni rozkladu N = 4. Při dalším zvyšování stupně rozkladu už ale filtr selhává a signály jsou častěji filtrací ještě více poškozeny (o čemž vypovídá záporná hodnota zlepšení SNR).

4.2 Banka filtrů

Dalším volitelným parametrem je banka filtrů (vlnek), která slouží k rozkladu signálu na jednotlivá frekvenční pásma. Knihovna Matlabu jich obsahuje poměrně velké množství - viz tab. 3.1, avšak pro testování byly zvoleny jen ty, které jsou vhodné pro rozklad EKG signálů. Podle [11] jsou pro rozklad EKG signálů vhodné vlnky db4, db8, sym4, sym7, sym8, sym10, coif5, dmey a bior4.4. Jiní autoři však používají také další vlnky (např. v [4] je k rozkladu EKG signálu použita banka filtrů sym9). Hledání nejvhodnější banky filtrů bylo prováděno za stejných podmínek jako hledání nejvhodnější hodnoty stupně rozkladu, přičemž ten byl na základě předchozího zjištění (viz kapitola 4.1) nastaven na hodnotu N = 3. Z výsledků, uvedených v tab. 4.2, vyplývá, že rozdíly v použití různých bank fitrů nejsou příliš velké, což odpovídá použití stacionární vlnkové transformace, která (oproti vlnkové transformaci s diskrétním časem) není tolik citlivá na volbu banky filtrů. Přesto se volba vlnky do výsledku filtrace projevuje a vhodnou volbou banky filtrů je možné zlepšit výsledek filtrace až o necelý 1 dB. Na základě zjištěných výsledků (viz tab. 4.2), je nejvhodnější bankou filtrů sym4, popř. bior4.4. Naopak výsledek filtrace se zvolenou diskrétní meyerovou vlnkou (dmey) byl ze všech testovaných nejhorší.

Tab. 4.2: Výsledky testování různých bank filtrů na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, tvrdé prahování, empirická konstanta K = 2, 8)

banka filtrů	**prům. zlepšení SNR [dB]**	směrodatná odchylka [dB]	max. zlepšení SNR [dB]	min. zlepšení SNR [dB]
db4	**7,88**	1,84	12,93	0,19
db8	**7,49**	1,82	12,99	-1,29
sym4	**8,16**	1,84	13,23	0,24
sym7	**7,9**	1,82	12,7	-0,04
sym8	**7,87**	1,82	12,72	0,19
sym9	**7,78**	1,82	12,74	0,16
sym10	**7,75**	1,83	13,52	0,17
coif5	**7,7**	1,83	13,14	-0,36
dmey	**6,95**	1,87	12,09	-3,01
bior4.4	**8,03**	1,83	13,03	0,21

4.3 Metoda prahování

Posledním sledovaným parametrem je metoda prahování. V realizovaném filtru je možné volit mezi tvrdým, měkkým, hyperbolickým, garrotním a poloměkkým prahováním, které jsou popsány v kapitolách 3.3.2 až 3.3.5. Vliv těchto metod byl testován stejně jako v předchozích případech na zmíněné části CSE databáze, se stupněm rozkladu N = 3, bankou filtrů sym4, tvrdým prahováním a empirickou konstantou K = 2, 8, a výsledky jsou zaznamenány do tab. 4.3.

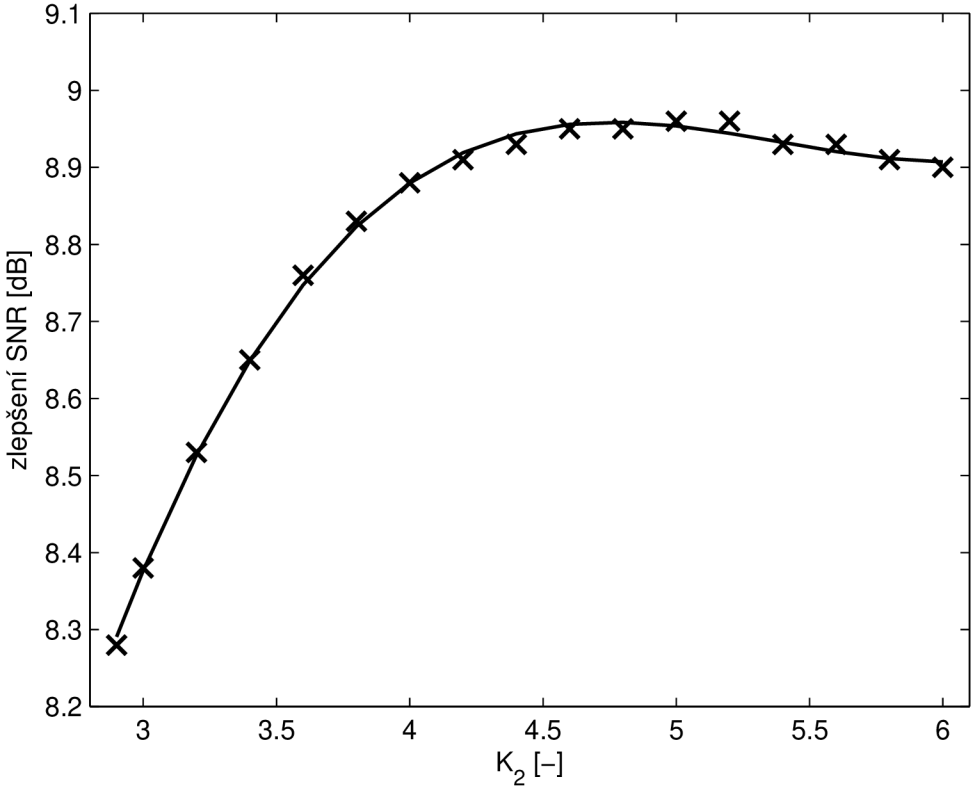
Tab. 4.3: Výsledky testování různých metod prahování na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, banka filtrů sym4, empirická konstanta $K_1 = 2,8$ a $K_2 = 5$ (pro poloměkké prahování))

prahování	**prům. zlepšení SNR [dB]**	směrodatná odchylka [dB]	max. zlepšení SNR [dB]	min. zlepšení SNR [dB]
tvrdé	**8,16**	1,83	13,11	0,19
měkké	**5,59**	2,9	16,44	-5,35
hyperbolické	**8,83**	2,01	15,44	0,24
garrotní	**8,45**	2,2	15,44	-1,25
poloměkké	**8,96**	2,07	15,54	-0,09

Nejlepších výsledků bylo dosaženo pomocí hyperbolického prahování, kde průměrné zlepšení SNR dosáhlo 8, 83 dB, naopak měkké prahování vykazovalo poměrně špatných výsledků, kdy průměrné zlepšení SNR bylo pouze 5, 59 dB.

Specifický postup bylo třeba zvolit u poloměkkého prahování, které by podle [14] mělo být z hlediska zlepšení SNR ze všech výše uvedených metod nejlepší. Poloměkké prahování se od ostatních odlišuje nutností definovat dvě prahové hodnoty λ_1 a λ_2 (viz kapitola 3.3.4) a je tedy nutné nastavit hodnoty dvou empirických konstant K_1 a K_2. Konstanta K_1 byla ponechána stejná, jako v předchozích případech, na hodnotě 2, 8 a konstanta K_2 byla nastavena na hodnotu 3. Filtr s tímto nastavením dosahoval poměrně dobrého průměrného zlepšení SNR (8, 38 dB), přesto tento výsledek neodpovídal očekávání, jelikož byl horší než výsledek filtru s hyperbolickým i garrotním prahováním. Při zvyšování hodnoty konstanty K_2 bylo zaznamenáno poměrně rychlé zvyšování průměrného zlepšení, až na hodnotu 8, 96 dB, které bylo dosaženo při hodnotě konstanty $K_2 = 5$. S dalším zvyšováním hodnoty empirické konstanty K_2 již docházelo pouze k poklesu průměrného zlepšení SNR. Graf závislosti průměrného zlepšení SNR na hodnotě empirické konstanty K_2 je zobrazen na obr. 4.1.

K dalšímu zvýšení průměrného zlepšení SNR po filtraci realizovaným vlnkovým fitrem došlo vlivem zapnutí adaptivního prahování, pro které byla zvolena velikost

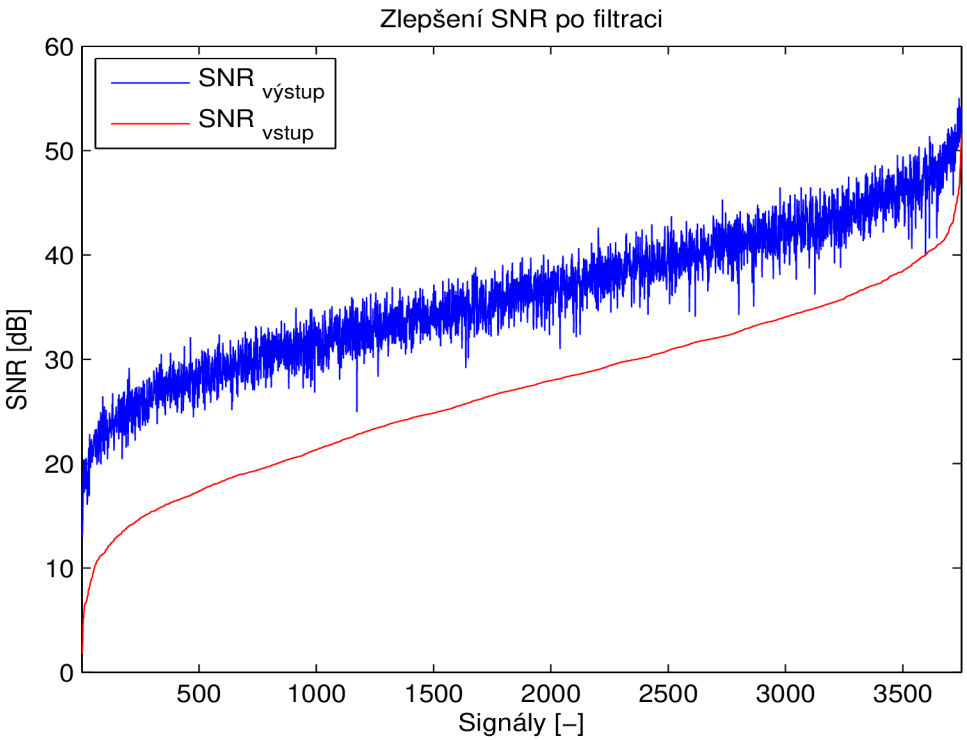


Obr. 4.1: Graf závislosti průměrného zlepšení SNR na hodnotě K_2

plovoucího okna 500 vzorků. Stejná velikost plovoucího okna byla zvolena také v [18]. Takto nastavený vlnkový filtr dosahoval průměrného zlepšení SNR o $9,24$ dB.

5 ZHODNOCENÍ VÝSLEDKŮ FILTRACE

Realizovaný vlnkový filtr byl po nastavení nejvhodnějších parametrů testován na signálech kompletní CSE databáze. Průměrné zlepšení SNR oproti vstupním signálům po filtraci vlnkovým filtrem bylo $9,24$ dB, se směrodatnou odchylkou $1,96$ dB. Výsledky jsou znázorněny na obr. 5.1. Je vidět, že u prvních signálů, které mají před filtrací malý SNR, dosahuje vlnkový filtr poměrně velkého zlepšení SNR. Toto zlepšení se ale mírně snižuje s rostoucím SNR vstupních signálů a roste také počet signálů, jejichž filtrace byla výrazně méně úspěšná než filtrace většiny ostatních signálů. Avšak pouze v jediném případě je výsledný SNR horší než SNR vstupního signálu.



Obr. 5.1: Výsledky testování vlnkového filtru na kompletní CSE databázi (stupeň rozkladu N = 3, banka filtrů sym4, poloměkké prahování, empirické konstanty $K_1 = 2,8$ a $K_2 = 5$, délka plovoucího okna adaptivního prahování: 500 vzorků)

5.1 Porovnání vlnkového filtru s lineárním filtrem

Podle předpokladu by měla filtrace pomocí vlnkového filtru poskytovat výrazně lepší výsledky než filtrace pomocí lineárního filtru. Pro porovnání výsledků vlnkového filtru s lineárním filtrem byl tedy v prostředí Matlab realizován jednoduchý lineární

filtr typu dolní propust. Mezní frekvenci lineárního filtru je nutné nastavit tak, aby nejvyšší frekvenční složky užitečného signálu ještě nebyly potlačovány. Při testování byly tedy zkoušeny mezní frekvence od 35 Hz do 40 Hz, jelikož v tomto frekvenčním pásmu se pohybují nejvyšší frekvenční složky užitečného signálu. Filtr byl poté testován, stejně jako vlnkový filtr, na kompletní CSE databázi.

Z tab. 5.1, ve které jsou výsledky filtrace lineárním filtrem, je patrné, že lineární filtr dosahuje velmi špatných výsledků. Přestože z hlediska maximálního zlepšení SNR se lineární filtr blíží vlnkovému filtru, průměrné zlepšení SNR po filtraci lineárním filtrem dosahuje dokonce záporných hodnot. Dochází tedy zde vlivem lineární filtrace ještě k většímu poškození signálu a toto zhoršení se zmenšuje s rostoucí mezní frekvencí. Toto je pravděpodobně způsobeno potlačováním složek užitečného signálu s frekvencemi nad stanovenou mezní frekvencí. U méně zarušených signálů je takto více potlačován užitečný signál než šum, což se projeví horším SNR.

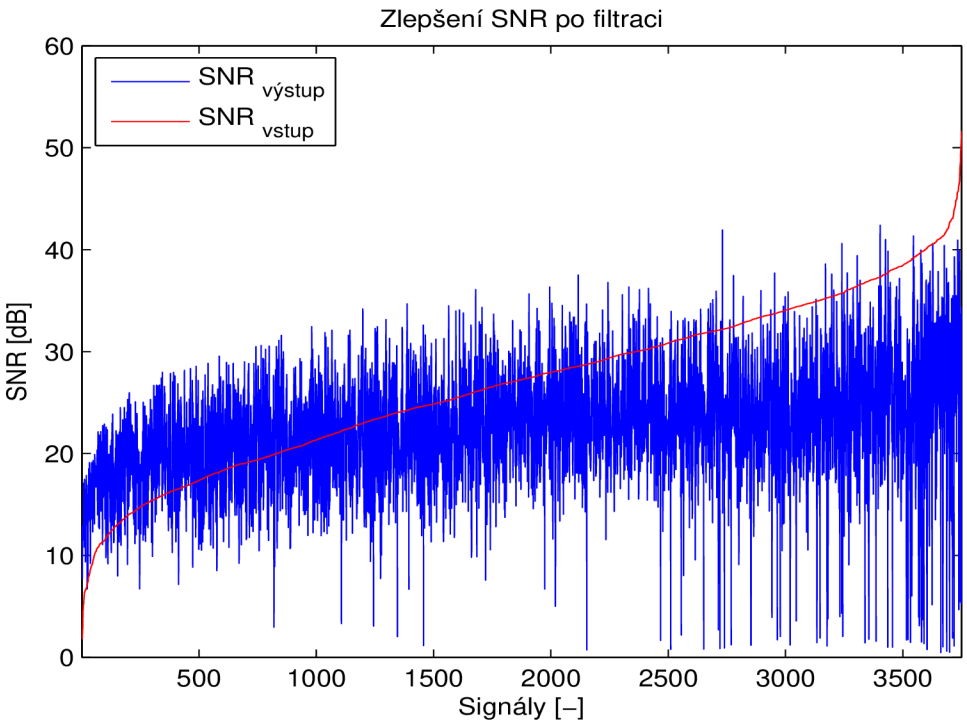
Tab. 5.1: Výsledky lineární filtrace při testování na kompletní CSE databázi

f_{mez} [Hz]	**prům. zlepšení SNR [dB]**	směrodatná odchylka [dB]	max. zlepšení SNR [dB]	min. zlepšení SNR [dB]
35	-6,25	8,58	13,94	-45,23
36	-5,86	8,52	14,11	-45,2
37	-5,47	8,47	13,47	-45,17
38	-5,09	8,41	12,83	-45,14
39	-4,76	8,34	12,59	-45,11
40	-4,45	8,27	15,12	-45,08

Na obr. 5.2 jsou graficky znázorněny výsledky lineárního filtru na CSE databázi, ke zlepšení SNR dochází po lineární filtraci pouze u silně zarušených signálů, avšak s rostoucím SNR vstupních signálů SNR na výstupu nerostlo a tak docházelo u naprosté většiny ostatních signálů pouze k poškození užitečného signálu. Dobře je také vidět velký rozptyl hodnot výsledných SNR, kdy některé hodnoty jsou výrazně lepší než většina ostatních, ale je zde také velké množství případů, kdy se SNR filtrovaného signálu blíží nule, což značí úplné selhání filtrace. Tento jev je také prezentován vysokou směrodatnou odchylkou zlepšení SNR (viz tab. 5.1), která je podstatně vyšší než u vlnkového filtru.

5.1.1 Porovnání vlnkového filtru s výsledky dalších autorů

Důležitou informací z pohledu hodnocení realizovaného vlnkového filtru je také porovnání s vlnkovými filtry jiných autorů. Jsou to zejména filtry, publikované v [11]



Obr. 5.2: Výsledky testování lineárního filtru na kompletní CSE databázi (délka impulsní charakteristiky = 150 vzorků, mezní frekvence f_{mez} = 40 Hz

a [18]. Zajímavé srovnání se nabízí s filtry, využívající také vlnkovou transformaci, avšak celkový algoritmus filtrace je odlišný. Jedná se zejména o wienerovský vlnkový filtr WWF, publikovaný v [6], [18] a [5], a adaptivní wienerovský vlnkový filtr AWWF, publikovaný v [18]. Hodnoty průměrného zlepšení SNR, dosažené jinými autory pomocí zmíněných filtrů, jsou zapsány v tab. 5.2:

Tab. 5.2: Porovnání výsledků realizovaného vlnkového filtru (v tabulce zvýrazněn) s výsledky dalších autorů

metoda filtrace	prům. zlepšení SNR [dB]	směrodatná odchylka [dB]
AWWF [18]	10,6	2,2
WWF [5]	9,91	2,0
WF	**9,24**	**1,96**
WWF [18]	8,2	3,8
WWF [6]	6,7	3,8
WF [11]	6,5	3,6
WF [18]	4,6	4,2

ZÁVĚR

V rámci práce byly stručně popsány vlastností EKG signálu a jeho nejčastějších rušení. Dále byla provedena studie teorie základních typů vlnkové transformace a navržen vlnkový filtr EKG signálu za účelem filtrace myopotenciálů ze signálu. Navržený vlnkový filtr byl následně realizován v prostředí Matlab. Poté býl realizovaný vlnkový filtr testován na signálech CSE databáze, přičemž výsledkem testování byla nejvhodnější kombinace paramtetrů filtrace pro filtrování EKG signálů. Výsledky filtrace realizovaným filtrem byly zhodnoceny a porovnány s výsledky lineárního filtru a také s výsledky dalších autorů, zabývajících se vlnkovou filtrací elektrokardiogramů.

Filtr dosahoval nejlepších výsledků při stupni rozkladu N = 3, bance filtrů pro rozklad signálu sym4 a za použití poloměkkého prahování. Adaptivní prahové hodnoty byly stanovovány empiricky na základě odhadu směrodatné odchylky vstupního signálu v plovoucím okně o délce 500 vzorků, s empirickýma konstantama $K_1 = 2,8$ a $K_2 = 5$.

Funkci realizovaného vlnkového filtru hodnotím jako dobrou. Z výše uvedených dat je dobře patrné zlepšení SNR signálu po filtraci realizovaným vlnkovým filtrem, které v některých případech dosahuje až cca 15 dB, s průměrnou hodnotou zlepšení SNR $9,24$ dB. Při testování vlnkového filtru na databázi CSE bylo dosaženo výrazně většího zlepšení SNR než při použití lineárního filtru, který ve filtraci většiny signálů CSE databáze selhal. Realizovaný vlnkový filtr tedy splnil předpoklad, podle kterého je vlnková filtrace vhodnou alternativou lineárních filtrů v oblasti potlačení rušení myopotenciály.

Také v porovnání s výsledky jiných autorů vykazuje realizovaný filtr velmi dobrých výsledků. Jednoduché vlnkové filtry, se kterými byl v této práci popisovaný filtr porovnáván, dosáhly podstatně horšího průměrného zlepšení SNR (až o $4,5$ dB). Výsledky realizovaného filtru jsou rovněž lepší než výsledky některých wienerovských vlnkových filtrů, přesto že podle předpokladu by výsledky wienerovských filtrů měly být lepší než výsledky prostého vlnkového filtru. Z porovnávaných filtrů bylo dosaženo lepšího výsledku pomocí adaptivního wienerovského vlnkového filtru [18] (průměrné zlepšení SNR vyšší cca o $1,4$ dB) a pomocí wienerovského vlnkového filtru [5] (průměrné zlepšení SNR vyšší cca o $0,7$ dB).

LITERATURA

[1] BORSKÁ, Lenka. *EKG desatero.* Brno: MSD, 2006, 117 s. ISBN 80-866-3352-7.

[2] DONOHO, D.L. De-noising by soft-thresholding. IEEE *Transactions on Information Theory.* 1995, vol. 41, issue 3, s. 613-627. DOI: 10.1109/18.382009. Dostupné z: < `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=382009` >.

[3] EL-DAHSHAN, El-Sayed A. Genetic algorithm and wavelet hybrid scheme for ECG signal denoising. *Telecommunication Systems.* 2011, vol. 46, issue 3, s. 209-215. DOI: 10.1007/s11235-010-9286-2. Dostupné z: < `http://link.springer.com/10.1007/s11235-010-9286-2` >.

[4] GARG, Girisha, Vijander SINGH, J. R. P. GUPTA a A. P. MITTAL. Optimal algorithm for ECG denoising using Discrete Wavelet Transforms. *2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research* [online]. IEEE, 2010, s. 1-4 [cit. 2014-05-24]. DOI: 10.1109/ICCIC.2010.5705839. Dostupné z: < `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5705839` >.

[5] HANDL, M. *Vlnková filtrace signálů EKG.* Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2013. 72 s. Vedoucí diplomové práce doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

[6] CHMELKA, L. a J. KOZUMPLIK. Wavelet-basedwiener filter for electrocardiogram signal denoising. *Computers in Cardiology*, 2005. IEEE, 2005, roč. 32, s. 771-774. DOI: 10.1109/CIC.2005.1588218. Dostupné z: < `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1588218` >.

[7] JAN, Jiří. *Číslicová filtrace, analýza a restaurace signálů.* 2. uprav. a rozšíř. vyd. Brno: VUTIUM, 2002, 427 s. ISBN 80-214-1558-4.

[8] KAŇKOVÁ, Kateřina. *Patologická fyziologie pro bakalářské studijní programy.* 2. vyd. Brno: Masarykova univerzita, 2009, 164 s. ISBN 978-80-210-4923-9.

[9] KHAN, Gabriel M. *EKG a jeho hodnocení.* 1. vyd. Překlad František Kölbel. Praha: Grada, 2005, 348 s.:. ISBN 80-247-0910-4.

[10] KOZUMPLÍK, Jiří. *Vlnkové transformace a jejich využití pro filtraci signálů EKG.* Habilitační práce UBMI FEKT VUT v Brně, 2004.

[11] LI, Suyi a Jun LIN. The Optimal De-noising Algorithm for ECG Using Stationary Wavelet Transform. 2009 *WRI World Congress on Computer*

Science and Information Engineering. IEEE, 2009, Volume 6, s. 469-473. DOI: 10.1109/CSIE.2009.999. Dostupné z: < `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5170743` >.

[12] PENHAKER, Marek. *Lékařské diagnostické přístroje: učební texty.*1. vyd. Ostrava: VŠB - Technická univerzita Ostrava, 2004, 320 s. ISBN 80-248-0751-3.

[13] POORNACHANDRA, S. Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals. *Digital Signal Processing.* 2008, roč. 18, č. 1, s. 49–55. ISSN 10512004.

[14] RAJMIC, Pavel. Exact risk analysis of wavelet spectrum thresholding rules. *10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003.* IEEE, 2003, roč. 2, s. 455-458. DOI: 10.1109/ICECS.2003.1301820. Dostupné z: < `http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1301820` >.

[15] ROKYTA, Richard. *Fyziologie: pro bakalářská studia v medicíně, ošetřovatelství, přírodovědných, pedagogických a tělovýchovných oborech.* 2., přeprac. vyd. Praha: ISV nakladatelství, 2008, 426 s. ISBN 80-866-4247-X.

[16] ROZMAN, Jiří. *Elektronické přístroje v lékařství.* Vyd. 1. Praha: Academia, 2006, 406 s., xxiv s. barev. obr. příl. Česká matice technická (Academia). ISBN 80-200-1308-3.

[17] SHIRBANI, Fatemeh a Seyed Kamaledin SETAREHDAN. ECG power line interference removal using combination of FFT and adaptive non-linear noise estimator. In: *2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)* [online]. IEEE, 2013, s. 1-5 [cit. 22. 12. 2013]. ISBN 978-1-4673-5634-3. DOI: 10.1109/IranianCEE.2013.6599622. Dostupné z: <`http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6599622`>

[18] SMITAL, Lukáš. *Vlnková filtrace elektrokardiogramů.* Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2013. 99 s. Vedoucí dizertační práce doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

[19] SMITAL, Lukáš, Martin VÍTEK, Jiří KOZUMPLÍK a Ivo PROVAZNÍK. Adaptive Wavelet Wiener Filtering of ECG Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 2013, vol. 60, issue 2, s. 437-445 [cit. 2014-01-04]. DOI: 10.1109/TBME.2012.2228482. Dostupné z: <`http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6357230`>.

[20] WILHELM, Zdeněk. *Stručný přehled fyziologie člověka pro bakalářské studijní programy.* 4. vyd. Brno: Masarykova univerzita, 2010, 117 s. ISBN 978-80-210-5283-3.

SEZNAM SYMBOLŮ, VELIČIN A ZKRATEK

AWWF	adaptivní vlnkový wienerovský filtr – Adaptive Wavelet Wiener Filtering
CSE	standardní databáze signálů EKG – Common Standards for Quantitative Electrocardiography
CT	počítačová tomografie – Computed Tomography
CWT	spojitá vlnková transformace – Continous Wavelet Transform
DTWT	vlnková transformace s diskrétním časem – Discrete-Time Wavelet Transform
DWT	diskrétní vlková transformace – Discrete Wavelet Transform
EKG	elektrokardiografie
IDTWT	zpětná vlnková transformace s diskrétním časem – Inverse Discrete-Time Wavelet Transform
NMR	Nukleární magnetická rezonance – Nuclear Magnetic Resonance
PET	pozitronová emisní tomografie – Positron Emission Tomography
SNR	poměr signál–šum – Signal to Noise Ratio
SWT	stacionární vlnková transformace – Stationary Wavelet Transform
WF	prostá vlnková filtrace – Wavelet Filtering
WWF	wienerovská vlnková filtrace – Wavelet Wiener Filtering