

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Centrum sportovních aktivit

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

Brno, 2023

Jakub Petřík



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

CENTRUM SPORTOVNÍCH AKTIVIT

CENTRE OF SPORTS ACTIVITIES

**ODHAD DECHOVÉ FREKVENCE Z
FOTOPLETYSMOGRAMU**

BREATHING RATE ESTIMATION FROM THE PHOTOPLETHYSMOGRAM

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Jakub Petřík

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

BRNO 2023

Bakalářská práce

bakalářský studijní program **Sportovní technologie**

Centrum sportovních aktivit

Student: Jakub Petřík

ID: 226402

Ročník: 3

Akademický rok: 2022/23

NÁZEV TÉMATU:

Odhad dechové frekvence z fotopletysmogramu

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Vypracujte stručný přehled metod odhadu dechové frekvence (DF) z fotopletysmogramů (signálů PPG). 2) Navrhněte, realizujte a popište algoritmy pro odhad DF, které ověřte na databázi CapnoBase. 3) Realizované algoritmy optimalizujte, navrhněte vhodné fúze odhadů DF a otestujte je také na databázi BIDMC PPG and Respiration Dataset; obě databáze obsahují i referenční hodnoty DF. 4) Navrhněte automatické posouzení kvality testovaných signálů. 5) Získané výsledky vyhodnoťte a vypracujte studii shrnující výsledky práce.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] CHARLTON P. H., BIRRENKOTT D.A., BONNICI T., PIMENTEL M.A.F., JOHNSON A.E.W., ALASTRUEY J., TARASSENKO L., WATKINSON P.J., BEALE R., CLIFTON D.A.: Breathing Rate Estimation from the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, Vol. 11, 2018, pp. 2-20.

[2] LAZAZZERA, R., CARRAULT, G.: Breathing Rate Estimation Methods from PPG Signals, on CapnoBase Database. Computing in Cardiology 2020; Vol. 47, pp. 1-4.

Termín zadání: 10.7.2023

Termín odevzdání: 10.8.2023

Vedoucí práce: doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

předseda rady studijního programu

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

Táto bakalárska práca sa zaoberá metódami odhadu dychovej frekvencie zo signálu PPG. V teoretickej časti práce sú zhrnuté rôzne princípy odhadu dychovej frekvencie z PPG ktoré sú následne aplikované v praktickej časti. Implementované algoritmy sú testované na dvoch dostupných databázach BIDMC a Capnobase ktoré obsahujú referenčné hodnoty dychovej frekvencie.

Kľúčové slová

fotopletysmografia, dychová frekvencia, dychová krivka, respiračné signály, drift, amplitúdová modulácia, frekvenčná modulácia, BIDMC, CapnoBase , hodnotenie kvality

Abstract

The main topic of this bachelor thesis are methods for breathing rate estimations from photoplethysmographic signals. In the theoretical part of the thesis we find a brief review of methods that are used for breathing rate estimation. These methods are then tested and their performance is evaluated on two public databases BIDMC and CapnoBase. These databases also contain reference values of respiratory rate.

Keywords

photoplethysmography, respiratory rate, breathing rate, respiratory signals, drift, amplitude modulation, frequency modulation, BIDMC, CapnoBase, quality evaluation

POĎAKOVANIE

Rád by som poďakoval vedúcemu svojej bakalárskej práce, pánovi doc. Ing. Jířimu Kozumplíkovi, CSc. Za odborné vedenie , rady , konzultácie a návrhy k práci

Bibliografická citácia

PETRÍK, Jakub. *Odhad dechové frekvence z fotopletysmogramu*. Brno, 2023. Dostupné také z: <https://www.vut.cz/studenti/zav-prace/detail/151591>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Centrum sportovních aktivit, Centrum sportovních aktivit. Vedoucí práce Jiří Kozumplík.

Prehlásenie autora o pôvodnosti diela

Meno a priezvisko študenta:	<i>Jakub Petrik</i>
VUT ID študenta:	<i>226 402</i>
Typ práce:	<i>Bakalárska práca</i>
Akademický rok:	<i>2022/23</i>
Téma záverečnej práce:	<i>Odhad dychovej frekvencie z fotopletysmogramu</i>

Prehlasujem, že svoju záverečnú prácu som vypracoval samostatne pod vedením vedúceho záverečnej práce a s použitím odbornej literatúry a ďalších informačných zdrojov, ktoré sú všetky citované v práci a uvedené v zozname literatúry na konci práce.

Ako autor uvedenej záverečnej práce ďalej prehlasujem, že v súvislosti s vytvorením tejto záverečnej práce som neporušil autorské práva tretích osôb, najmä som nezasiahol nedovoleným spôsobom do cudzích autorských práv a som si plne vedomý následkov porušenia ustanovenia § 11 autorského zákona č. 121/2000 Sb., vrátane možných trestnoprávnych dôsledkov vyplývajúcich z ustanovenia časti druhej, hlavy VI. diel 4 Trestného zákoníka č. 40/2009 Sb.

V Brne dňa: 2.6.2023

podpis autora

Obsah

POĎAKOVANIE	4
ZOZNAM OBRÁZKOV	9
ZOZNAM TABULIEK	10
ÚVOD	11
1. TEORETICKÉ VÝCHODISKÁ	12
1.1 DYCHOVÁ FREKVENCIA.....	12
1.2 MERANIE DYCHOVEJ FREKVENCIE.....	13
1.3 INTERAKCIE RESPIRAČNÉHO A KARDIOVASKULÁRNIHO SYSTÉMU	14
1.4 PPG-FOTOPLETYSMOGRAFIA	15
1.4.1 Morfológia signálu PPG.....	16
1.4.2 Respiračné modulácie signálu PPG.....	16
1.5 ALGORITMY PRE ODHAD DYCHOVEJ FREKVENCIE ZO SIGNÁLU PPG	18
1.5.1 Extrakcia dychovej krivky	18
1.5.2 Odhad dychovej frekvencie	20
1.5.3 Hodnotenie kvality	20
2. IMPLEMENTÁCIA METÓD	22
2.1 VYUŽÍVANÉ DATABÁZY	22
2.1.1 BIDMC databáza	22
2.1.2 CapnoBase databáza	23
2.2 IMPLEMENTÁCIA EXTRAKCIE DYCHOVEJ KRIVKY	23
2.2.1 Extrakcia driftu PPG signálu.....	23
2.2.2 Extrakcia amplitúdovej modulácie PPG signálu	25
2.2.3 Autokorelácia dychových kriviek	27
2.3 IMPLEMENTÁCIA ODHADU DYCHOVEJ FREKVENCIE.....	28
2.3.1 Odhad v časovej oblasti	28
2.3.2 Odhad vo frekvenčnej oblasti.....	29
2.3.3 Fúzia odhadov dychovej frekvencie	30
2.4 IMPLEMENTÁCIA AUTOMATICKÉHO HODNOTENIA KVALITY DK	30
2.4.1 Hodnotenie kvality DK vzhľadom k odhadom v časovej a frekvenčnej oblasti.....	31
2.5 EVALUÁCIA ALGORITMOV	31
2.5.1 Evaluácia algoritmov pre odhad dychovej frekvencie	31
2.5.2 Evaluácia hodnotenia kvality dychových kriviek	32
3. VÝSLEDKY	33
3.1 VÝSLEDKY ODHADU DF Z DRIFTU PPG	33
3.2 VÝSLEDKY ODHADU DF Z AM PPG.....	35
3.3 VÝSLEDKY FÚZIE ODHADOV.....	36
3.4 VÝSLEDKY HODNOTENIA KVALITY	37
4. DISKUSIA VÝSLEDKOV	39
ZÁVER	42
LITERATÚRA	43

ZOZNAM SYMBOLOV A SKRATIEK	46
PRÍLOHA.....	47
A. POPIS SÚBORU PRÍLOHY	47
B. TABUĽKA ELIMINOVANÝCH ÚSEKOV DATABÁZY BIDMC	49
C. TABUĽKA ELIMINOVANÝCH ÚSEKOV DATABÁZY CAPNOBASE	49

ZOZNAM OBRÁZKOV

Obr. 1.1 Poloha fotodetektoru vzhľadom ku zdroju svetla senzoru PPG	15
Obr. 1.2 Ideálny PPG signál a jeho časti	16
Obr. 1.3 Respiračné modulácie signálu PPG	17
Obr. 1.4 Blokové schéma algoritmov pre odhad DF zo signálu PPG	18
Obr. 1.5 Veľkosť respiračných modulácií PPG	19
Obr. 2.1 Ukážka záznamu signálu č. 6 z databázy BIDMC	22
Obr. 2.2 Ukážka záznamu signálu č. 7 z databázy CapnoBase	23
Obr. 2.3 Frekvenčná charakteristika využitých FIR filtrov	24
Obr. 2.4 Drift PPG signálu č. 6 z databázy BIDMC	25
Obr. 2.5 Detekcia extrémov v PPG signále č. 6 z databázy CapnoBase	26
Obr. 2.6 Interpolované extrémny a interpolované amplitúdy PPG signálu č. 13 z databázy CapnoBase	27
Obr. 2.7 Drift PPG signálu č. 13 z databázy CapnoBase a jeho autokorelácia	28
Obr. 2.8 Detekcia extrémov a priechodov nulou v extrahovanej dychovej krivke zo signálu č.6 z databázy CapnoBase.....	29
Obr. 2.9 Maximum spektra v rozmedzí frekvencií 8-33 BPM extrahovanej dychovej krivky zo signálu PPG č. 7 z databázy BIDMC.....	30
Obr. 3.1 Graf MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z driftu PPG databázy BIDMC pomocou detekcie priechodov nulou.....	33
Obr. 3.2 Graf MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z driftu PPG pomocou detekcie extrémov DK.....	34
Obr. 3.3 MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z AM2 PPG pomocou detekcie priechodov nulou DK.....	35
Obr. 3.4 MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z AM1 PPG pomocou detekcie extrémov DK.....	35
Obr. 3.5 MAE vzhľadom k hodnote kvality	37
Obr. 3.6 Boxploty hodnôt absolútnej chyby v rámci hodnoty kvality	38
Obr. 4.1 Odhad dychovej frekvencie z driftu úseku signálu č. 8 databázy BIDMC	40

ZOZNAM TABULIEK

Tab. 3.1 MAE pre metódy odhadu DF z driftu PPG	34
Tab. 3.2 MAE pre metódy odhadu DF z AM PPG	36
Tab. 3.3 MAE fúzií odhadov	36
Tab. 4.1 Hodnoty MAE troch najúspešnejších metód	39

ÚVOD

Meranie dychovej frekvencie nám môže poskytnúť mnoho informácií o zdraví jedinca. Navzdory mnohým metódam a technikám, ktoré boli k tomuto účelu roky využívané, využitie fotopletysmografie v posledných rokoch dostáva čoraz viac pozornosti, najmä pre jej relatívnu jednoduchosť a prístupnosť. Fotopletysmografia je síce technikou, ktorá nie je primárne určená pre monitoring dýchania, avšak vďaka náväznosti oboch respiračného ako aj kardiovaskulárneho systému je možné zo signálu fotopletysmografie odvodiť respiračný signál.

Táto bakalárska práca sa zaoberá metódami odhadu dychovej frekvencie z fotopletysmografických signálov a ich praktickou implementáciou. Prvá kapitola práce slúži ako teoretický podklad, kde sú stručne zhrnuté fyziologické aspekty dychovej frekvencie, metódy jej merania a taktiež samotný princíp fotopletysmografie a charakter signálu ktorý je jej výstupom. Túto kapitolu uzatvára zhrnutie metód a princípov odhadu dychovej frekvencie. Druhá kapitola popisuje postupy využité pri implementácií rôznych metód odhadu a hodnotením kvality dychových kriviek extrahovaných pomocou týchto metód. V tretej kapitole sú popísané dosiahnuté výsledky, ktoré sú následne diskutované v poslednej kapitole.

1. TEORETICKÉ VÝCHODISKÁ

Prvá kapitola tejto bakalárskej práce slúži jako teoretický úvod a predstavuje stručné zhrnutie fyziológie dychovej frekvencie, popis metódy PPG, charakteru jej signálu a nakoniec prehľad rôznych metód odhadu dychovej frekvencie z PPG.

1.1 Dychová frekvencia

Dychová frekvencia je jedným zo základných fyziologických parametrov. Hodnota dychovej frekvencie predstavuje počet dychových cyklov (nádych a výdych), ktoré človek uskutoční za minútu. Normálne hodnoty dychovej frekvencie v pokoji dosahujú u dospelých 12 až 20 dychových cyklov za minútu. Avšak táto hodnota je veľmi premenlivá vzhľadom ku faktorom ako je vek, úroveň fyzickej kondície a zdravotného stavu. Napríklad deti a novorodenci majú priemernú hodnotu dychovej frekvencie prirodzene vyššiu a to od 30 do 60 dychových cyklov za minútu [1].

Dôležitosť dychovej frekvencie ako fyziologického parametra nám potvrdzuje aj jej senzitivita na zmeny zdravotného stavu a taktiež rôzne zmeny prostredia. Z tohto dôvodu môže hodnota dychovej frekvencie slúžiť ako prediktor a indikátor patológií a klinických príznakov. Zvýšená dychová frekvencia nám môže naznačiť hypoxiu (znížené hodnoty kyslíka v krvi) alebo hyperkapniu (zvýšené hodnoty oxidu uhličitého v organizme). Môže predikovať srdcovú príhodu a pomôcť pri diagnostike rôznych ochorení, napríklad pneumónie. Schopnosť dostatočne včas detekovať tieto a rôzne iné zmeny zdravotného stavu preukazuje dôležitosť dychovej frekvencie [1].

Okrem oblasti medicíny je meranie dychovej frekvencie prínosné taktiež aj v iných odvetviach. V športe dychová frekvencia hrá dôležitú rolu v hodnotení fyzickej spôsobilosti športovca, reakcie tela na záťaž a taktiež aj úrovne regenerácie. So zvýšenou fyzickou aktivitou sa zvyšuje aj potreba kyslíka a produkcia oxidu uhličitého, čo má za následok zvýšenie dychovej frekvencie. Monitoringom dychovej frekvencie športovca v priebehu, ale aj pred alebo po záťaži nám dokáže dodať dôležité informácie ohľadom efektivity tréningu a celkovej fyziologickej odozvy na záťaž. Tieto informácie môžu byť následne aplikované pri zostavovaní a optimalizácii tréningových plánov pre športovcov naprieč rôznymi športami. Aplikovanie sledovania dychovej frekvencie siaha aj za hranice klinického a športového využitia. Jedným z potenciálnych využití je aj adaptácia pracovných podmienok. Napríklad vo vysoko stresujúcich alebo fyzicky náročných zamestnaniach by monitoring dychovej frekvencie mohol pomôcť odhadnúť reakciu človeka na stres, kognitívne zaťaženie a fyzickú záťaž. To by následne mohlo viesť ku lepšiemu odhadu optimálnej pracovnej pozície, rozvíjaniu techník pre zvládanie sresu, dokonca aj pri zaraďovaní ochranných opatrení vo vysoko rizikových povolaniach [1] [17].

1.2 Meranie dychovej frekvencie

Napriek značnému významu dychovej frekvencie ako dôležitého fyziologického parametra, jej meranie je častokrát nerealizované alebo nepresne zaznamenávané v mnohých medicínskych zariadeniach. Tieto nedostatky môžeme pripísať trom hlavným faktorom – nedostatku času, vedomostí a technológií. So stúpajúcim počtom pacientov je čas limitujúcim faktorom a proces manuálneho merania je zdĺhavý. Ďalšou prekážkou je nedostatočný dôraz na dôležitosť monitoringu dychovej frekvencie v rámci vzdelávania medicínskych pracovníkov, čo má za následok tendenciu podceňovať ju. Treťou a možno najzásadnejšou prekážkou je nedostatok robustnej, užívateľsky prístupnej technológie pre meranie dychovej frekvencie ako je tomu napríklad pri meraní iných fyziologických parametrov, napríklad tepovej frekvencie alebo krvného tlaku [2] [4].

Manuálne pozorovanie hrudníka pacienta stále patrí medzi najpoužívanejšie metódy zaznamenávania dychovej frekvencie v zdravotníckych zariadeniach. Tento prístup má však značné limity. V prvom rade má dĺžka merania veľký vplyv na výslednú dychovú frekvenciu, čím môžu vznikať rôzne nepresnosti vzhľadom k tomu, z akého časového okna dychovú frekvenciu počítame. Prítomnosť zdravotníckeho pracovníka môže narušiť prirodzené dýchanie pacienta, keďže sa pacient sústreďuje na to, že podlieha meraniu. Okrem týchto prekážok je tu aj nízka frekvencia meraní a to niekedy až každých 8 až 10 hodín, čoho výsledkom sú dôležité chýbajúce dáta [2].

Odozvou na tieto nedostatky v manuálnom meraní dychovej frekvencie vznikli rôzne technológie pre zautomatizovanie tohoto procesu. Tieto technológie sa primárne sústreďujú na dva aspekty dýchania, ktorými sú pohyb hrudníka pri dýchaní a tok vzduchu v dutinách nosa a úst. Techniky zameriavajúce sa na pohyby hrudníka sú impedančná pletysmografia a transtorakálna impedancia. Techniky so zameraním na tok vzduchu sú capnografia a spirometria. Aj napriek tomu, že tieto metódy dokážu poskytnúť vierohodné dáta o dychovej frekvencii, nie sú široko využívané v nemocničných zariadeniach z dôvodu ich invazívnosti, finančnej náročnosti a v neposlednom rade špecifickosti ich využitia [17].

S povedomím o týchto limitáciách môžeme vidieť rastúci záujem o metódy, kde respiračný signál nie je primárnym signálom, ale sekundárnym odvodeným. Tieto metódy sú elektrokardiografia, fotopletysmografia a meranie krvného tlaku, ktoré sú perspektívne vďaka ich širokej dostupnosti v zdravotníckych zariadeniach, nízkej cene a vďaka vzťahu medzi respiračným a kardiovaskulárnym systémom je možné odvodiť z nich dychový signál [3].

1.3 Interakcie respiračného a kardiovaskulárneho systému

Kardiovaskulárny a respiračný systém fungujú v spolupráci. Táto spolupráca je výsledkom fyzikálnych mechanizmov, ktoré vznikajú v dôsledku zmien vnútrohrudného tlaku počas dýchania. Rovnako aj pomocou kontrolných mechanizmov nervového systému, konkrétne respiračným riadiacim centrom v medulla oblongata.

Dýchanie funguje primárne na princípe zmien tlakov v hrudnej oblasti. Aby sa predišlo ich stlačeniu majú pľúca v stave pokoja nižší tlak v porovnaní s atmosférickým tlakom. Pri nádychu sa hrudná dutina rozpína pomocou medzihrudného svalstva a bránice. Zväčšením objemu dochádza k zníženiu tlaku, čo vháňa vzduch z atmosféry do pľúc. Pri výdychu sa naopak dýchacie svaly uvoľňujú, znižuje sa objem a zvyšuje tlak, čo vytlačí vdýchnutý vzduch von. Zmeny tlaku v hrudnej oblasti taktiež ovplyvňujú kardiovaskulárny systém, ktorého veľká časť je situovaná v hrudnej dutine. Tieto vplyvy môžeme rozdeliť do troch kategórií: zvýšený žilný návrat do hrudnej dutiny, zmeny v pulznych objemoch ľavej a pravej komory a traslačný a rotačný pohyb srdca [6].

Nádychom sa znižuje vnútrohrudný tlak, čo spôsobuje zvýšený žilný návrat z periférií cirkulačného systému smerom do hrudnej oblasti. Tento dej nastáva kvôli tomu, že sa rozšíria pľúcne cievy a pravá predsieň srdca, čo zvýši prítok krvi do hrudníka. Bránica svojím rozširovaním taktiež tlačí na cievy, čím zvyšuje žilný návrat [5]. Dýchanie ovplyvňuje aj pulzný objem, ktorý definujeme ako objem krvi, ktorá je vypudzovaná ľavou komorou pri každom údere srdca. Nádychom sa tento objem znižuje a to vplyvom faktorov akými sú zrážanie krvi, zvýšený afterload (odpor kladený kontrakcií pri systole) na začiatku systoly a efekty HRV (variabilita srdečného rytmu) [5].

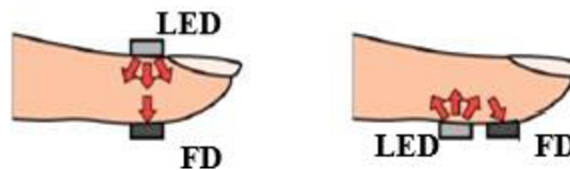
Nervový systém hrá tiež dôležitú rolu v koordinovaní respiračného a kardiovaskulárneho systému. Hlavný mechanizmus, ktorým dýchanie ovplyvňuje tepovú frekvenciu je respiračná sínusová arytmia (RSA), ktorá zvyšuje tepovú frekvenciu počas nádychu a pri výdychu ju naopak znižuje. Arteriálne baroreceptory a receptory pľúcneho rozpätia sú dva typy receptorov autonómneho nervového systému ktoré sa podieľajú na RSA [7].

Významom RSA je podľa mnohých hypotéz a štúdií zvýšenie efektívnosti výmeny plynov v pľúcach a to práve tým, že zvýšenie tepovej frekvencie počas nádychu zapríčini zvýšenie objemu krvi v cievach nachádzajúcich sa v alveolách, čoho výsledkom je efektívnejšia absorpcia kyslíka. Je vhodné poznamenať, že činnosť RSA ovplyvňujú faktory akými sú vek, zdravotný stav kardiovaskulárneho systému a úroveň fyzickej kondície [7].

Okrem RSA sympatický nervový systém koriguje žilný návrat do hrudnej oblasti počas nádychu vazokonstrikciou periférnych žíl. V porovnaní s výdychom tento jav počas nádychu spôsobuje zníženie krvného objemu v periférnych žilách [5].

1.4 PPG-fotopletysmografia

Fotopletysmografia (PPG) je optická technika, ktorá sa využíva na detekciu zmien objemu krvi v tkanivách. PPG ako také má široké využitie v klinickej praxi pre meranie saturácie krvi kyslíkom (SPO2) a tepovej frekvencie. Taktiež je súčasťou mnohých dnes už bežne dostupných nositeľných zariadení pre monitoring zdravia a športovej aktivity. PPG je merané kontaktne pomocou senzoru ktorý je priložený ku koži alebo nekontaktným snímaním z oblasti tela. PPG senzor je zložený z dvoch súčiastok a to zdroj svetla (najčastejšie LED) a fotodetektor. Používané sú rôzne vlnové dĺžky svetla ako červená, infračervená a zelená ktorá sa preukázala ako najefektívnejšia pre získanie tepovej frekvencie. Fotodetektor meria intenzitu svetla ktoré buď prechádza tkanivom (fotodetektor je umiestnený oproti zdroja svetla) alebo sa od tkaniva odráža (fotodetektor je umiestnený vedľa zdroja svetla) (Obr. 1.1). Poloha fotodetektoru značne ovplyvňuje miesta na tele z ktorých môžeme PPG merať. Pri PPG senzoroch ktoré majú fotodetektor umiestnený oproti zdroju svetla sú to miesta cez ktoré svetlo dokáže prejsť a to napríklad prsty na rukách, ušné laloky alebo nosová prepážka. Pri senzoroch s fotodetektorom umiestneným vedľa zdroja svetla sú to miesta ako čelo alebo predlaktie [8] [9].



Obr. 1.1 Poloha fotodetektoru vzhľadom ku zdroju svetla senzoru PPG [9]

PPG signál získaný pomocou PPG senzoru nesie informáciu o zmenách absorpcie svetla v mieste merania a to práve z dôsledku zmien objemov krvi v tkanive meraných miest. Množstvo absorbovaného svetla je závislé od zloženia tkaniva (koža, kosti, cievy a žily, krv). Celková absorpcia svetla v týchto tkanivách je vyjadrená pomocou Beer-Lambertovho zákona o miere absorpcie elektromagnetického žiarenia prechádzajúceho cez rôzne materiály:

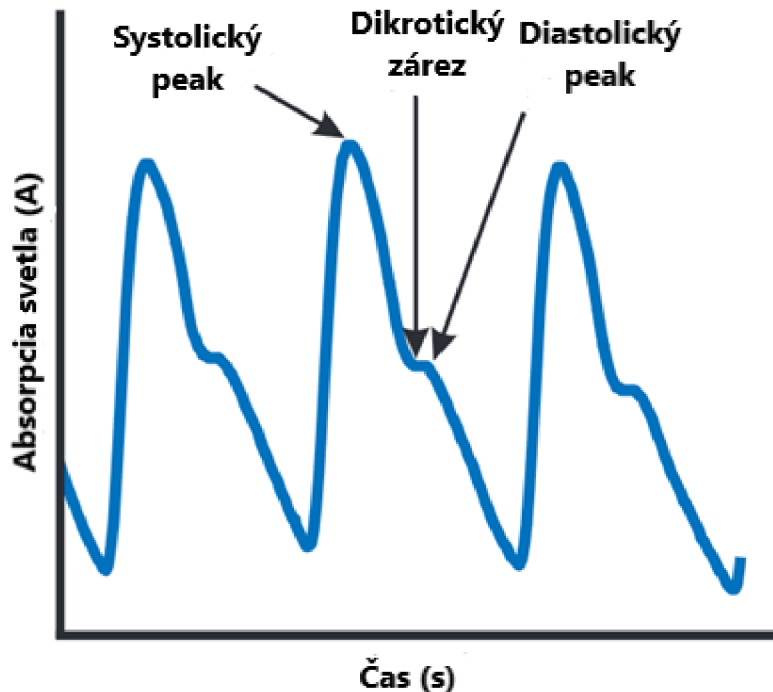
$$A = \sum_i^N E_i C_i L_i \quad (1.1)$$

Kde A je množstvo absorbovaného svetla, E je absorpčný koeficient pre špecifické tkanivo a špecifickú vlnovú dĺžku svetla, C je hustota tkaniva, L je dĺžka absorpčnej

vrstvy a i reprezentuje N rôznych typov tkaniva v meranej oblasti. Fotodetektor meria obrátenú hodnotu A (takže svetlo ktoré nie je absorbované tkanivom) [17].

1.4.1 Morfológia signálu PPG

Signál PPG je teda obrátenou hodnotou intenzity svetla meranej fotodetektorom v čase (pri väčšej absorpcii svetla má signál PPG väčšiu amplitúdu). Pulzná vlna PPG ma dve fázy a to anakrotickú a katakronickú. Anakrotická fáza je systolickou fázou a začína v minime PPG pulzu a končí v maxime PPG pulznej krivky (systolickom peaku). Katakronická fáza je diastolickou fázou ktorá začína v systolickom peaku a končí v minime pulznej krivky. Nachádza sa tu diastolický peak a dikrotický zárez (Obr. 1.2) [8].



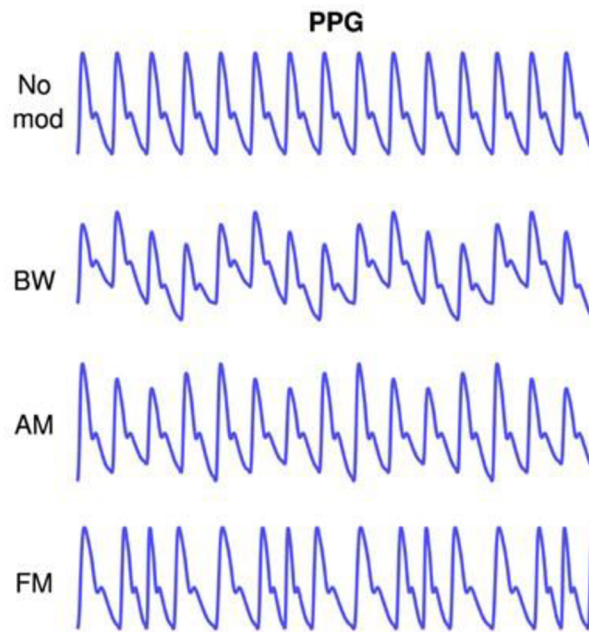
Obr. 1.2 Ideálny PPG signál a jeho časti [17]

Krivka PPG býva často zjednodušovaná ako kombinácia AC a DC zložiek kde AC zložka reprezentuje pulzy v artériách ktoré sú asociované s tepovou frekvenciou. Fluktuácie v DC zložke reprezentujú pomalšie fluktuácie v žilách a ďalšie iné oscilácie jako vazomotorická aktivita, dýchanie, vazokonstrikčné vlny a termoregulácia [8].

1.4.2 Respiračné modulácie signálu PPG

Ako už bolo spomenuté, činnosť respiračného a kardiovaskulárneho systému je neodmysliteľne prepojená. Keďže cievy su elastické, zmeny objemu krvi v tkanivách

zapríčinené dýchaním sú pozorovateľné aj v tých najmenších vlásokniciach nachádzajúcich sa na perifériách končatín z ktorých sa najčastejšie získava signál PPG. Tieto zmeny sa v signále PPG prejavujú rôznymi spôsobmi, najčastejšie však rôzne dostupné zdroje spomínajú práve tri modulácie (Obr. 1.3) to konkrétne kolísanie nulovej izolínie (drift signálu PPG, BW-baseline wander), amplitudovú moduláciu (AM) a frekvenčnú moduláciu (FM) [3] [11] .



Obr. 1.3 Respiračné modulácie signálu PPG [4]

Drift signálu PPG, v niektorých zdrojoch uvádzaný ako aj respiračne podmienená zmena intenzity (RIIV), je dôsledkom zmien absorpcie svetla DC zložky ktorá reprezentuje pomalé fluktuácie v žilách. Konkrétne sú to zmeny v žilnom návrate počas nádychu z dôvodu zmien vnútrohrudného tlaku. [18] .

Amplitúdová modulácia predstavuje rozdiely v amplitúde PPG signálu medzi začiatkom pulznej krivky a jej maximom. Táto modulácia je dôsledkom zníženého srdečného výdaju počas nádychu v porovnaní s výdychom. Rozdiely medzi maximom a minimum pulznej krivky sú menšie počas nádychu ako počas výdychu. V závislosti od polohy PPG senzoru môžeme pozorovať časové oneskorenie medzi samotným dýchaním a prejavom tejto modulácie v PPG nazývaným oneskorenie pulznej vlny PTT (pulse transit time) [18] .

Frekvenčná modulácia signálu PPG je prejavom zmien okamžitej tepovej frekvencie ktorú zapríčiňuje RSA. V signále PPG túto moduláciu môžeme detekovať ako zmenu

časových intervalov medzi bodmi pulznej krivky (maximom, minimom alebo dikrotickým zárezom) avšak najčastejšie sa využíva práve interval medzi systolickými maximami pulznej krivky [18].

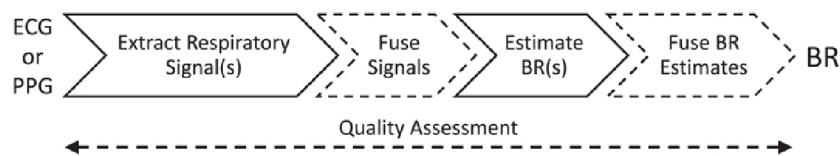
Veľkosť týchto modulácií medzi rôznymi subjektami a rôznymi skupinami pacientov sa môže líšiť. Napríklad prejav FM signálu pri subjektoch staršieho veku bol menší [3].

1.5 Algoritmy pre odhad dychovej frekvencie zo signálu PPG

Cieľom algoritmov pre odhad dychovej frekvencie je analyzovať rôzne respiračné modulácie signálu PPG a tým zaistiť čo najpresnejší odhad dychovej frekvencie. Všeobecný postup algoritmov pre odhad DF zo signálu PPG môže byť zhrnutý do piatich krokov (Obrázok 1.4):

- A) Extrakcia dychovej krivky zo signálu/signálov
- B) Fúzia dychových kriviek
- C) Odhad dychovej frekvencie
- D) Fúzia odhadov dychovej frekvencie
- E) Hodnotenie kvality

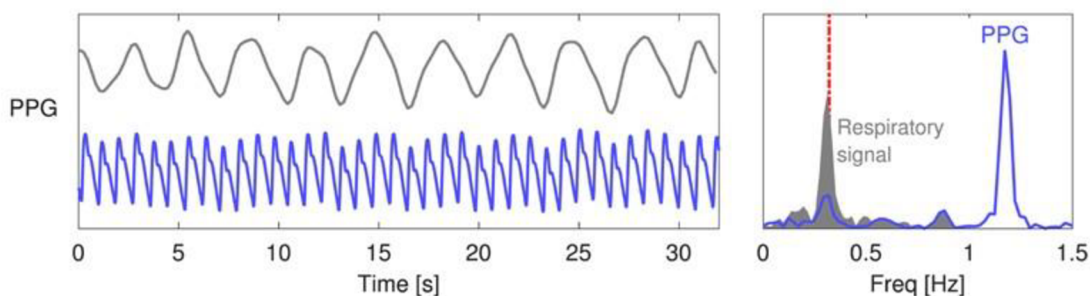
Kde kroky B, D a E nie sú nevyhnutné pre samotný odhad DF avšak môžu zlepšiť robustnosť algoritmov a ich výsledky [3].



Obr. 1.4 Blokové schéma algoritmov pre odhad DF zo signálu PPG [3]

1.5.1 Extrakcia dychovej krivky

Keďže PPG signál je primárne srdcového pôvodu, veľkosť respiračných modulácií je veľmi malá (Obrázok 1.5). Z tohoto dôvodu je prvým krokom algoritmov pre odhad DF extrakcia signálu (dychovej krivky) v ktorom sú respiračné modulácie dominantnejšie [3].



Obr. 1.5 Veľkosť respiračných modulácií PPG [3]

Metódy extrakcie dychovej krivky zo signálu PPG môžeme zhrnúť do dvoch kategórií a to frequency-based metódy (založené na frekvenčných vlastnostiach signálu PPG) a feature-based metódy (založené na vlastnostiach jednotlivých pulzných kriviek v časovej oblasti) [12].

Frequency-based metódy pracujú s vlnnosťami signálu PPG vo frekvenčnej oblasti. Najčastejšie využívanými frequency-based metodami sú digitálna filtrácia, vlnkové transformácie a demodulácia signálu. Digitálna filtrácia je z nich práve tou najvyužívanejšou metódou pre extrakciu respiračného signálu. Jej princípom je eliminácia nerespiračných frekvencií filtrovaním dominantných frekvencií predstavujúcich tepovú frekvenciu čo následne zvýrazní iné, menej dominantné frekvencie. V rámci implementácie tejto metódy extrakcie DK rôznymi autormi môžeme stanoviť 4 základné parametre, a to dĺžka okna, typ okienkovej funkcie, typ filtra a medzné frekvencie ktoré sa menia rôzne v závislosti od autora. Pre dĺžku okna sú to hodnoty v rozmedzí 30s až 2 minúty. Autori ktorí využívali okienkovú funkciu pred samotnou filtráciou využívali Hammingovo alebo Kaiserovo okno. Typy využívaných filtrov tiež variujú v závislosti od rôznych autorov. Využívanými su nerekurzívne filtre typu FIR ako aj rekurzívne IIR filtre ako Butterworthov alebo Chebyshevov filter. Posledným parametrom sú medzné frekvencie. Tu si tiež môžeme všimnúť rôznych prístupov autorov. Niektorí autori eliminujú iba vysoké frekvencie pomocou low-pass filtra s medznými frekvenciami v rozmedzí 0,30 Hz až 1,2 Hz. Iní zas využívajú pásmovú filtráciu ktorá odstraňuje okrem spomínaných vysokých frekvencií aj tie nízke a to konkrétne v rozmedzí 0,1 Hz až 0,15 Hz [17].

Feature-based metódy naopak analyzujú vlastnosti signálu PPG v časovej oblasti. Princípom týchto metód je extrakcia rôznych charakteristických bodov signálu akými sú napríklad systolické maximá alebo minimá (extrakcia AM) alebo vzdialenosť medzi pulznými krivkami (extrakcia FM). Tieto charakteristiky sú následne analyzované rôznymi spôsobmi. Jedným z nich je napríklad interpolácia týchto bodov pomocou lineárnej, splinovej alebo aj polynomiálnej interpolácie za vzniku spojitaj dychovej krivky v čase. Inými využívanými metódami analýzy sú aj empirická modálna dekompozícia (EMD) alebo analýza hlavných komponent (PCA) [17].

1.5.2 Odhad dychovej frekvencie

Druhým krokom algoritmov pre odhad DF z PPG je samotný odhad DF z extrahovanej dychovej krivky. Metódy odhadu analyzujú dychovú krivku podobným spôsobom ako metódy extrakcie dychovej krivky analyzovali signál PPG. Z tohoto dôvodu môžeme tieto metódy rozdeliť na metódy odhadu v časovej oblasti a metódy odhadu vo frekvenčnej oblasti [3].

Metódy odhadu v časovej oblasti pre odhad dychovej frekvencie z PPG skúmajú vlastnosti extrahovanej dychovej krivky v časovej oblasti. Znovu môžeme vidieť rôzne prístupy autorov k tejto problematike. Buď je to detekcia lokálnych maxim dychovej krivky, detekcia lokálnych minim a v niektorých prípadoch je to detekcia oboch extrémov na základe stanovených parametrov ako napríklad výška týchto extrémov. Využívané sú aj iné prístupy akými sú napríklad detekcia priechodov nulou alebo periodicita dychovej krivky. Výsledná hodnota odhadu DF predstavuje počet dychových cyklov za minútu. Spôsoby vjadrenia tejto hodnoty z detekovaných bodov dychovej krivky sú rôzne. Najčastejšie využívaným spôsobom je rozdelenie dychovej krivky do okien (s dĺžkami v rozmedzí 45s až niekoľko minút) a následný výpočet dychovej frekvencie pre okno danej dĺžky pomocou počtu detekovaných bodov alebo priemeru či mediánu vzdialenosti týchto bodov [17].

Metódy odhadu vo frekvenčnej oblasti skúmajú frekvenčné vlastnosti dychovej krivky. Tu je najčastejšie využívanou metódou analýza spektra dychovej krivky. V spektre dychovej krivky, ktoré je vypočítané pomocou diskkrétnej fourierovej transformácie (FFT) sú hľadané frekvenčné zložky korešpondujúce s respiračnými frekvenciami. Odhadovaná dychová frekvencia teda predstavuje maximum tohoto spektra. Ďalšími využívanými metódami sú aj autoregresné modely alebo vlnkové transformácie [17].

1.5.3 Hodnotenie kvality

Kvalita vstupného signálu má veľký vplyv na výsledný odhad dychovej frekvencie. Z tohoto dôvodu pre zlepšenie robustnosti algoritmov odhadu dychovej frekvencie z PPG sa naskytá možnosť využitia hodnotenia kvality vstupných signálov. Techniky hodnotenia kvality spadajú do dvoch kategórií: SQI (signal quality indices) a RQI (respiratory quality indices) [3].

SQI hodnotia kvalitu vstupného PPG signálu. Na základe predpokladu, že výsledný odhad z týchto PPG signálov by bol nepresný, využitím SQI identifikujeme úseky signálu z nízkou kvalitou ktoré sú následne vyradené (rejected) z odhadu. Rôznymi prístupmi využitia SQI je napríklad porovnávanie úseku signálu s definovaným vzorom (kde vzor predstavuje priemer pulzných kriviek PPG) a počítanie korelácie tohoto vzoru s hodnoteným úsekom. Z hodnoty korelačného koeficientu pomocou stanovených prahov následne hodnotíme či je signál nízkej alebo vysokej kvality. Ďalšími metodami

aplikácie SQI sú využitie Hjorthových parametrov a analýza charakteristík pulzných kriviek ako ich vzdialenosť alebo amplituda [3] .

Vplyvy respiračných modulácií na signál PPG nie sú však závislé od ich kvality ale od faktorov akými sú pohlavie, vek , existujúce zdravotné problémy, úroveň hydratácie, polohy tela a samotná hodnota dychovej frekvencie. K tomuto účelu je využívaný relatívne nový prístup hodnotenia kvality pomocou RQI, ktoré hodnotia kvalitu samotných extrahovaných dychových kriviek určených k odhadu dychovej frekvencie. RQI hodnotia kvalitu dychových kriviek na základe pravidelnosti vrcholov a periodicity dychových kriviek. Využívanými sú techniky v časovej ale aj frekvenčnej oblasti ako napríklad štatistická analýza variability vrcholov dychovej krivky, Hjorthove parametre, Fourierova transformácia, autoregresní modely a autokorelácia [19] .

2. IMPLEMENTÁCIA METÓD

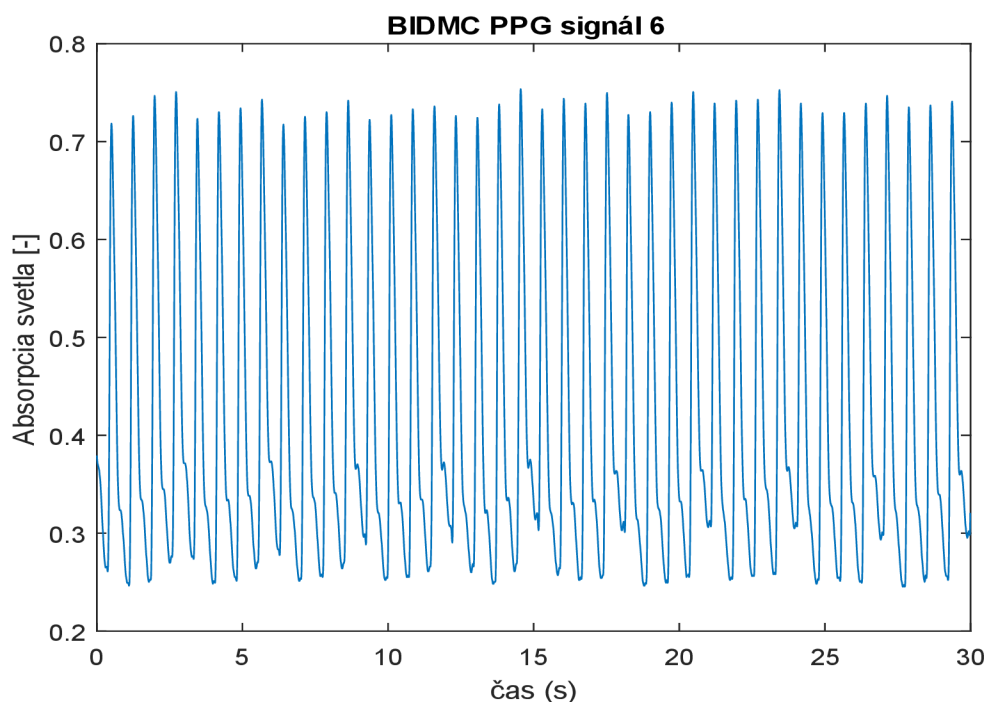
Druhá kapitola tejto bakalárskej práce sa zaoberá implementáciou rôznych metód odhadu dychovej frekvencie z PPG. Algoritmy boli implementované v prostredí Matlab R2022a a testované na dvoch databázach BIDMC a CapnoBase. Z dôvodu lepšej vizualizácie sú ukážky signálov z úsekov o dĺžke 30s.

2.1 Využívané databázy

Databázy využívané na testovanie implementovaných algoritmov (CapnoBase a BIDMC) sú verejne dostupné databázy biologických signálov získané od pacientov rôznych pohlaví a vekových kategórii. Tieto databázy okrem iného obsahujú PPG signály a taktiež referenčné hodnoty dychovej frekvencie.

2.1.1 BIDMC databáza

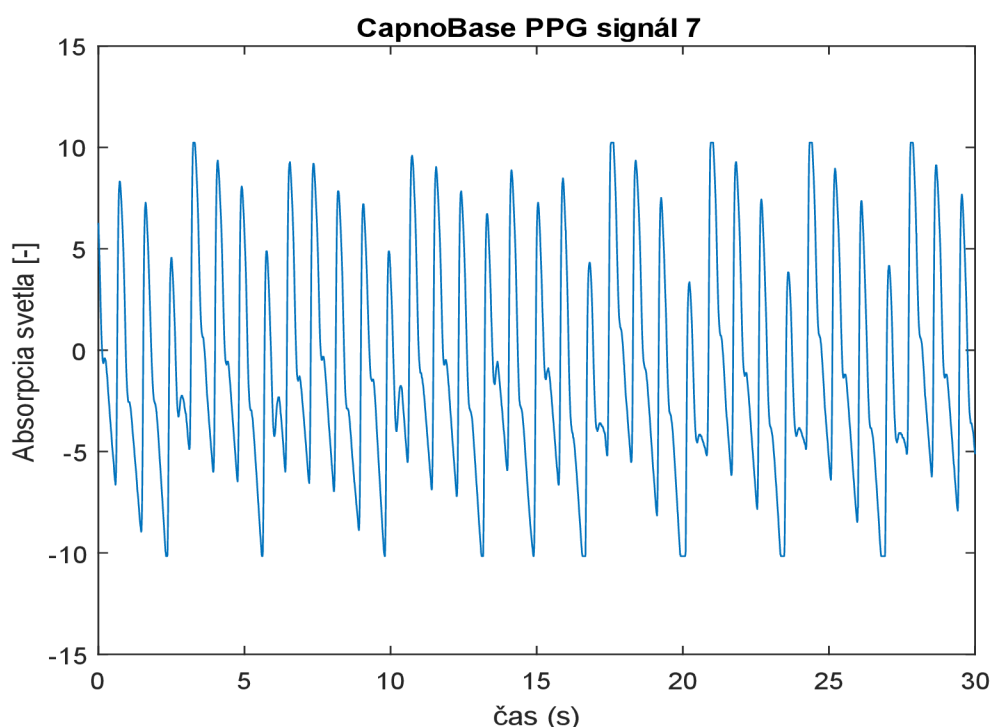
Databáza BIDMC obsahuje 53 8-minútových záznamov EKG, PPG a respiračných signálov z impedančnej pneumografie. Záznamy boli získané od dospelých pacientov (vo veku 19 až 90 rokov) z JIS v Beth Israel Deaconess Medical Center (BIDMC), Boston, USA. Vzorkovacia frekvencia signálov je 125 Hz. Na odvodenie referenčných hodnôt dychovej frekvencie je možné použiť dve sady anotácií (vykonávané manuálne dvomi expertami) jednotlivých dychových cyklov v signáloch impedančnej pneumografie [12]. Obr.2.1 je ukážkou signálu č. 6. tejto databázy.



Obr. 2.1 Ukážka záznamu signálu č. 6 z databázy BIDMC

2.1.2 CapnoBase databáza

Databáza CapnoBase obsahuje 42 8-minútových záznamov PPG, EKG a respiračného signálu z capnografie (objemu vydychnutého CO₂). Záznamy boli získané v zdravotníckych centrách St. Paul's Hospital a British Columbia Children's Hospital vo Vancouveri v Kanade. Vzorkovacia frekvencia záznamov je 300 Hz pre signály EKG a PPG. Pre záznamy z capnografie je to 25 Hz [13]. Obr. 2.2 je ukážkou záznamu signálu PPG č. 7. tejto databázy.



Obr. 2.2 Ukážka záznamu signálu č. 7 z databázy CapnoBase

2.2 Implementácia extrakcie dychovej krivky

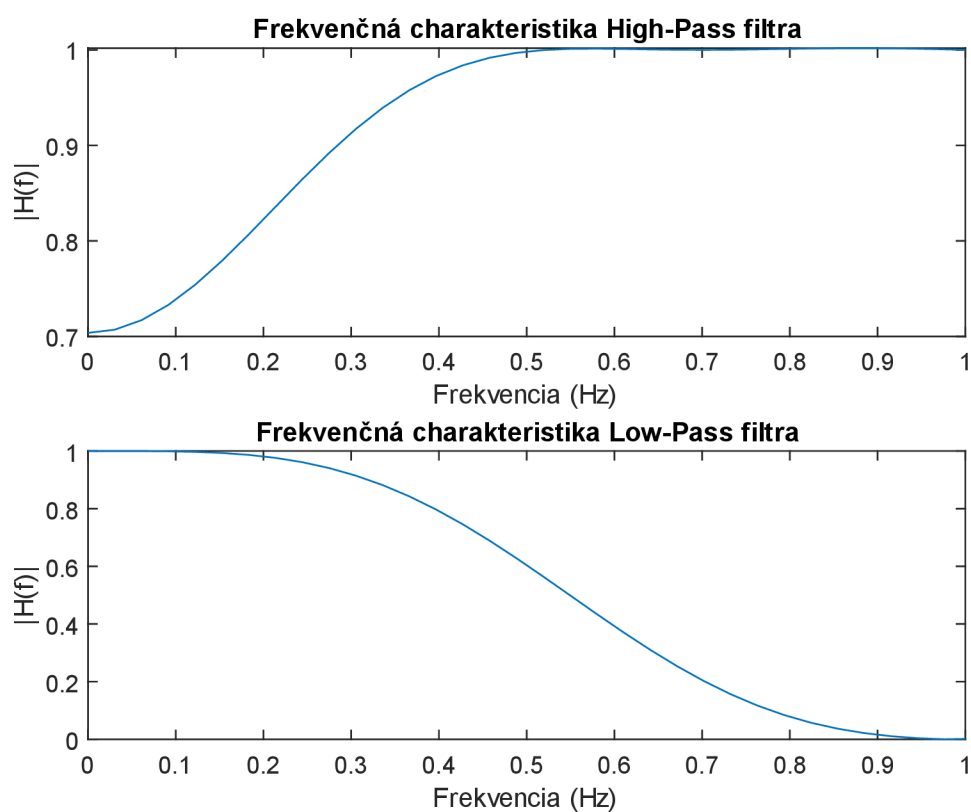
Prvým krokom implementácie metód bola extrakcia dychovej krivky z pôvodného PPG signálu. Metódy extrakcie vychádzali z dvoch modulácií PPG (AM a BW), a autokorelácie dychových kriviek získaných z týchto modulácií. Všetky implementované metódy extrahovali krivku v okne s dĺžkou 1 min..

2.2.1 Extrakcia driftu PPG signálu

Aby sme účinne extrahovali drift PPG signálu (BW), bolo nevyhnutné vylúčiť frekvencie, ktoré nesúvisia s fyziologickými hodnotami dychovej frekvencie. Na odstránenie nerespiračných frekvencií sme využili dva nerekurzívne FIR filtre.

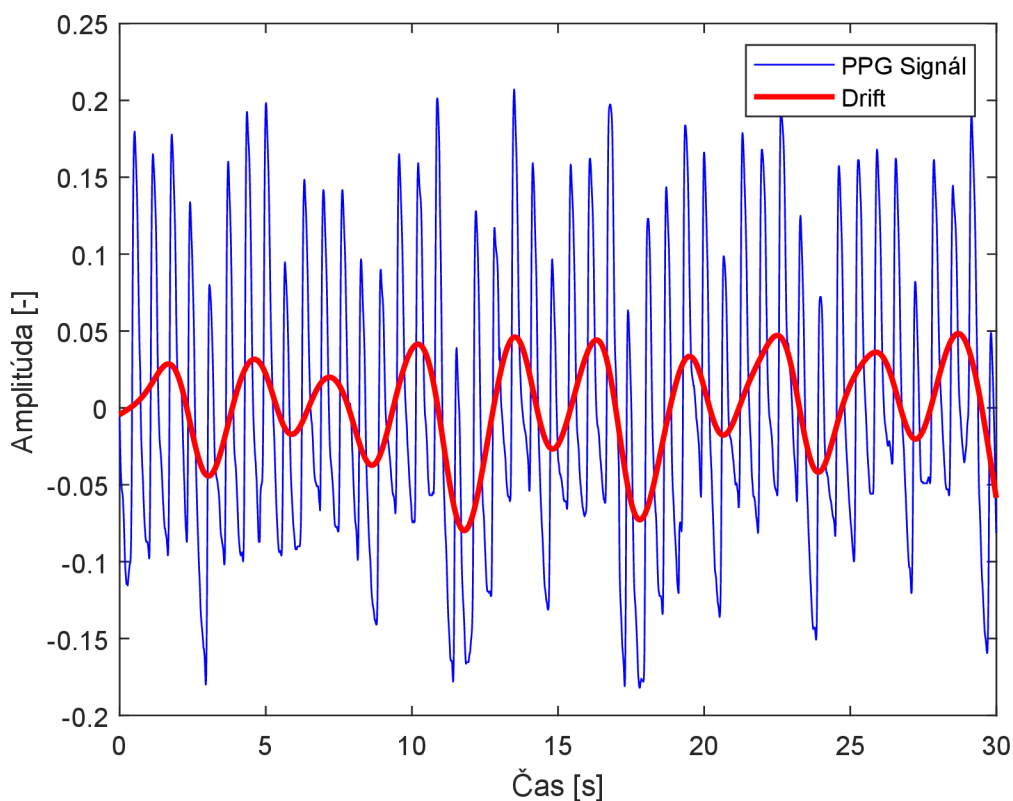
Prvým bol highpass filter na elimináciu nízkych frekvencií. Nastavili sme medznú frekvenciu na 0,07 Hz, čo zodpovedá 4 dýchovým cyklom za minútu. Zohľadnili sme aj dĺžku impulznej charakteristiky, ktorá vzhľadom k charakteristikám signálov a ich vzorkovacím frekvenciám mala významný vplyv na výsledný drift. Táto dĺžka bola stanovená na 4-násobok vzorkovacieho kmitočtu.

Druhý filter bol lowpass typ, určený na potlačenie vysokých frekvencií mimo normálneho rozsahu dychovej frekvencie. Medzná frekvencia bola stanovená na 0,55 Hz, čo predstavuje 33 dýchacích cyklov za minútu. Dĺžka impulznej charakteristiky bola rovnaká ako u prvého filtra, teda 4-násobok vzorkovacieho kmitočtu. Frekvenčná charakteristika oboch filtrov je zobrazená na Obr. 2.3.



Obr. 2.3 Frekvenčná charakteristika využitých FIR filtrov

Z vstupného signálu sme odstránili jednosmernú zložku a PPG signál bol následne filtrovaný obidvoma filtermi obojstranne. Výsledkom bol drift PPG signálu (Obr. 2.4) reprezentujúci dychovú krivku. Na základe tejto krivky sme následne odhadli dychovú frekvenciu.

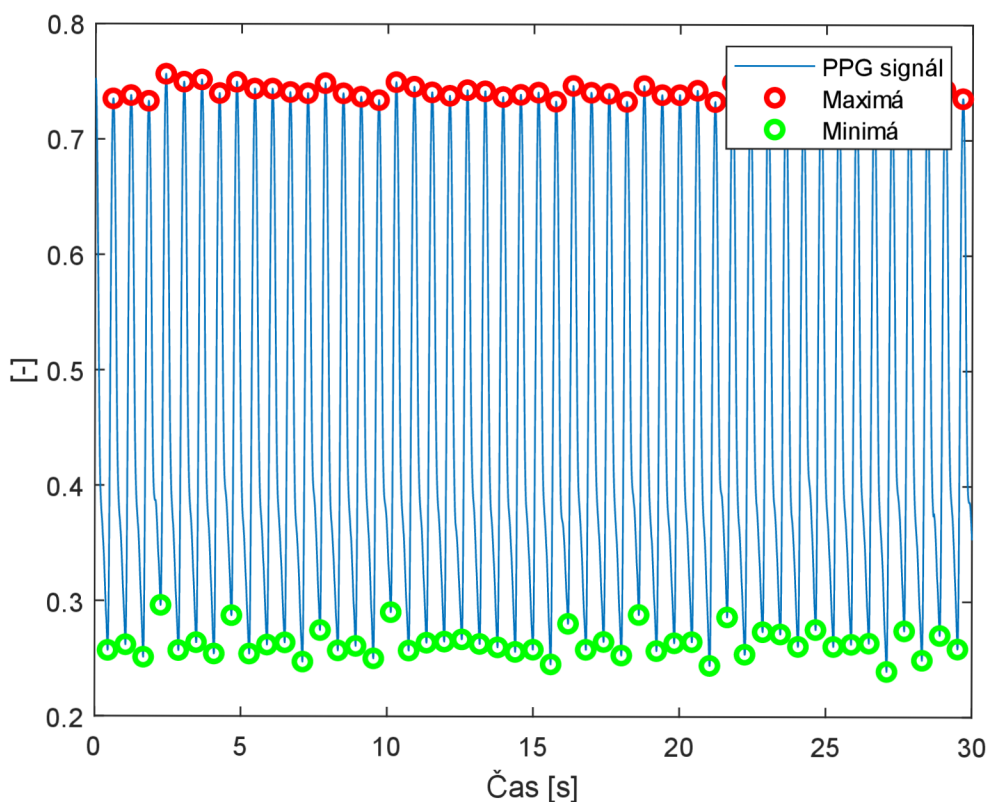


Obr. 2.4 Drift PPG signálu č. 6 z databáze BIDMC

2.2.2 Extrakcia amplitúdovej modulácie PPG signálu

Pre získanie dýchacej krivky predstavujúcej amplitúdovú moduláciu PPG signálu boli vo vstupnom signále detekované extrémny (lokálne maximá a lokálne minimá) (Obr. 2.6.)

Pre účel detekcie extrémov vo vstupnom signále PPG bol využitý detektor systolických peakov. Algoritmus detektoru môžeme rozdeliť do troch krokov. Prvým krokom je predspracovanie vstupného signálu filtráciou a jeho umocnením. Druhým krokom je extrakcia príznakov. V tomto kroku algoritmus generuje potenciálne bloky pulzných kriviek pomocou dvoch kľzavých priemerov. Tretím krokom je klasifikácia blokov pomocou prahovania. V rámci tejto práce bol prevzatý princíp detektoru a jeho implementácia bola upravená špecificky pre potreby práce. V zdrojoch z ktorých bol tento detektor prevzatý sa nachádza podrobnejší popis princípu detektoru ako aj popis získu hodnôt parametrov ktoré sú k detekcii využívané [14] [15].



Obr. 2.5 Detekcia extrémov v PPG signále č. 6 z databázy CapnoBase

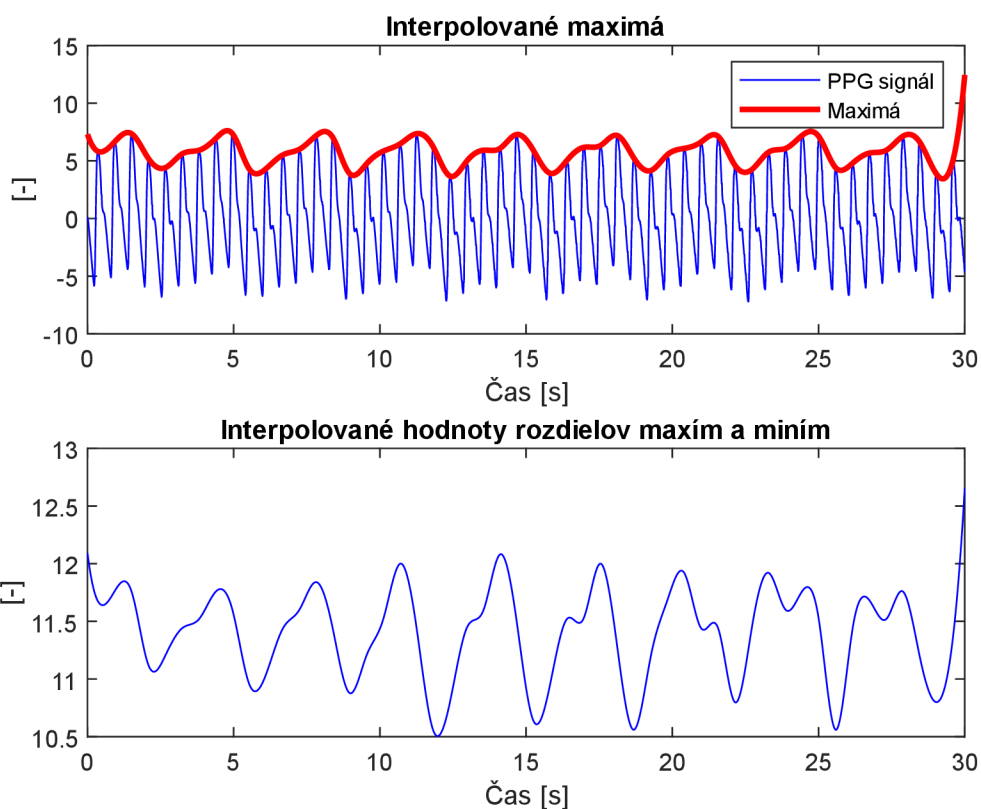
Po detekcii extrémov sme z ich hodnôt vytvorili spojitú krivku. Hodnoty boli interpolované kubickým splinom, čo nám vytvorilo dychovú krivku spojitú v čase, predstavujúcu amplitúdovú moduláciu PPG signálu.

Získali sme dve takéto krivky:

-**AM1**: založená na interpolovaných hodnotách detekovaných lokálnych maxim PPG signálu.

-**AM2**: vytvorená interpoláciou hodnôt rozdielu medzi lokálnymi maximami a predchádzajúcimi minimami (Obr. 2.7).

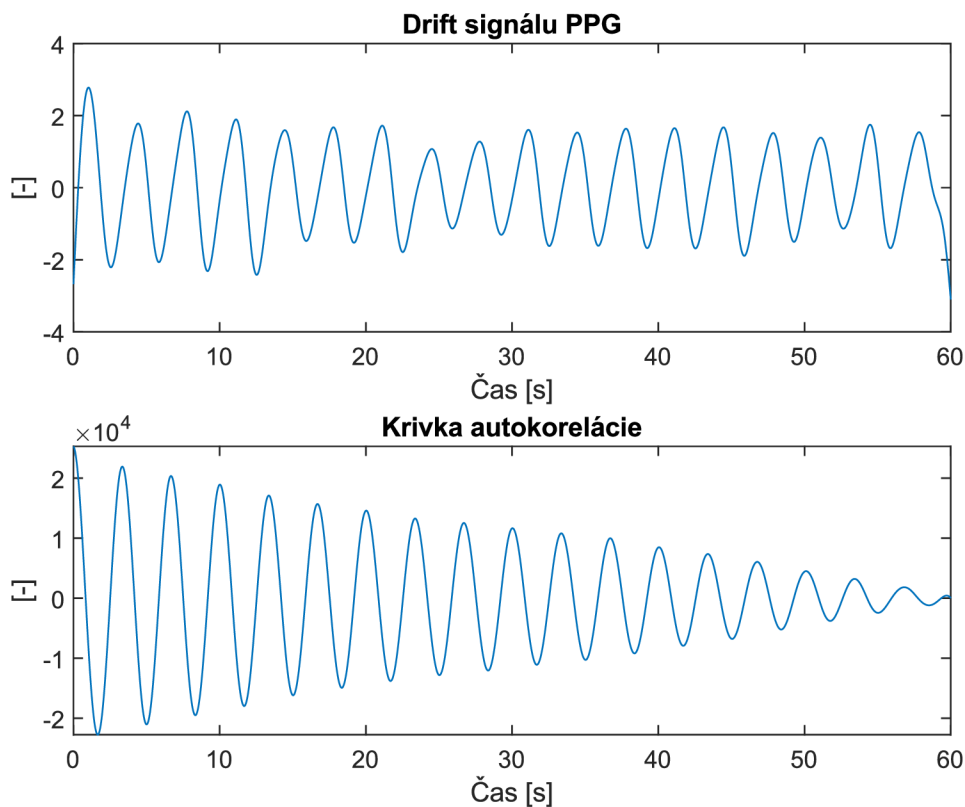
Pred detekciou dychovej frekvencie sme obe krivky filtrovali podľa metódy [2.2.1](#), aby sme odstránili nerespiračné frekvencie. Následne boli normalizované - ich priemer bol odčítaný a výsledok bol delený smerodatnou odchýlkou. Z týchto normalizovaných kriviek AM1 a AM2 sme potom odhadli dychovú frekvenciu.



Obr. 2.6 Interpolované extrémny a interpolované amplitúdy PPG signálu č. 13 z databázy CapnoBase

2.2.3 Autokorelácia dychových kriviek

Poslednou implementovanou metódou pre extrakciu dychovej krivky bolo využitie autokorelácie. Pri aplikácii autokorelácie dát sme využívali krivky (BW a AM2) získané z predchádzajúcich implementovaných metód. Po získaní týchto kriviek sme vypočítali ich autokorelačnú funkciu. Keďže výstup autokorelačnej funkcie je symetrický voči hodnote 0, náš finálny výstup predstavoval iba jednu polovicu tejto krivky. (Obr. 2.7).



Obr. 2.7 Drift PPG signálu č. 13 z databáze CapnoBase a jeho autokorelácia

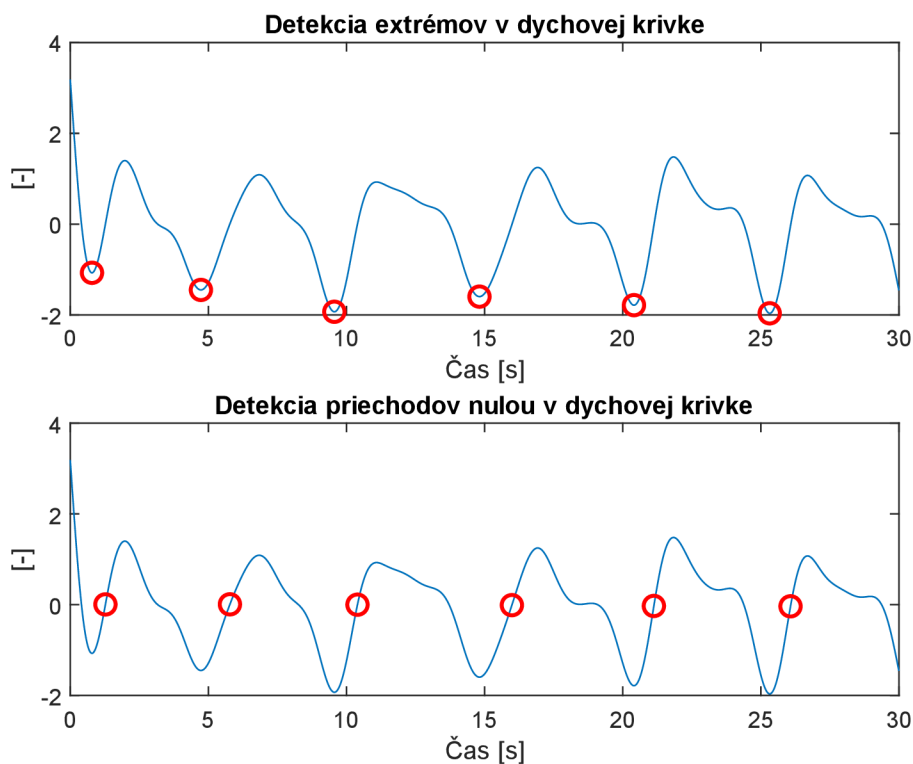
2.3 Implementácia odhadu dychovej frekvencie

Na odhad dychovej frekvencie z extrahovaných dychových kriviek boli využité 3 rôzne princípy a to odhad v časovej oblasti (detekciou lokálnych extrémov alebo priechodov nulou) a vo frekvenčnej oblasti (nájdením maxima v spektre). Výsledný odhad bol vyjadrený v počtoch dychových cyklov za minútu .

2.3.1 Odhad v časovej oblasti

Pre odhad v časovej oblasti sme detekovali extrémny extrahovanej DK. Pri niektorých dychových krivkách bola pre odhad DF vhodnejšia detekcia lokálnych maxim a pri iných zas detekcia lokálnych mínim. Z tohoto dôvodu boli pre odhad DF detekované extrémny (minimá alebo maximá) s vyššou hodnotou Q3 (75% ich mediánu). Následne boli extrémny detekované znovu s prahom o hodnote 40 percent hodnoty Q3 (Obr 2.8). Druhou využívanou metódou pre odhad DF v časovej oblasti bola detekcia priechodov nulou v extrahovanej dychovej krivky. Pred detekciou bol signál zbavený trendu pomocou funkcie *detrend*. Táto funkcia je funkciou z prostredia Matlab a jej účelom je odstránenie trendu zo vstupných dát. V dychovej krivke zbavenej trendu boli hľadané

pozície pri ktorých signál prechádza z negatívnych hodnôt do pozitívnych (resp. posledná pozícia pred prechodom do pozitívnych hodnôt) (Obr 2.8).



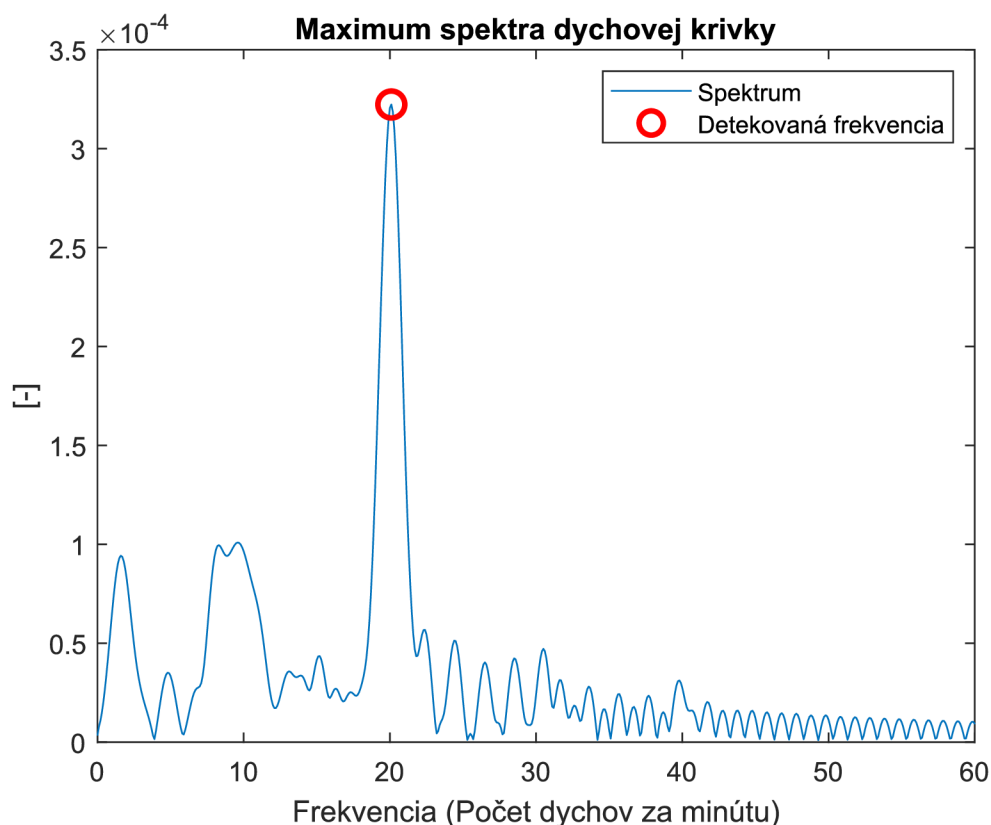
Obr. 2.8 Detekcia extrémov a priechodov nulou v extrahovanej dychovej krivke zo signálu č.6 z databázy CapnoBase

Odhadovaná hodnota dychovej frekvencie bola vypočítaná ako medián vzdialenosti detekovaných bodov krivky (extrémov alebo priechodov nulou).

2.3.2 Odhad vo frekvenčnej oblasti

Vo frekvenčnej oblasti odhad dychovej frekvencie predstavuje maximum spektra extrahovanej dychovej krivky. Z extrahovaných kriviek bolo pomocou FFT vypočítané spektrum. Pre zlepšenie presnosti odhadu bolo spektrum počítané s frekvenčným krokom 0,1 dychového cyklu za minútu.

Výslednú odhadovanú hodnotu dychovej frekvencie sme získali nájdením jeho maxima v rozmedzí frekvencií predstavujúcich 6 dychových cyklov za minútu (0,1 Hz) a 33 dychových cyklov za minútu (0,55 Hz) (Obr. 2.10). Týmto ohraničením sme zamedzili detekcii vysokých spektrálnych čiar nepredstavujúcich hodnoty dychovej frekvencie.



Obr. 2.9 Maximum spektra v rozmedzí frekvencií 8-33 BPM extrahovanej dychovej krivky zo signálu PPG č. 7 z databázy BIDMC

2.3.3 Fúzia odhadov dychovej frekvencie

Fúzia odhadov kombinuje rôzne odhady dychovej frekvencie založené na rôznych moduláciách PPG za účelom zlepšenie robustnosti a presnosti algoritmov. Nami implementované fúzie kombinovali štyri, tri a následne dve najúspešnejšie metódy odhadov vzhľadom k obom databázim. Fúzie boli počítané ako medián odhadov zo zmienovaných metód

2.4 Implementácia automatického hodnotenia kvality DK

V teoretickej časti bakalárskej práce boli popísané dva princípy hodnotenia kvality PPG signálov pre odhad dychovej frekvencie (1.5.3). Prvým je hodnotenie kvality vstupného PPG signálu a druhým je hodnotenie kvality extrahovanej dychovej krivky. V rámci tejto práce bola kvalita hodnotená vzhľadom ku extrahovaným dychovým krivkám.

2.4.1 Hodnotenie kvality DK vzhľadom k odhadom v časovej a frekvenčnej oblasti

Metóda vychádza z predpokladu, že odhady dychovej frekvencie v časovej oblasti a vo frekvenčnej oblasti sa nelíšia. Tj. dychová krivka s ideálnou kvalitou dosahuje rovnakých hodnôt odhadu vo frekvenčnej aj v časovej oblasti. Implementovaný algoritmus počíta odhad DF z extrahovaných dychových kriviek v časovej oblasti (detekciou extrémov) a vo frekvenčnej oblasti (hľadaním maxima v spektre). Na základe absolútnej hodnoty rozdielu týchto dvoch hodnôt odhadu dychovej frekvencie, ktoré sú porovnávané so stanovenými prahmi je každej dychovej krivke pridelená hodnota kvality (Obr.2.10).

Úroveň kvality dychových kriviek bola rozdelená do troch hodnôt a to nasledovne:

“**Dobrá kvalita**”(1) - absolútna hodnota rozdielu odhadov z časovej a frekvenčnej oblasti bola menšia ako 1 dychový cyklus za minútu.

“**Akceptovateľná kvalita**”(2) - absolútna hodnota rozdielu odhadov z časovej a frekvenčnej oblasti bola v rozmedzí 1 a 2 dychové cykly za minútu

“**Zlá kvalita**”(3) - absolútna hodnota rozdielu odhadov z časovej a frekvenčnej oblasti bola väčšia ako 2 dychové cykly za minútu

2.5 Evaluácia algoritmov

Presnosť implementovaných algoritmov pre odhad dychovej frekvencie z PPG bola evaluovaná pre obe využívané databázy pomocou skriptov evalBIDMC.m a evalCapno.m ktoré počítali chyby odhadov vzhľadom k referenčným hodnotám dychovej frekvencie z minútových úsekov signálov.

2.5.1 Evaluácia algoritmov pre odhad dychovej frekvencie

Pre evaluáciu algoritmov na databáze BIDMC boli referenčné hodnoty dychovej frekvencie brané ako priemer z anotácii dvoch expertov. Pri hodnotení bolo taktiež eliminovaných 25 1-minútových úsekov ([príloha B](#)) pri ktorých sa referenčné hodnoty od expertov líšili o viac ako 2 dychové cykly za minútu. V databáze CapnoBase bolo eliminovaných 7 1-minútových úsekov ([príloha C](#)) a to z dôvodu chýbajúcich referenčných hodnôt dychovej frekvencie.

Oba skripty počítajú priemernú absolútnu chybu (MAE):

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |R(m, n) - R_{ref}(m, n)| \quad (2.1)$$

Kde R je hodnota odhadu dychovej frekvencie, R_{ref} je referenčná hodnota dychovej frekvencie, M je počet signálov databázy (42 alebo 53), N je počet minútových úsekov (8).

2.5.2 Evaluácia hodnotenia kvality dychových kriviek

Cieľom evaluácie navrhnutého hodnotenia kvality bolo overenie prípadného vzťahu medzi chybami odhadov dychovej frekvencie a pridelenou hodnotou kvality.

Pre overenie tohto prípadného vzťahu bol prevedený odhad dychovej frekvencie z hodnotených dychových kriviek v časovej oblasti (detekciou extrémov) a následne bola z chýb odhadov počítaná priemerná absolútna chyba (MAE) vzhľadom k hodnote kvality a to nasledovne:

$$MAE = \frac{1}{N_q} \sum_{i=1}^N |E_q(i)| \quad (2.2)$$

Kde q predstavuje úroveň kvality (hodnoty 1,2,3), N je počet minútových úsekov signálov danej úrovne kvality a E je hodnota chyby odhadu dychovej frekvencie z týchto úsekov.

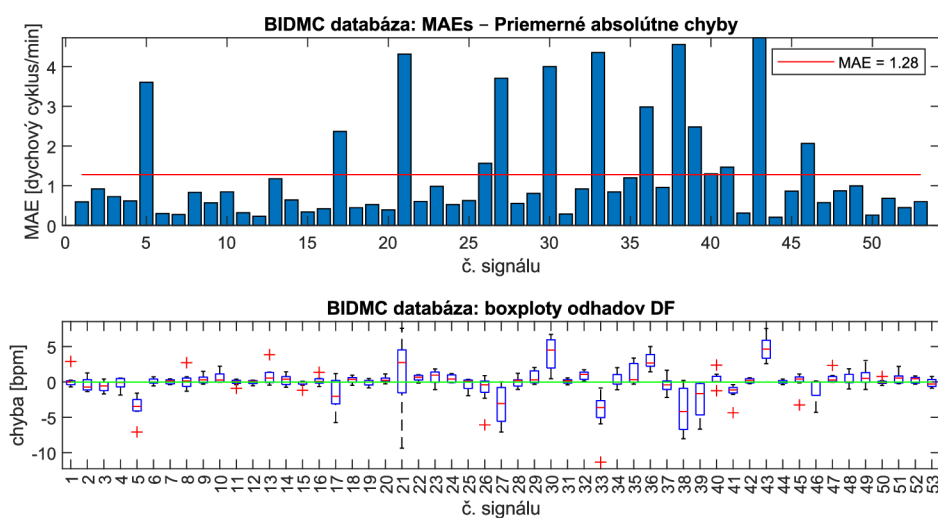
Takýmto spôsobom bolo evaluovaných spolu 1272 minútových úsekov dychových kriviek (BW, AM1, AM2) extrahovaných zo signálov databázy BIDMC, ktorých kvalita bola hodnotená implementovaným algoritmom.

3. VÝSLEDKY

Tretia kapitola tejto bakalárskej práce prezentuje dosiahnuté výsledky odhadov dychovej frekvencie pomocou implementovaných algoritmov. Tabuľky s výsledkami všetkých metód obsahujú hodnoty priemernej MAE pre obe databázy a váhovaný priemer týchto hodnôt. Hodnoty váh (0,55 pre BIDMC a 0,45 pre Capnobase) pri počítaní priemeru boli stanovené vzhľadom k počtu minútových úsekov signálov (399 v BIDMC a 329 v CapnoBase) [16]. Kapitola taktiež zahŕňa výsledky získané evaluáciou hodnotenia kvality dychových kriviek. Tieto výsledky sú následne diskutované v nasledujúcej kapitole.

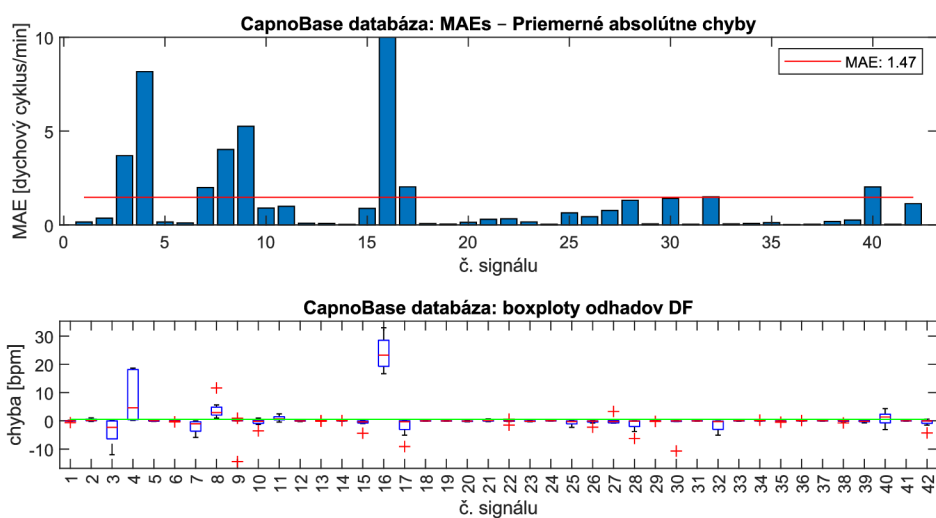
3.1 Výsledky odhadu DF z driftu PPG

Najlepší výsledok odhadu dychovej frekvencie z extrahovanej krivky driftu signálov PPG databázy BIDMC dosahuje odhad v časovej oblasti pomocou detekcie priechodov nulou. Hodnota priemernej MAE je 1,28 dychového cyklu za minútu (Obr. 3.1).



Obr. 3.1 Graf MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z driftu PPG databázy BIDMC pomocou detekcie priechodov nulou

Pri databáze CapnoBase bol odhad úspešnejší pomocou detekcie extrémov extrahovaného driftu ktorý v tomto prípade dosahoval priemernej MAE 1,47 dychového cyklu za minútu (Obr. 3.2).



Obr. 3.2 Graf MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z driftu PPG pomocou detekcie extrémov DK

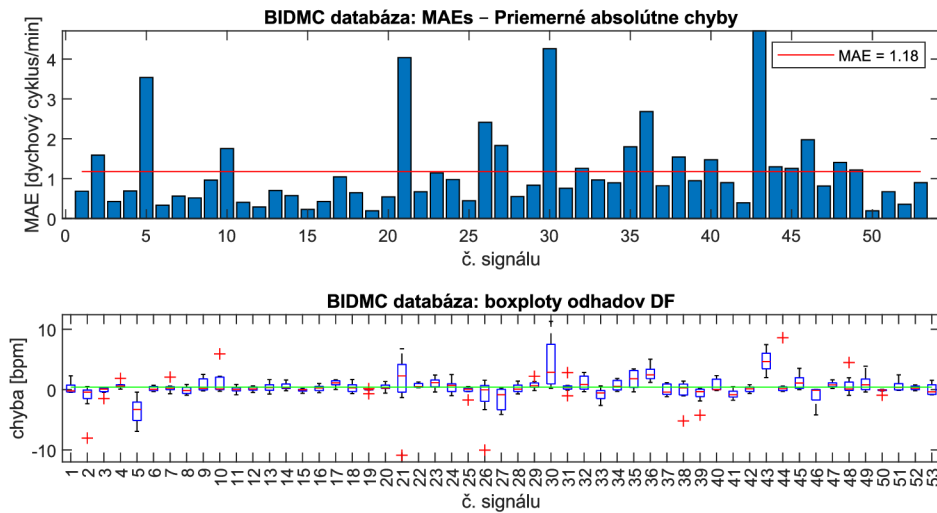
Najúspešnejšou metódou vzhľadom k oboj databázam bol odhad pomocou extrémov v časovej oblasti ktorý dosahoval rovnakej hodnoty 1,47 dychového cyklu za minútu v oboch databázach. Priemerná MAE odhadov pomocou iných metód sa v databáze BIDMC veľmi nelíšila avšak pri databáze CapnoBase metódy mimo detekcie extrémov dosahovali nie moc uspokojivých výsledkov. Príkladom je detekcia priechodov nulou dychovej krivky ktorá navzdory veľmi dobrej úspešnosti v BIDMC databáze dosahovala pri databáze CapnoBase nejhorších výsledkov. Konkrétne výsledky odhadu pre každú metódu založenú na extrakcii driftu signálu PPG a jeho autokorelácii sú detailne zhrnuté v tabuľke 3.1.

Tab. 3.1 MAE pre metódy odhadu DF z driftu PPG

	Metóda extrakcie DK	Metóda odhadu DF	MAE-BIDMC	MAE-CapnoBase	Priemer
1	BW	Detekcia extrémov	1,47	1,47	1,47
2	BW	Detekcia prechodov nulou	1,28	3,52	2,28
3	BW	Maximum spektra	1,6	3,06	2,25
4	BW_A	Detekcia extrémov	1,31	2,71	1,94
5	BW_A	Detekcia priechodov nulou	1,3	3,8	2,43
6	BW_A	Maximum spektra	1,49	3,37	2,34

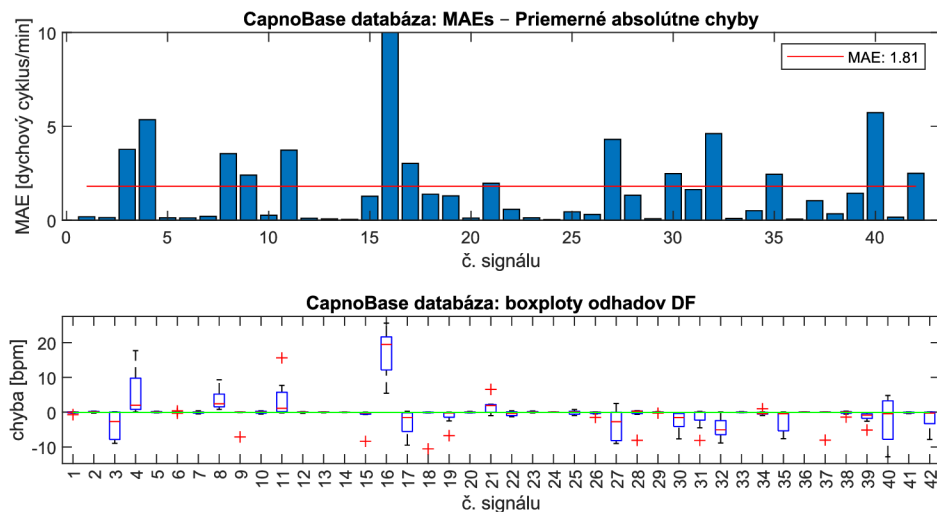
3.2 Výsledky odhadu DF z AM PPG

Najlepší výsledok odhadu dychovej frekvencie z extrahovanej krivky amplitúdovej modulácie (AM2) signálov PPG databázy BIDMC dosiahol odhad v časovej oblasti pomocou detekcie priechodov nulou v dychovej krivke. Priemerná MAE dosiahla hodnoty 1,18 dychového cyklu za minútu (Obr. 3.3).



Obr. 3.3 MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z AM2 PPG pomocou detekcie priechodov nulou DK

V databáze CapnoBase najlepších výsledkov dosiahla metóda detekcie extrémov z dychovej krivky AM1. Priemerná MAE dosiahla hodnoty 1,81 dychového cyklu za minútu (Obr. 3.4).



Obr. 3.4 MAE a boxplot chýb odhadov najúspešnejšej metódy odhadu DF z AM1 PPG pomocou detekcie extrémov DK

Najúspešnejšou metódou vzhľadom k obom databázam dosiahol odhad pomocou detekcie extrémov dychovej krivky AM2. Rovnako ako pri odhade dychovej frekvencie z drifu signálu PPG. V databáze CapnoBase odhad pomocou detekcie priechodov nulou dosahoval najhorších výsledkov. Všetky ostatné výsledky nájdeme v Tabuľke 3.2

Tab. 3.2 MAE pre metódy odhadu DF z AM PPG

	Metóda extrakcie krivky	Metóda odhadu DF	MAE-BIDMC	MAE-CapnoBase	Priemer
7	AM1	Detekcia extrémov	1,83	1,81	1,82
8	AM1	Detekcia priechodov nulou	1,45	3,68	2,45
9	AM1	Maximum spektra	1,66	3,54	2,5
10	AM2	Detekcia extrémov	1,6	1,9	1,74
11	AM2	Detekcia priechodov nulou	1,18	3,9	2,4
12	AM2	Maximum spektra	1,46	3,8	2,51
13	AM2_A	Detekcia extrémov	1,34	3,24	2,2
14	AM2_A	Detekcia priechodov nulou	1,2	3,58	2,27
15	AM2_A	Maximum spektra	1,45	3,6	2,42

3.3 Výsledky fúzie odhadov

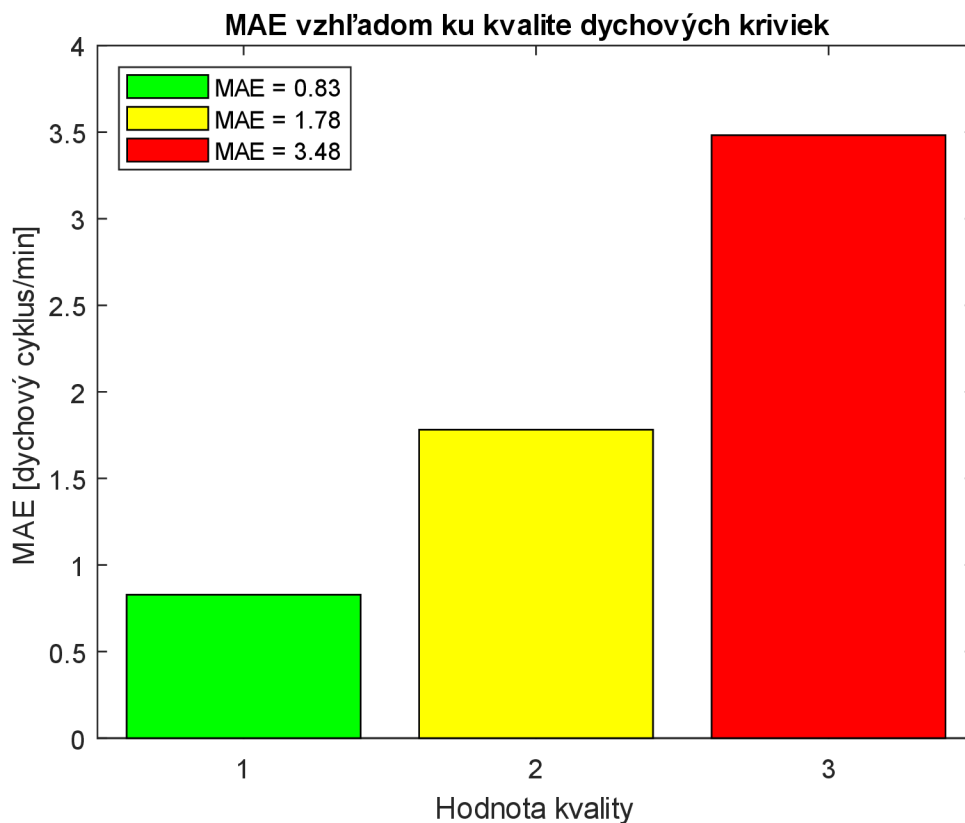
Najúspešnejšou metódou fúzie odhadov bola fúzia štyroch najúspešnejších metód odhadov. Tabuľka 3.2 zhrňuje výsledky všetkých prevedených fúzií.

Tab. 3.3 MAE fúzií odhadov

Metóda fúzie	MAE- BIDMC	MAE- CapnoBase	Priemer
medián (1,4,7,10)	1,24	1,63	1,41
medián (1,7,10)	1,43	1,56	1,49
medián (1,10)	1,48	1,65	1,56

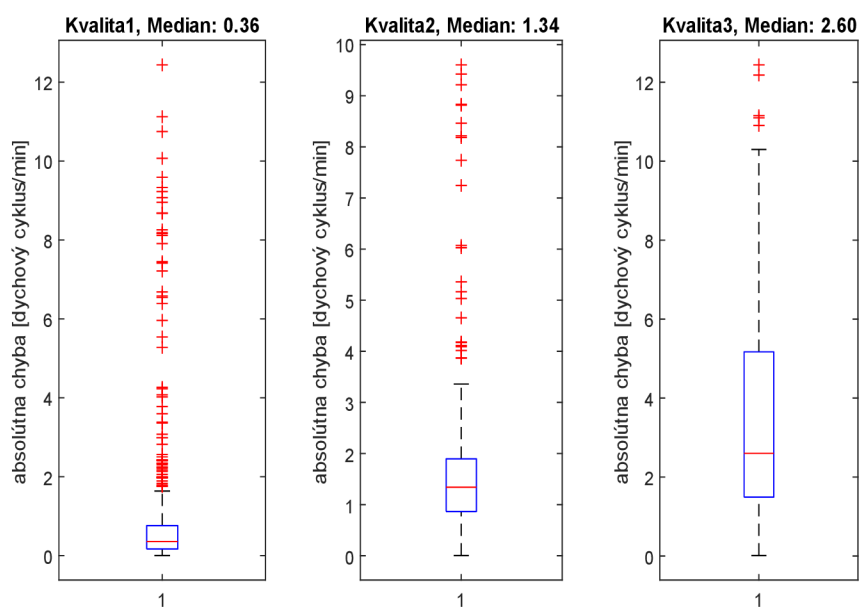
3.4 Výsledky hodnotenia kvality

Po vyhodnotení implementácie automatického hodnotenia kvality dychových kriviek sme zistili, že MAE minútových úsekov „Dobrej kvality“ (hodnota 1) bola 0,83 dychového cyklu za minútu. Týchto úsekov bolo celkovo 712. Medzi 229 úsekmi, ktoré boli hodnotené ako „Akceptovateľná kvalita“ (hodnota 2), sme zaznamenali priemernú absolútnu chybu 1,78 dychového cyklu za minútu. Napokon, z 331 úsekov, ktoré boli označené hodnotou 3, teda "Zlá kvalita", sme zistili priemernú absolútnu chybu 3,48 dychového cyklu za minútu. Výsledky sú graficky znázornené na Obr. 3.5.



Obr. 3.5 MAE vzhľadom k hodnote kvality

Ak by sme sa však pozreli na rozptyl hodnôt absolútnych chýb, v každej zo súborov hodnotených dychových kriviek nájdeme úseky ktoré dosahujú vzhľadom k ich kvalite neprimeranej chyby. V úsekoch dychových kriviek označených za kvalitné nájdeme hodnoty neprimerane vysokých chýb a naopak v úsekoch označených za nekvalitné nájdeme úseky s minimálnou hodnotou absolútnej chyby. Obr. 3.6 obsahuje boxploty hodnôt absolútnej chyby v rámci jednotlivých úrovní kvality.



Obr. 3.6 Boxploty hodnôt absolútnej chyby v rámci hodnoty kvality

4. DISKUSIA VÝSLEDKOV

Pomocou 15 rôznych kombinácií implementovaných metód sme sa dopracovali k širokej škále výsledkov. Priemerné absolútne chyby odhadov pri najlepších metódach dokázali podliezť hranicu 1,5 dychových cyklov za minútu (Tab. 4.1). Najlepšou implementovanou metódou bola Fúzia štyroch najúspešnejších metód (1,4,7,10). V rámci metód mimo fúzie vynikal odhad detekciou extrémov z driftu signálu PPG. Aj napriek jednoduchosti tejto metódy, výsledná priemerná MAE 1,47 dychových cyklov za minútu pre obe databázy ju zaraďuje na druhé miesto testovaných metód.

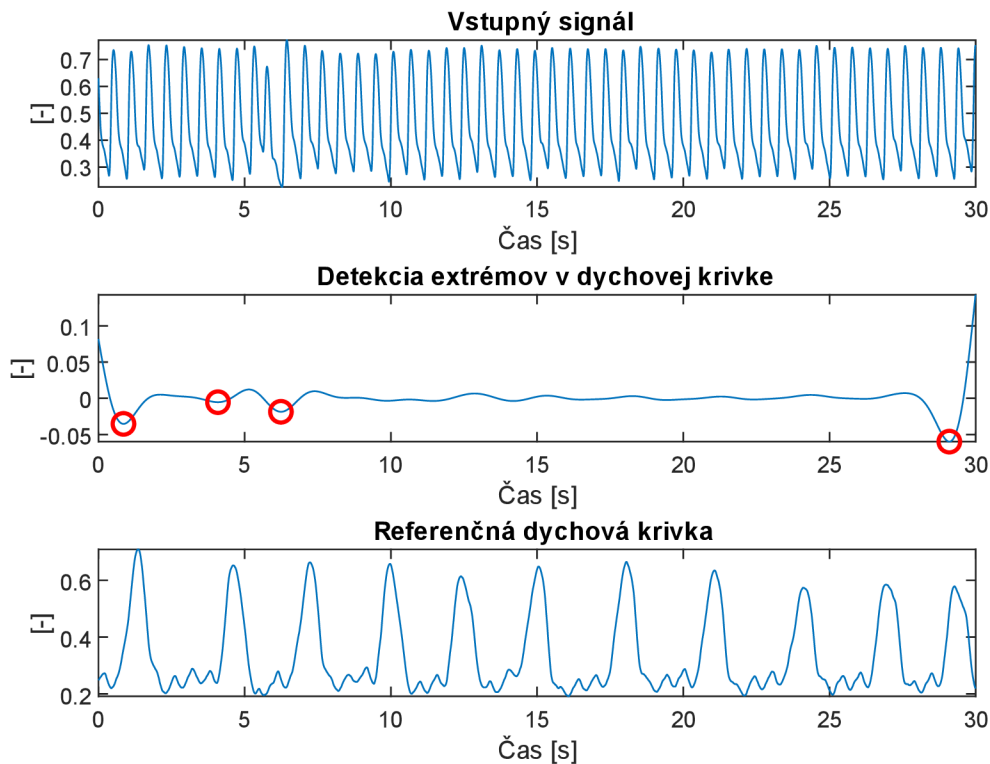
Tab. 4.1 Hodnoty MAE troch najúspešnejších metód

Metóda	Priemer MAE oboch databáz
Medián štyroch najúspešnejších metód	1,41
Medián troch najúspešnejších metód	1,49
Odhad z driftu detekciou extrémov	1,47

Nie všetky metódy však dosahovali kvalitných výsledkov. Z výsledkov niektorých metód je zjavné že chyby odhadov na niektorých signáloch zlyhávajú a dosahujú príliš veľkých chýb odhadov od referenčných hodnôt.

Prvým faktorom ktorý tieto nepresné odhady ovplyvnil je výskyt signálov v oboch databázach (najviac však v databáze CapnoBase), ktorých referenčné hodnoty dosahujú veľmi vysokých hodnôt. Vzhľadom k tomu že pri všetkých implementovaných metódach boli pomocou filtrácie potlačené frekvenčné zložky mimo rozmedzia 0,07 Hz až 0,55 Hz, signálom s vyššími referenčnými hodnotami dychovej frekvencie bola potlačená užitočná zložka. Príkladom takéhoto signálu sú napríklad signály č. 4, 8 a 16 databázy Capnobase, ktorých referenčné hodnoty dychovej frekvencie dosahovali pri niektorých úsekoch viac ako 33 dychových cyklov za minútu. Riešením by tu mohlo byť zvýšenie medznej frekvencie filtra avšak tento krok značne zhoršil odhad z ostatných signálov.

Ďalším problémom, ktorý ovplyvnil presnosť odhadu z niektorých signálov bola nedostatečná prevalencia extrahovaných modulácií. Príkladom takéhoto signálu je signal č. 8 databázy BIDMC. Drift ktorý je extrahovaný z tohto signálu je pri väčšine úsekoch veľmi minimálny alebo dokonca absentuje a odhad dychovej frekvencie z driftu tak dosahuje vysokých odchýliek. Na Obr. 4.1 môžeme vidieť postup extrakcie dychovej krivky, zlyhávajúcu detekciu extrémov a referenčnú dychovú krivku tohto signálu.



Obr. 4.1 Odhad dychovej frekvencie z driftu úseku signálu č. 8 databázy BIDMC

Evaluovaním hodnotenia kvality dychových kriviek sme dospeli k najmenej MAE odhadov z kvalitných signálov a najväčšej pri odhade z nekvalitných signálov. Z toho môžeme usúdiť že hodnotenie kvality na základe porovnania odhadov v časovej a frekvenčnej oblasti má zmysel a prípadnou elimináciou úsekov označených za nekvalitné by sa zlepšili výsledky algoritmov odhadu.

Táto metóda ma však značnú limitáciu. Metóda porovnáva iba odhadované hodnoty dychovej frekvencie a nie tie referenčné. Z toho dôvodu niektoré krivky z ktorých chyba odhadu bola síce veľká ale rozdiel odhadov medzi frekvenčnou a časovou oblasťou sa nelíšil, boli označené za kvalitné. Naopak v opačnom prípade sa našli rovnako krivky označené za nekvalitné ale chyba odhadu z týchto kriviek bola minimálna.

4.1 Porovnanie výsledkov s inými autormi

Posledná časť práce obsahuje prehľad prác rôznych iných autorov ktorí sa zaoberali problematikou odhadu dychovej frekvencie z PPG. Vybraní boli autori ktorých algoritmy boli testované na oboch databázach CapnoBase a BIDMC.

Kozumplík J. ,Smítal L. ,Nemcová A. a spol. [\[16\]](#)

Cieľom práce bola implementácia algoritmov pre odhad dychovej frekvencie z PPG za účelom ich využitia v nositeľnej elektronike. Autori implementovali 6 rôznych metód (založených na extrakcii driftu a amplitúdovej modulácie) a 4 rôzne fúzie týchto metód. Najúspešnejšou metódou bola metóda odhadu DF pomocou detekcie extrémov v krivke driftu signálu PPG. Tá dosiahla hodnôt MAE 1,51 a 1,34 dychového cyklu/min (Capno,BIDMC).

Pimentel M. A. F. , Charlton P. H. a spol. [\[12\]](#)

Autori práce implementovali algoritmy založené na fúzii dychových kriviek odvodených z rôznych respiračných modulácií signálu PPG a to pomocou ich spektier ktoré sú počítané využitím autoregresných AR modelov. Pre evaluáciu využili autori dve dĺžky okien z ktorých prebiehal odhad DF. Pre okná dĺžky 32s odhady dosahovali hodnôt MedAE 1,5 a 4 dychové cykly/min (Capno,BIDMC). Pre okná s dĺžkou 64s sú to hodnoty 1,9 a 2,7 dychového cyklu/min (Capno,BIDMC).

ZÁVER

Cieľmi tejto práce bolo implementovanie rôznych metód odhadov dychovej frekvencie z PPG a taktiež implementácia hodnotenia kvality týchto signálov.

V rámci práce bolo úspešne implementovaných 15 rôznych kombinácií metód odhadu dychovej frekvencie z ktorých princípom boli drift a amplitúdová modulácia signálu PPG. Taktiež boli implementované rôzne fúzie odhadov.

LITERATÚRA

- [1] NICOLÒ, Andrea, Carlo MASSARONI, Emiliano SCHENA a Massimo SACCHETTI. The Importance of Respiratory Rate Monitoring: From Healthcare to Sport and Exercise. *Sensors* [online]. 2020, **20**(21) [cit. 2023-08-09]. ISSN 1424-8220. Dostupné z: doi:10.3390/s20216396
- [2] FLENADY, Tracy, Trudy DWYER a Judith APPLGARTH. Accurate respiratory rates count: So should you!. *Australasian Emergency Nursing Journal* [online]. 2017, **20**(1), 45-47 [cit. 2023-08-04]. ISSN 15746267. Dostupné z: doi:10.1016/j.aenj.2016.12.003
- [3] CHARLTON, Peter H., Drew A. BIRRENKOTT, Timothy BONNICI, et al. Breathing Rate Estimation From the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering* [online]. 2018, **11**, 2-20 [cit. 2023-08-04]. ISSN 1937-3333. Dostupné z: doi:10.1109/RBME.2017.2763681
- [4] HOGAN, Jacqueline. Why don't nurses monitor the respiratory rates of patients? *British Journal of Nursing* [online]. 2006, 2006-05-01, **15**(9), 489-492 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0966-0461. Dostupné z: doi:10.12968/bjon.2006.15.9.21087
- [5] MEREDITH, D. J., D. CLIFTON, P. CHARLTON, J. BROOKS, C. W. PUGH a L. TARASSENKO. Photoplethysmographic derivation of respiratory rate: a review of relevant physiology. *Journal of Medical Engineering & Technology* [online]. 2011, 2011-12-20, **36**(1), 1-7 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0309-1902. Dostupné z: doi:10.3109/03091902.2011.638965
- [6] BLOM, J. A. *Monitoring of Respiration and Circulation* [online]. CRC Press, 2003 [cit. 2023-08-04]. ISBN 9780429210822. Dostupné z: doi:10.1201/9780203503287
- [7] YASUMA, Fumihiko a Jun-ichiro HAYANO. Respiratory Sinus Arrhythmia. *Chest* [online]. 2004, **125**(2), 683-690 [cit. 2023-08-04]. ISSN 00123692. Dostupné z: doi:10.1378/chest.125.2.683
- [8] MADHAN MOHAN, P., V. NAGARAJAN a J. C. VIGNESH. Spot measurement of heart rate based on morphology of PhotoPlethysmoGraphic (PPG) signals. *Journal of Medical Engineering & Technology* [online]. 2016, 2016-10-05, **41**(2), 87-96 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0309-1902. Dostupné z: doi:10.1080/03091902.2016.1223198

- [9] TAMURA, Toshiyo, Yuka MAEDA, Masaki SEKINE a Masaki YOSHIDA. Wearable Photoplethysmographic Sensors—Past and Present. *Electronics* [online]. 2014, **3**(2), 282-302 [cit. 2023-08-04]. ISSN 2079-9292. Dostupné z: doi:10.3390/electronics3020282
- [10] LI, Jin, Jie JIN, Xiang CHEN, Weixin SUN a Ping GUO. Comparison of respiratory-induced variations in photoplethysmographic signals. *Physiological Measurement* [online]. 2010, 2010-03-01, **31**(3), 415-425 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/0967-3334/31/3/009
- [11] CHARLTON, Peter H., Mauricio VILLARROEL, Francisco SALGUIERO a MIT CRITICAL DATA. Waveform Analysis to Estimate Respiratory Rate. In: *Secondary Analysis of Electronic Health Records* [online]. Cham: Springer International Publishing, 2016, s. 377-390 [cit. 2023-08-04]. ISBN 978-3-319-43740-8. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-319-43742-2_26
- [12] PIMENTEL, Marco A. F., Alistair E. W. JOHNSON, Peter H. CHARLTON, Drew BIRRENKOTT, Peter J. WATKINSON, Lionel TARASSENKO a David A. CLIFTON. Toward a Robust Estimation of Respiratory Rate From Pulse Oximeters. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 2017, **64**(8), 1914-1923 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2016.2613124
- [13] KARLEN, Walter, S. RAMAN, J. M. ANSERMINO a G. A. DUMONT. Multiparameter Respiratory Rate Estimation From the Photoplethysmogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 2013, **60**(7), 1946-1953 [cit. 2023-08-04]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2013.2246160
- [14] ELGENDI, Mohamed, Ian NORTON, Matt BREARLEY, Derek ABBOTT, Dale SCHUURMANS a Vladimir E. BONDARENKO. Systolic Peak Detection in Acceleration Photoplethysmograms Measured from Emergency Responders in Tropical Conditions. *PLoS ONE* [online]. 2013, 2013-10-22, **8**(10) [cit. 2023-08-04]. ISSN 1932-6203. Dostupné z: doi:10.1371/journal.pone.0076585
- [15] HAN, Dong, Syed Khairul BASHAR, Jesús LÁZARO, et al. A Real-Time PPG Peak Detection Method for Accurate Determination of Heart Rate during Sinus Rhythm and Cardiac Arrhythmia. *Biosensors* [online]. 2022, **12**(2) [cit. 2023-08-04]. ISSN 2079-6374. Dostupné z: doi:10.3390/bios12020082

- [16] KOZUMPLIK, Jiri, Lukas SMITAL, Andrea NEMCOVA, Marina RONZHINA, Radovan SMISEK, Lucie MARSANOVA, Martin KRALIK a Martin VITEK. Respiratory Rate Estimation Using the Photoplethysmogram: Towards the Implementation in Wearables. In: *2021 Computing in Cardiology (CinC)* [online]. IEEE, 2021, 2021-9-13, s. 1-4 [cit. 2023-08-09]. ISBN 978-1-6654-7916-5. Dostupné z: doi:10.23919/CinC53138.2021.9662674
- [17] BIRRENKOTT, Drew A., 2018. *Respiratory Quality Indices for Automated Monitoring of Respiration from Sensor Data*. Dizertačná práca, vedoucí Prof. David A. Clifton. Oxford, UK: University of Oxford, Department of Engineering. Dostupné tiež z: <https://ethos.bl.uk/OrderDetails.do?uin=uk.bl.ethos.770692>.
- [18] LI, Jin, Jie JIN, Xiang CHEN, Weixin SUN a Ping GUO. Comparison of respiratory-induced variations in photoplethysmographic signals. *Physiological Measurement* [online]. 2010, 2010-03-01, **31**(3), 415-425 [cit. 2023-08-09]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/0967-3334/31/3/009
- [19] BIRRENKOTT, Drew A., Marco A.F. PIMENTEL, Peter J. WATKINSON a David A. CLIFTON. A Robust Fusion Model for Estimating Respiratory Rate From Photoplethysmography and Electrocardiography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 2018, **65**(9), 2033-2041 [cit. 2023-08-09]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2017.2778265

ZOZNAM SYMBOLOV A SKRATIEK

PPG	Fotopletysmografia
DK	Dychová krivka
DF	Dychová frekvencia
RSA	Respiračná sínusová arytmia
AM	Amplitúdová modulácia
FM	Frekvenčná modulácia
BW	Baseline wander (kolísanie nulovej izolície)
FIR	Filtre s konečnou impulznou charakteristikou
IIR	Filtre s nekonečnou impulznou charakteristikou
MAE	Mean absolute error (Priemerná absolútna odchylka)

PRÍLOHA

A. POPIS SÚBORU PRÍLOHY

MAIN.m – skript pre kombinovanie metód odhadu DF

BW.m- funkcia extrakcie driftu PPG

BW_A.m- funkcia autokorelácie extrahovaného driftu PPG

AM1.m,AM2.m- funkcie extrakcie amplitúdovej modulácie PPG

AM1_A.m, AM2_A.m- funkcia autokorelácie extrahovanej amplitúdovej modulácie PPG

PPG_peak_detection.m- funkcia pre detekciu vrcholov krivky PPG

Estim_peaks.m- funkcia pre detekciu vrcholov dychovej krivky

Estim_zero_cross.m- funkcia pre detekciu priechodov nulou dychovej krivky

Estim_spectra.m- funkcia pre detekciu maxima spektra dychovej krivky

Fusion_ESTIM.m- skript pre fúzie odhadov dychovej frekvencie

evalBIDMC_PPG.m- skript pre evaluáciu implementovaných algoritmov na databáze BIDMC

BIDMC_sablona.m- matica eliminovaných úsekov signálov databázy BIDMC

evalCapno_PPG.m- skript pre evaluáciu implementovaných algoritmov na databáze CapnoBase

GETbreathREF.m- funkcia obsahujúca referenčné hodnoty dychovej frekvencie pre signály databázy CapnoBase

Quality_BIDMC.m- skript pre hodnotenie kvality dychových kriviek extrahovaných zo signálov databázy BIDMC

Quality_eval_BIDMC.m- skript pre evaluáciu hodnotenia kvality dychových kriviek

BIDMC_BW_quality_matrix.m- matica hodnôt kvality pre dychové krivky predstavujúce drift signálov databázy BIDMC

BIDMC_AM1_quality_matrix.m- matica hodnôt kvality pre dychové krivky predstavujúce amplitúdovú moduláciu (interpoláciou maxim) signálov databázy BIDMC

BIDMC_AM2_quality_matrix.m- matica hodnôt kvality pre dychové krivky predstavujúce amplitúdovú moduláciu (interpoláciou hodnôt rozdielu maxim od minim) signálov databázy BIDMC

B. TABUĚKA ELIMINOVANÝCH ÚSEKOV DATABÁZY BIDMC

Číslo signálu	Číslo minutového úseku
9	6
10	5,8
11	7
13	1
15	7,8
19	3,5,6
26	1
27	8
34	2
38	8
40	2,3,5,6
46	1,2,3,4
48	1,8
53	1

C. TABUĚKA ELIMINOVANÝCH ÚSEKOV DATABÁZY CAPNOBASE

Číslo signálu	Číslo minutového úseku
9	1,2,4,5,7
42	3,4