

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Centrum sportovních aktivit

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

Brno, 2024

Petr Šimčák



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

CENTRUM SPORTOVNÍCH AKTIVIT

CENTRE OF SPORTS ACTIVITIES

ODHAD TEPOVÉ FREKVENCE ZE SIGNÁLŮ PPG

HEART RATE ESTIMATION FROM THE PPG SIGNALS

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Petr Šimčák

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

doc. Ing. Jiří Kozumplík, CSc.

BRNO 2024

Bakalářská práce

bakalářský studijní program **Sportovní technologie**

Centrum sportovních aktivit

Student: Petr Šimčák

ID: 226320

Ročník: 3

Akademický rok: 2023/24

NÁZEV TÉMATU:

Odhad tepové frekvence ze signálů PPG

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Vypracujte stručný přehled metod odhadu tepové frekvence (TF) z fotoplethysmogramů (signálů PPG). 2) Navrhněte, realizujte a popište algoritmy pro detekci systolických maxim v signálech PPG. Algoritmy detekce a určení TF ověřte na databázi CapnoBase. 3) Dále ověřte algoritmy na databázi Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG). 4) Navrhněte automatické posouzení kvality testovaných signálů. 5) Získané výsledky vyhodnoťte a vypracujte studii shrnující výsledky práce.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

- [1] VADREU S., MANIKANDAN M.S.: Use of Zero-Frequency Resonator for Automatically Detecting Systolic Peaks of Photoplethysmogram Signal. Healthcare Technology Letters, 2019, Vol. 6, Iss. 3, pp. 53–58.
- [2] PARK J., SEOK H.S., KIM S.-S., SHIN H.: Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. Front. Physiol., 2022, 12:808451. pp. 1-23.

Termín zadání: 5.2.2024

Termín odevzdání: 24.5.2024

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

doc. PaedDr. Pavel Korvas, 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

Tato bakalářská práce se zaměřuje na odhad tepové frekvence ze signálů fotopletysmografie (PPG). Práce využívá dvě databáze: CapnoBase a BUT PPG. Cílem je nejen přehledně popsat metody odhadu tepové frekvence ze signálů PPG, ale také navrhnout, implementovat a otestovat algoritmy pro spolehlivou detekci systolických vrcholů a stanovení tepové frekvence. Diskutovány jsou také výhody a omezení jednotlivých metod.

Klíčová slova

fotopletysmografie, tepová frekvence, PPG, odhad tepové frekvence, systolické vrcholy, algoritmy, CapnoBase, BUT PPG

Abstract

This bachelor thesis focuses on heart rate estimation from photoplethysmographic (PPG) signals. The work utilizes two databases: CapnoBase and BUT PPG. The aim is not only to provide an overview of heart rate estimation methods from PPG signals but also to design, implement, and test algorithms for reliable detection of systolic peaks and heart rate determination. The advantages and limitations of each method are also discussed.

Keywords

photoplethysmography, heart rate, PPG, heart rate estimation, systolic peaks, algorithms, CapnoBase, BUT PPG

Bibliografická citace

ŠIMČÁK, Petr. Odhad tepové frekvence ze signálů PPG. Brno, 2024. Dostupné také z: <https://www.vut.cz/studenti/zav-prace/detail/155137>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Centrum sportovních aktivit, Centrum sportovních aktivit. Vedoucí práce Jiří Kozumplík.

Prohlášení autora o původnosti díla

Jméno a příjmení studenta:	Petr Šimčák
VUT ID studenta:	226320
Typ práce:	Bakalářská práce
Akademický rok:	2023/24
Téma závěrečné práce:	Odhad tepové frekvence ze signálu PPG

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího závěrečné 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 závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si 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.

V Brně dne:

.....
podpis autora

Poděkování

Děkuji vedoucímu bakalářské práce doc. Ing. Jiřímu Kozumplíkovi, CSc. za trpělivost, hodnotné rady, laskavý přístup, konzultace a podklady k práci.

V Brně dne:

.....

podpis autora

Obsah

1. SRDEČNÍ TEP	12
1.1. FAKTORY OVLIVŇUJÍCÍ SRDEČNÍ TEP	12
1.2. MĚŘENÍ SRDEČNÍHO TEPU	12
1.3. SRDEČNÍ TEPOVÁ FREKVENCE	12
2. FOTOPLETYSMOGRAFIE	13
2.1. PPG SIGNÁL	13
3. DATABÁZE	15
3.1. CAPNOBASE	15
3.2. BUT PPG – POPIS KVALITY	15
3.2.1. <i>Sběr signálu z videozáznamu.....</i>	<i>15</i>
4. PŘEHLED METOD ODHADU TF Z PPG.....	17
4.1. DETEKTOR VRCHOLŮ ABOY A ABOY++	17
4.1.1. <i>Algoritmus Aboy</i>	<i>17</i>
4.1.2. <i>Algoritmus Aboy++.....</i>	<i>18</i>
4.2. ELGENDIHO ALGORITMUS	20
4.2.1. <i>Předzpracování</i>	<i>20</i>
4.2.2. <i>Detekce systolických vrcholů.....</i>	<i>21</i>
4.3. REZONÁTOR S NULOVOU FREKVENCÍ.....	23
4.3.1. <i>Centrální diferenční operace.....</i>	<i>23</i>
4.3.2. <i>Rezonátor s nulovou frekvencí.....</i>	<i>23</i>
4.3.3. <i>Adaptivní odečtení průměru a průměrování signálu</i>	<i>24</i>
4.3.4. <i>Detekce systolických vrcholů.....</i>	<i>25</i>
5. ALGORITMY DETEKUJÍCÍ SYSTOLICKÉ VRCHOLY	26
5.1. UPRAVENÝ ABOYŮV ALGORITMUS	26
5.1.1. <i>Předzpracování signálu.....</i>	<i>26</i>
5.1.2. <i>Detekce systolických vrcholů.....</i>	<i>27</i>
5.1.3. <i>Výpočet srdeční tepové frekvence</i>	<i>28</i>
6. VYHODNOCENÍ.....	29
6.1. POUŽITÉ METRIKY	29
6.2. VÝSLEDKY A DISKUSE	30
6.2.1. <i>Porovnání algoritmů na databázi CapnoBase</i>	<i>30</i>
6.2.2. <i>Porovnání algoritmů na databázi BUT PPG</i>	<i>33</i>
7. ZÁVĚR	39

SEZNAM SYMBOLŮ A ZKRATEK

AC	Střídavý proud, pulzující složka
CESA	Centrum sportovních aktivit
DC	Stejnoseměrný proud, nepulzující složka
EKG	Elektrokardiogram
FIR	Filtr s konečnou impulzní charakteristikou
FN	Falešně negativní
FP	Falešně pozitivní
HR	Heart rate
IIR	Filtr s nekonečnou impulzní charakteristikou
LED	Elektroluminiscenční dioda
ms	Milisekunda
MTF	Maximální tepová frekvence
PPG	Fotopletysmografie
PPV	Pozitivní prediktivní hodnota
px	Pixel
Se	Citlivost
TF	Tepová frekvence
TP	True positive
VUT	Vysoké učení technické v Brně
ZFR	Rezonátor s nulovou frekvencí

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obr. 2-1: Transmisní režim (a) a reflexní režim (b), upraveno z [2]	13
Obr. 2-2: Princip získání PPG křivky a její popis, upraveno z [4].....	14
Obr. 3-1: Záznam videa na kameru mobilního telefonu (a), jeden vybraný snímek ze záznamu (b), snímek rozložen na tři barevné složky (c), PPG signál vykreslený z červené složky (d), upraveno z [6]	16
Obr. 4-1: pseudokód popisující strukturu algoritmu Aboy.	17
Obr. 4-2: PPG signál z CapnoBase databáze s vadou (nahore). Detekované vrcholy signálů y_2 a y_2' (dole).....	18
Obr. 4-3: Blokové schéma Elgendiho algoritmu.....	20
Obr. 4-4: Frekvenční charakteristika filtru (nahore). Část PPG signálu z CapnoBase před a po filtraci s defektem (dole).	20
Obr. 4-5: Část kvalitního signálu z CapnoBase zobrazující umocněný a filtrovaný signál.....	21
Obr. 4-6: Úsek PPG signálu z CapnoBase se třemi nedetekovanými vrcholy. Zobrazeny jsou prahy i signály, podle kterých se určují systolické vrcholy. Šedě jsou znázorněny okna, ve kterých hledáme systolické vrcholy.	22
Obr. 4-7 Prvních 9 sekund pro 1) PPG signál z CapnoBase 2) centrálně diferencovaný signál 3) odezvu prvního ZFR filtru 4) odezvu druhého ZFR filtru	23
Obr. 4-8: Odezva druhého ZFR filtru na celém osmi minutovém PPG signálu.	24
Obr. 4-9: Prvních 2 000 vzorků PPG signálu z CapnoBase (nahore) a tomu odpovídající signál m_2	24
Obr. 5-1: pseudokód popisující strukturu námi upraveného algoritmu.	26
Obr. 5-2: Frekvenční charakteristika použité pásmové propusti (nahore). Původní signál s defektem a jeho filtrovaná podoba (dole).	27
Obr. 5-3: PPG signál z CapnoBase databáze s vadou (nahore). Detekované vrcholy signálů y_2 a y_2' promítnuté na filtrovaný signál (dole).	28
Obr. 6-1: Graf zobrazující rozdíl naměřené a referenční TF u všech algoritmů.	30
Obr. 6-2: Konečná část PPG signálu s FN hodnotami.	31
Obr. 6-3: Grafické znázornění referenční TF a naměřeného rozdílu.	32
Obr. 6-4 Nedetekované vrcholy u dvou signálů vyčnívajících na Obr. 6-1	32
Obr. 6-5 Detekované vrcholy na 46. a 1. signálu v databázi pro 3 algoritmy.....	34
Obr. 6-6 Odchytky TF pro 3 algoritmy u všech hodnocených signálů.	35
Obr. 6-7: Odchytky TF pro ZFR u všech hodnocených signálů.	36
Obr. 6-8: Detekované vrcholy na 1. 30. a 46. signálu pro ZFR algoritmus.	36
Obr. 6-9: Odchytky TF pro Elgendiho algoritmu u všech hodnocených signálů.	37
Obr. 6-10: Detekované vrcholy na 1. 18. a 34. signálu pro Elgendiho algoritmus.	37

SEZNAM TABULEK

Tab. 1: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů.	30
Tab. 2: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů pro BUT PPG.....	34
Tab. 3: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů pro BUT PPG. Výsledky jsou pro TF určené z mediánové vzdálenosti detekovaných vrcholů.....	38

ÚVOD

Tepová frekvence je jedním z klíčových zdravotních parametrů, který poskytuje důležité informace o stavu kardiovaskulárního systému subjektu. Měření a monitorování srdeční tepové frekvence se stalo nepostradatelným nástrojem nejen v medicíně, ale také ve sportovní vědě a kondičním tréninku. Tradiční metody měření tepové frekvence, jako je elektrokardiografie (EKG), jsou přesné, ale jejich nevýhodami jsou vyšší cena a uživatelská nepřívětivost v používání EKG systémů. V posledních letech získává na popularitě fotopletysmografie (PPG) - neinvazivní a relativně levná metoda, která umožňuje monitorovat tepovou frekvenci pomocí optických senzorů.

Fotopletysmografie funguje na principu detekce změn objemu krve v tkáni pomocí světla, které je absorbováno nebo reflektováno. Výhodou PPG je možnost integrace do nositelných zařízení, jako jsou chytré hodinky nebo fitness náramky, což umožňuje nepřetržité monitorování tepové frekvence v reálném čase bez zásahu do běžného života měřeného.

Cílem této bakalářské práce je analyzovat metody odhadu tepové frekvence z PPG signálů a navrhnout vlastní algoritmus, který umožní spolehlivé stanovení tepové frekvence. K otestování algoritmů budou využity databáze PPG signálů: CapnoBase a Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG).

1. Srdeční tep

Srdeční tep, též pulz, je základní mechanický projev činnosti srdce. Tep je označení pro tlakovou vlnu šířící se ze srdce do celého těla. Tep je možné cítit v tepnách, nacházejících se blízko povrchu těla [5].

1.1. Faktory ovlivňující srdeční tep

Srdeční tep může být ovlivněn mnoha faktory. Jedním z nejvýznamnějších je fyzická aktivita, protože během cvičení potřebuje tělo více kyslíku, což vyžaduje rychlejší pumpování krve srdcem. Dalšími faktory ovlivňující pulz mohou být například stres nebo úzkost, které aktivují sympatický nervový systém, nebo například kofein a jiné stimulanty [11].

1.2. Měření srdečního tepu

Srdeční tep lze měřit manuálně nebo pomocí elektronických zařízení. Manuální měření se provádí umístěním prstů na tepnu a počítáním úderů za určitý časový úsek, obvykle za 15 sekund, a následným vynásobením výsledku čtyřmi, aby se získal počet úderů za minutu. Elektronické monitory, jako jsou fitness náramky nebo chytré hodinky, nabízejí pohodlnější a často přesnější sledování srdečního tepu. Výsledkem takového měření je tepová frekvence [2].

1.3. Srdeční tepová frekvence

O srdeční tepové frekvence se běžně mluví, jako o tepové frekvenci (TF), která udává počet srdečních cyklů za minutu. Klidová TF se pohybuje v rozmezí 60 – 90 srdečních cyklů/min. Frekvence nižší než 60 srdečních cyklů za minutu se označuje jako bradykardie a frekvence vyšší než 90 cyklů za minutu, jako tachykardie.

U pravidelné TF jsou časové vzdálenosti mezi jednotlivými srdečními cykly přibližně stejné. Nepravidelnou TF nazýváme arytmií [8].

Srdeční tepová frekvence je cenným nástrojem pro monitorování zdravotního stavu a fyzické kondice. Pravidelné sledování může pomoci k identifikování potenciálních zdravotních problémů. Může též poskytnout užitečné informace o reakcích těla na různé zátěže a stresory [12].

Rozsah srdeční tepové frekvence je u lidí 30 až 200 tepů za minutu. Proto se při detekci TF běžně využívá pásmové propusti v rozmezí od 0,5 Hz do 25 Hz. Konkrétní hodnoty dolní i horní meze se liší podle použité metody [7].

2. Fotopletysmografie

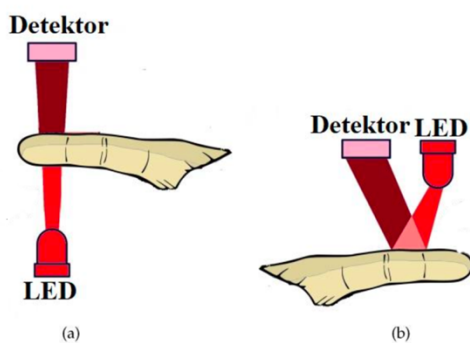
Fotopletysmografie (PPG) je neinvazivní, optická metoda, která se využívá k monitorování změn objemu krve v mikrovaskulárním ložisku tkáně, a to v závislosti na čase. Tato technika je založena na detekci světla absorbovaného nebo odráženého v měřené tkáni, což umožňuje sledovat kardiovaskulární parametry jako je srdeční tep, saturace kyslíkem nebo krevní tlak. Předností PPG je, že se jedná o levnou, neinvazivní metodu měření, i to, že se dá snadno integrovat do nositelných zařízení. Subjekt může být díky PPG dlouhodobě monitorován bez zásahu do běžného života.

Jak je znázorněno na Obr. 2-1, základní princip PPG spočívá v emisi světla do tkáně a následném měření množství světla, které je od tkáně reflektováno zpět. Intenzita reflektovaného světla se mění v závislosti na množství krve procházející měřenou oblastí, což je ovlivněno srdečním pumpováním krve. Tyto změny jsou zaznamenány fotodetektořem a převedeny na elektrický signál, který je dále analyzován [13].

PPG senzory jsou obvykle umístěny na prstech, uchu nebo na zápěstí, kde mohou efektivně monitorovat průtok krve.

V současné době se PPG technologie neustále vyvíjí a rozšiřuje o nové aplikace. Například, pokročilé algoritmy zpracování signálu a strojové učení otevírají cestu k přesnějšimu a spolehlivějšimu odhadu různých fyziologických parametrů. Tato vylepšení mají potenciál výrazně zlepšit diagnostiku a monitorování zdravotního stavu v reálném čase. To může vést ke kvalitnější prevenci a efektivnější léčbě mnoha kardiovaskulárních či respiračních onemocnění.

Tato technologie funguje na fyzikálním principu, při kterém okysličeným hemoglobinem prochází do fotoreceptoru jiná vlnová délka než odkysličeným hemoglobinem [1].



Obr. 2-1: Transmisní režim (a) a reflexní režim (b), upraveno z [2]

2.1. PPG signál

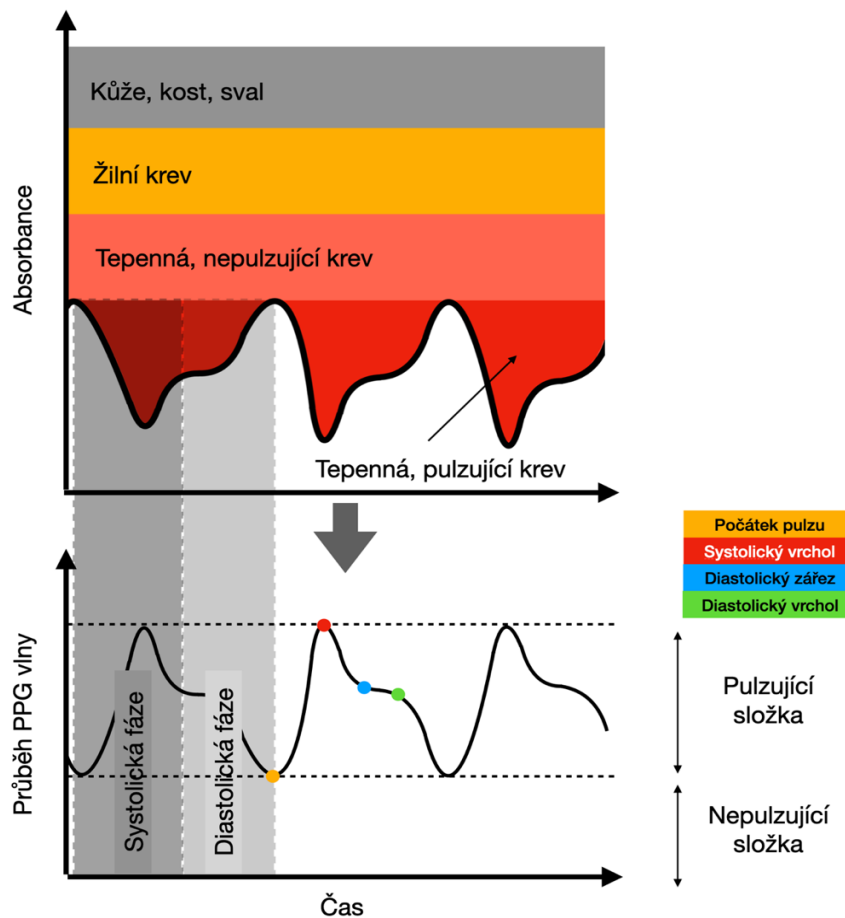
Obr. 2-2 nám ukazuje, že PPG signál vykresluje na základě množství světla, které dopadlo na detektor a prošlo skrz tkáň, nebo se od ní odrazilo. Signál se skládá ze dvou hlavních složek: pulzní (AC) složky a ne-pulzní (DC) složky.

Pulzní složka (AC) PPG signálu je synchronní se srdečními cykly a odráží změny objemu krve spojené s každým srdečním cyklem. Tato složka je pro účel naší práce zásadní. AC složka je ovlivněna cyklickými změnami v objemu arteriální krve pod tlakem srdečních kontrakcí.

Na druhé straně ne-pulzní složka (DC) představuje základní hodnotu absorpce světla tkání, která je ovlivněna různými faktory jako např. barva kůže, složení tkáně a stabilní objem krve v místě umístěného senzoru. Dále je ovlivněna vnějšími faktory, jako jsou specifikace měřicí technologie a podmínky okolního osvětlení [2][4].

Počátek pulzu v PPG signálu je obvykle pozorován v nejnižším bodě předcházejícím systolické fázi, což také odpovídá bodu minimálního objemu krve v tepnách. Vrchol systolické fáze, představující maximální objem krve, je klíčovým bodem pro analýzu dynamiky průtoku krve. Po systolickém vrcholu klesá PPG signál do diastolické fáze, kde se objevuje výrazný rys známý jako "diastolický zářez". Tento zářez, následovaný sekundárním vrcholem, indikuje obrácení tlakového gradientu, jak srdeční cyklus pokračuje do diastoly.

Tvar PPG vlny se mění na základě vnějších podnětů, fyziologického stavu a složení těla [4].



Obr. 2-2: Princip získání PPG křivky a její popis, upraveno z [4]

3. Databáze

V této práci jsme využívali dvě databáze fotoplety-smografických signálů: CapnoBase a BUT PPG.

Na těchto databázích jsme testovali a porovnávali výsledky použitých algoritmů. U databáze CapnoBase jsme porovnávali naměřené systolické vrcholy s referenčními hodnotami a díky tomu jsme porovnávali i rozdíl v srdeční tepové frekvenci. U databáze BUT PPG nebyly referenční hodnoty systolických vrcholů k dispozici, ale byly zde referenční hodnoty tepové frekvence signálů.

3.1. CapnoBase

CapnoBase je databáze, která obsahuje signály získané během čtyřiceti dvou různých, klinických, situací. V databázi jsou 8 minut dlouhé, elektrokardiografické, respirační a pro naši práci nejdůležitější, fotoplety-smografické (PPG) signály. Signály jsou vzorkovány při frekvenci 300 Hz a obsahují ručně označené referenční systolické vrcholy, což jsme využili pro vypočítání matice záměn [16]. Tyto vrcholy jsou označeny podle záznamů elektrokardiogramů (EKG) [17].

3.2. BUT PPG – popis kvality

Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG) je databáze vytvořená na Fakultě elektrotechniky a komunikačních technologií Vysokého učení technického v Brně. Tato databáze byla vytvořena za účelem hodnocení kvality PPG signálů a odhadu srdeční frekvence (TF). Data obsahují 48 desetisekundových záznamů PPG a souvisejících elektrokardiografických (EKG) signálů, které byly použity pro určení referenční TF. Data byla shromážděna od 12 subjektů (6 žen a 6 mužů) ve věku od 21 do 61 let. Záznamy byly provedeny mezi srpnem 2020 a říjnem 2020 pomocí smartphonu Xiaomi Mi9 se vzorkovací frekvencí 30 Hz [14].

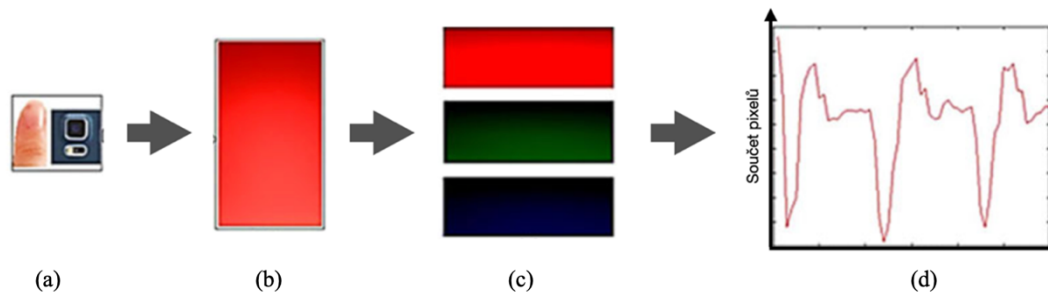
Určení kvality PPG signálů bylo stanoveno pěti experty. Tito experti určili TF pouze ze signálu PPG a výsledek porovnali s referenční TF vypočítané z EKG signálů. Během hodnocení měli přístup k softwaru, který využíval techniky stacionární vlnkové transformace. Využití tohoto programu bylo dobrovolné [22].

3.2.1. Sběr signálu z videozáznamu

Jak bylo řečeno, data z BUT PPG byla nasnímaná telefonem. V této podkapitole tedy popíšeme postup, jak extrahovat PPG signál z videa. Pro měření potřebujeme pouze kameru v mobilním telefonu a zapnutý blesk.

Při sběru dat pro Brněnskou databázi přiložil subjekt ukazováček na fotoaparát tak, aby překrýval objektiv a LED svítilnu. Při snímání vyzařuje LED světlo. Rozlišení videa bylo nastaveno na 720 x 1280 px a snímkovácí frekvence na 30 Hz [2].

Z videa byl extrahován průměr červené složky, který sloužil jako surový PPG signál. Jelikož fotoaparát pracuje se světlem odraženým, surový signál byl invertován. Postup je zobrazen na Obr. 3-1.



Obr. 3-1: Záznam videa na kameru mobilního telefonu (a), jeden vybraný snímek ze záznamu (b), snímek rozložený na tři barevné složky (c), PPG signál vykreslený z červené složky (d), upraveno z [6]

4. Přehled metod odhadu TF z PPG

4.1. Detektor vrcholů Aboy a Aboy++

4.1.1. Algoritmus Aboy

Automatický detektor tepů (ABD) budeme v této práci nazývat tak, jak je uvedeno v názvu kapitoly. Mateo Aboy je autorem popsané metody a jeho jméno je k pojmenování algoritmu použito i v práci, která tuto metodu rozvíjí [18].

Aboyův algoritmus představuje sofistikovaný přístup k detekci systolických vrcholů u PPG signálů. Detekce systolických vrcholů se provádí segmentací PPG signálu do deseti sekundových oken, která se nepřekrývají a která jsou zpracována třemi filtry pásmové propusti [7] [18].

Výsledek první filtrace slouží k odhadnutí lokální tepové frekvence. Ta se použije pro nastavení horních mezí následujících dvou filtrů. Výsledný signál po druhé filtraci se využije na vypočítání derivace tohoto signálu. Pro derivovaný signál se vypočítají maxima nad percentilovým prahem. Tyto hodnoty odpovídají těm lokalitám v signálu, kde je vysoký sklon. Po třetí filtraci získáme signál, pro který detekujeme maxima nad 60. percentilem. Za systolické vrcholy jsou označena ta maxima filtrovaného signálu, která následují po maximech derivovaného signálu neboli vrcholy, kterým předchází výrazný sklon [20]. Algoritmus je znázorněn pseudokódem na Obr. 4-1. Signály jsou zobrazené na Obr. 4-2.

```
vstupy:
x = PPG signál
f_min = minimální TF
f_max = maximální TF
-----
sv_vše = detekceMaxim(x, 0) # nultý percentil

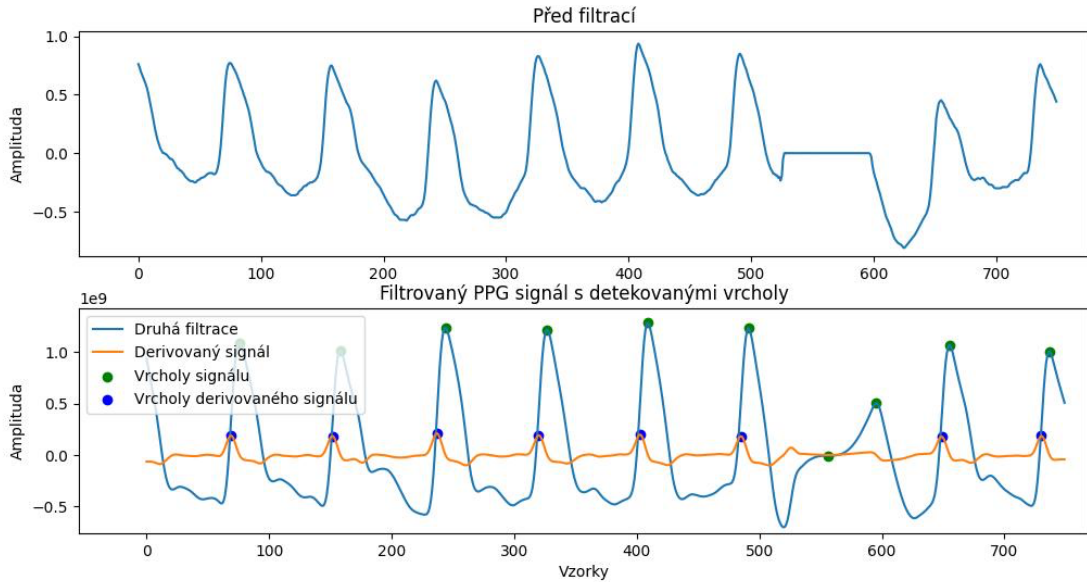
pro každé okno v rozsahu od prvního do posledního okna:
y1 = pásmováPropust(x) od 0,5*f_min do 3*f_max
tf = vypočítáníTF(y1)
y2 = pásmováPropust(x) od 0,5*f_min do 2,5*medián(tf)
y2' = derivace(y2)
sv_sklon = detekceMaxim(y2', 90) # 90. percentil
y3 = pásmováPropust(x) od 0,5*f_min do 10*medián(tf)
sv_ppg = detekceMaxim(y3, 60) # 60. percentil

pro každý sv_sklon
sv_soused = najdi nejbližší sv_ppg následující sv_sklon

sv_final = IBIkorekce(sv_soused)
```

Obr. 4-1: pseudokód popisující strukturu algoritmu Aboy.

V práci, ze které jsme vycházeli [20], se neshoduje písemný popis algoritmu a popis algoritmu pseudokódem. V pseudokódu se maxima detekují vždy z původního signálu x , kdežto v písemném popisu jsou maxima detekována z filtrací nebo derivací upravených signálů [20]. Zde budeme předpokládat, že správný je písemný popis. Druhou chybu jsme našli v prohození hodnot pro f_l a f_h .



Obr. 4-2: PPG signál z CapnoBase databáze s vadou (nahore). Detekované vrcholy signálů y_2 a y_2' (dole).

4.1.2. Algoritmus Aboy++

Algoritmus Aboy++ je vylepšenou verzí původního algoritmu Aboy. Tento algoritmus je navržen tak, aby zlepšil přesnost detekce systolických vrcholů a počátků pulzů díky adaptivnímu odhadu srdeční tepové frekvence (TF) a využití variability tepové frekvence (TF_v). Aboy++ pro detekci systolických vrcholů detekuje i počátky pulzů [7].

Algoritmus začíná segmentací PPG signálu do desetisekundových, navzájem se nepřekrývajících, oken. Pro každé okno je odhadnuta TF pomocí detekování maxim signálu. Tento odhad je následně použit pro predikci vzdálenosti mezi systolickými vrcholy v dalším okně. Pro zvýšení přesnosti se počítá variabilita tepové frekvence (TF_v), která se odvozuje z rozptylu a průměru časových intervalů mezi detekovanými vrcholy v předchozích oknech. Výpočet TF_v je vidět na (4-4-1), kde P_d je řetězec časů, které odpovídají vzdálenostem mezi detekovanými vrcholy [7].

$$TF_v = \frac{std(P_d)}{\text{průměr}(P_d)} * 5 \quad 4-4-1$$

Na základě vzorkovací frekvence (f_{vz}), odhadnuté TF a TF_v je pro každé okno definováno adaptivní okno TF (TF_{okno}):

$$TF_{okno} = \frac{f_{vz}}{3 * (TF_v + 1)}$$

4-4-2

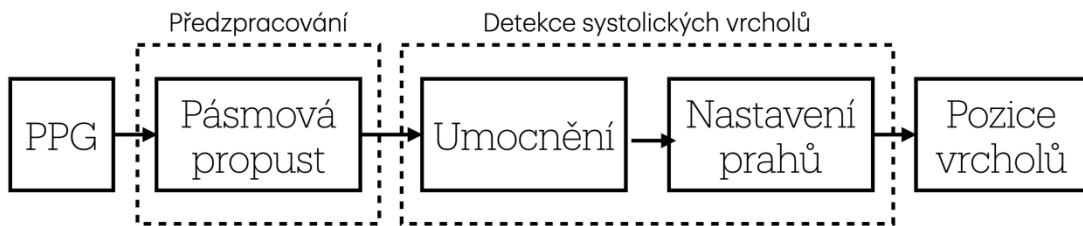
Tento adaptivní přístup umožňuje přesnější detekci systolických vrcholů v závislosti na aktuálním stavu srdečního rytmu.

Algoritmus Aboy++, stejně jako algoritmus Aboy, provádí detekci systolických vrcholů po třech filtracích signálu a nastavením pohyblivých prahů [7].

Po detekci vrcholů algoritmus Aboy++ provádí korekci těchto vrcholů, aby zajistil, zda každý vrchol odpovídá skutečnému systolickému vrcholu mezi dvěma po sobě jdoucími počátky pulzů. Pokud detekovaný vrchol není nejvyšším bodem mezi dvěma počátky, je upraven tak, aby tuto podmínku splňoval. Následně jsou počátky pulzů přepočítány pro zajištění správné detekce.

4.2. Elgendiho algoritmus

Architektura algoritmu se skládá ze tří fází: **předzpracování**, **detekce systolických vrcholů** a **vypočítání TF**. Během předzpracování načteme tu databázi, se kterou chceme pracovat. Následně použijeme pásmovou propust na filtraci signálu. Pro samotnou detekci systolických vrcholů je signál umocněn a jsou pro něj vypočítané pohyblivé průběhy a nastaveny prahy. Struktura algoritmu je uvedena na Obr. 4-3.

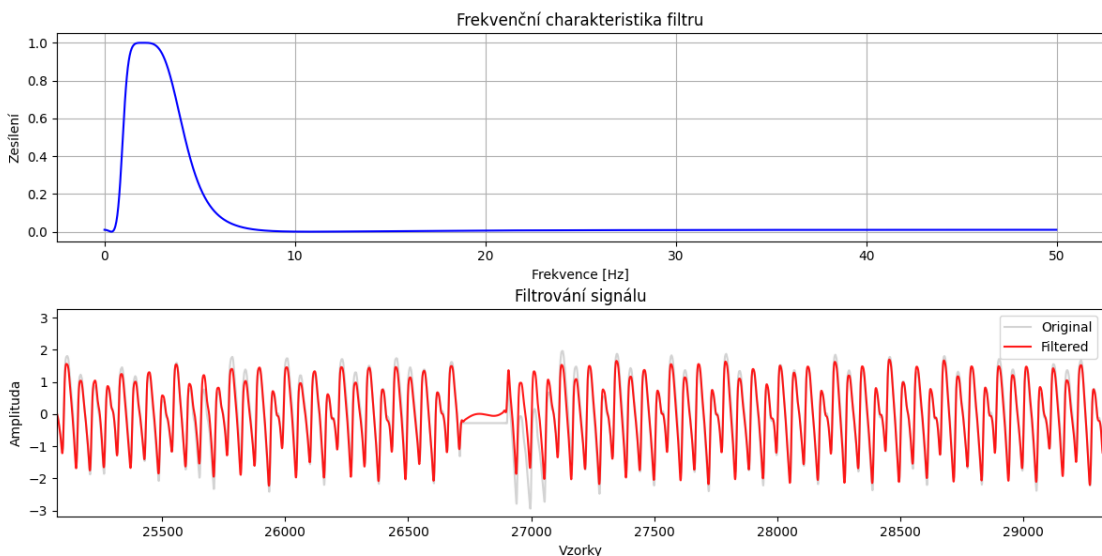


Obr. 4-3: Blokové schéma Elgendiho algoritmu.

4.2.1. Předzpracování

Načtená data z databází musí být ve správném datovém typu. Pro BUT PPG i pro CapnoBase je to knihovna, která obsahuje NumPy pole pro řetězce. CapnoBase databázi jsme ze 300 Hz podvzorkovali na 100 Hz [17]. Databázi BUT PPG jsme nechali nastavenou na 30 Hz.

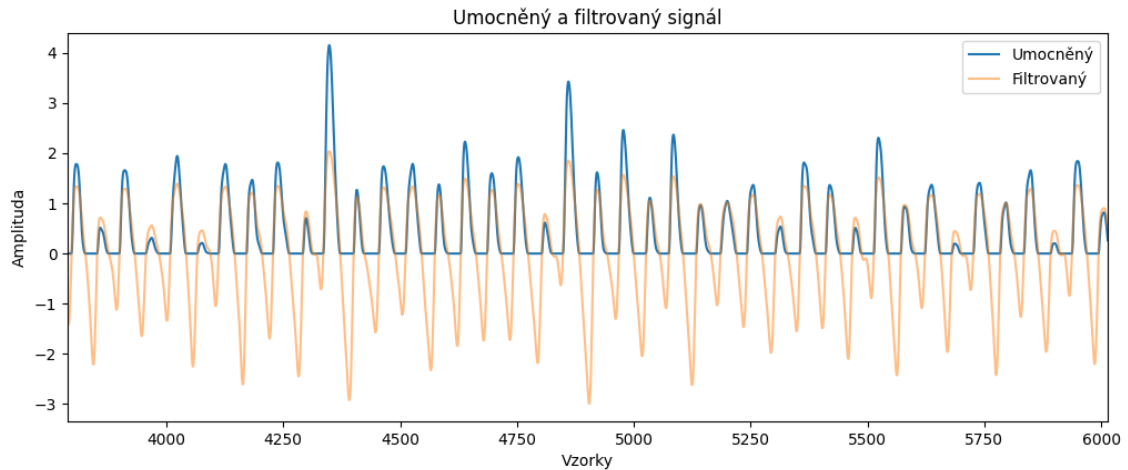
Pro filtraci využíváme druhý řád Butterworthova IIR filtru s nulovou fází (aplikovaném v přímém a reverzním směru) a s pásmem od 0,5 do 8 Hz [19]. Na Obr. 4-4 vidíme, jak vypadá signál po filtraci v porovnání s originálním signálem.



Obr. 4-4: Frekvenční charakteristika filtru (nahore). Část PPG signálu z CapnoBase před a po filtraci s defektem (dole).

4.2.2. Detekce systolických vrcholů

Na fotopletysmografický signál aplikujeme druhou mocninu. To přináší několik výhod pro další práci se signálem. Zaprvé, tento proces zvýrazňuje rozdíly v signálu, což usnadňuje identifikaci systolických vrcholů. Zadruhé, umocňování pomáhá potlačit menší vrcholy způsobené šumem a méně významnými složkami signálu, jako jsou diastolické zářezy, čímž se zlepšuje poměr signálu k šumu [19]. Výsledná podoba signálu je vidět na Obr. 4-5.



Obr. 4-5: Část kvalitního signálu z CapnoBase zobrazující umocněný a filtrovaný signál.

Následuje výpočet dvou různých pohyblivých průměrů, které používáme k vyhlazení signálu a nastavení prahů. Výpočtem pohyblivého průměru se utlumuje šum, ale jsou zachovány skutečné systolické vrcholy [21]. První pohyblivý průměr (PP_{vrchol}) je vypočítán přes okno, které pokrývá dobu trvání systolického vrcholu, zatímco druhý pohyblivý průměr (PP_{tep}) je vypočítán přes delší okno odpovídající délce jednoho srdečního cyklu [19]. Výpočet se provádí tak, že se pro každý bod v signálu vypočítá průměr z několika sousedních hodnot (5-1). Kdy $PP[n]$ je hodnota pohyblivého průměru na pozici n , W je velikost okna na výpočet průměru a $x[n+k]$ jsou hodnoty signálu v okně kolem bodu:

$$PP[n] = \frac{1}{W} \sum_{k=-\frac{W-1}{2}}^{\frac{W-1}{2}} x[n+k] \quad 5-1$$

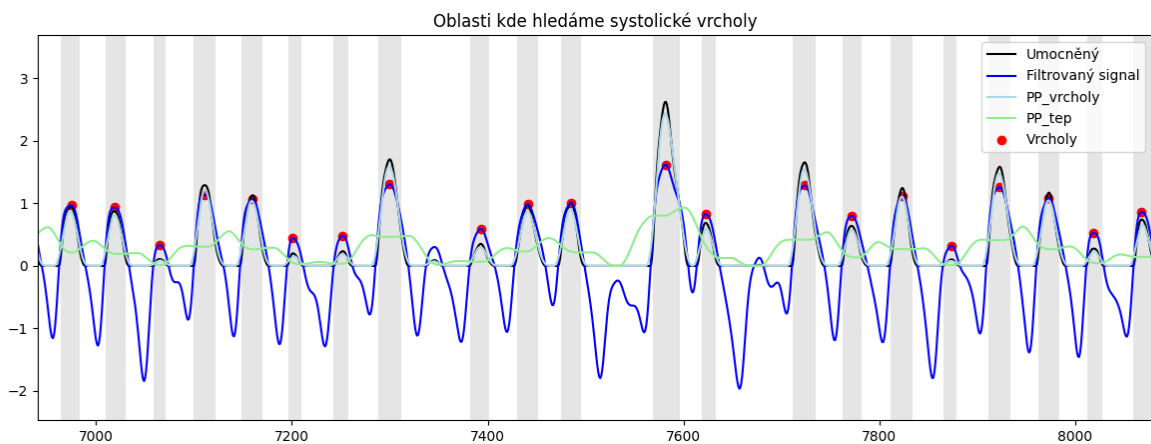
První práh je nastaven vynásobením konstantního tepového offsetu (T_{offset}) a průměrné hodnoty umocněného signálu (\bar{y}) [19]. Výsledek je přičten k pohyblivému průměru PP_{tep} . Tento práh slouží k identifikaci začátku a konce jednotlivých vln PPG signálu [19] (5-2). Pomocí $Prahu_1$ jsou identifikovány začátky a konce vln. A to tak, že vlny jsou definovány jako úseky signálu, kde hodnota PP_{vrchol} překračuje hodnotu

$Prahu_1$ viz Obr. 4-6. Pro tuto práci je zajímavé, že využití $Prahu_1$ nemá na testované databáze zásadní vliv.

$$Práh_1 = T_{offset} * \bar{y} + PP_{tep} \quad 5-2$$

Druhý práh vypočítáme vynásobením vzorkovací frekvence (f_{vz}) s konstantou minimální vzdálenosti mezi vrcholy (VmV_{min}) (5-3). Tímto eliminujeme případy, kdy by algoritmus detekoval systolické vrcholy příliš blízko u sebe, což by mohlo vést k nesprávnému zvýšení výsledné tepové frekvence [19]. Podobně jako u $Prahu_1$, i $Práh_2$ má na správnost detekce vrcholů u našich databází malý vliv.

$$Práh_2 = VmV_{min} * f_{vz} \quad 5-3$$



Obr. 4-6: Úsek PPG signálu z CapnoBase se třemi nedetekovanými vrcholy. Zobrazeny jsou prahy i signály, podle kterých se určují systolické vrcholy. Šedě jsou znázorněna okna, ve kterých hledáme systolické vrcholy.

4.3. Rezonátor s nulovou frekvencí

Metoda detekce systolických vrcholů PPG signálu pomocí Rezonátoru s nulovou frekvencí (ZFR) je automatizovaná a odolná vůči šumu. Tato metoda zahrnuje několik klíčových kroků, které jsou podrobně popsány níže.

4.3.1. Centrální diferenční operace

Prvním krokem je aplikace centrální diferenční operace na PPG signál ($x[n]$). Cílem této operace je detekovat rychlý a výrazný nárůst signálu [3]. Výsledný signál $d[n]$ pak rozšíříme o dvě nuly, aby se zachovala původní délka signálu. K diferenci použijeme rovnici (4-5-1). Výsledný $d[n]$ je pak signál s vrcholy v místech nejprudšího růstu signálu $x[n]$. Hodnota n odpovídá délce signálu – počtu vzorků. Podoba signálu $d[n]$ je vidět na Obr. 4-7.

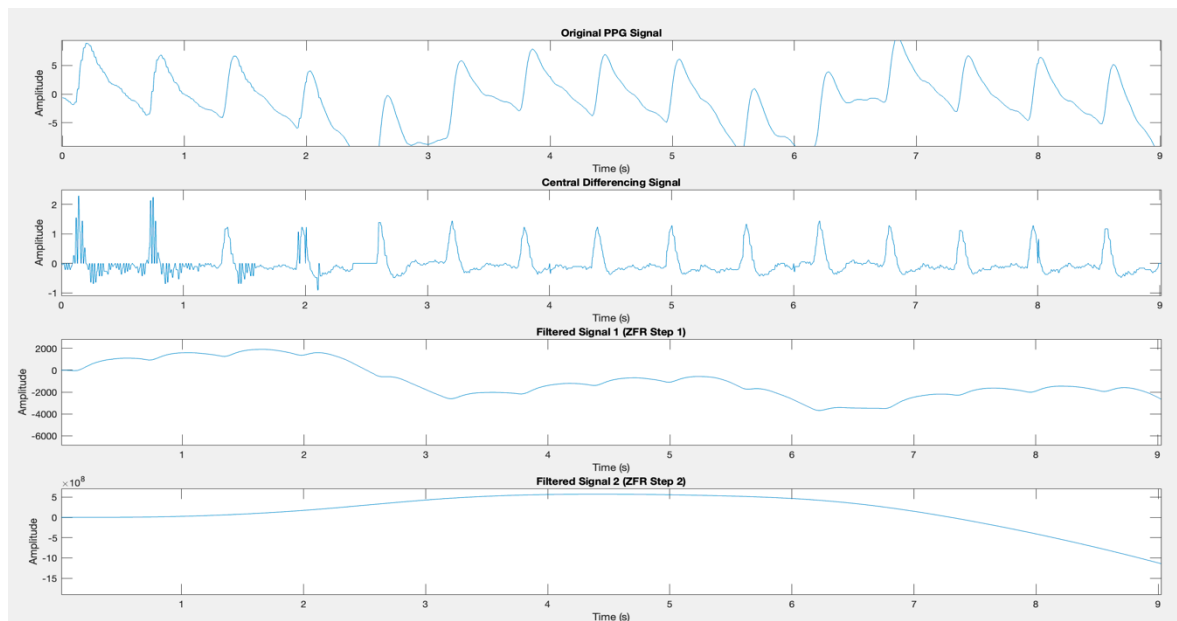
$$d[n] = x[n + 1] - x[n - 1] \quad 4-5-1$$

4.3.2. Rezonátor s nulovou frekvencí

V dalším kroku použijeme dvakrát samotný filtr ZFR. Nejprve se vytvoří první filtrovaný signál $y_1[n]$ a poté se tento signál znovu filtruje, čímž vznikne $y_2[n]$. Filtrační koeficienty a_1 , a_2 jsou nastaveny na -2 a 1. Signály y_1 a y_2 jsou vidět na Obr. 4-7.

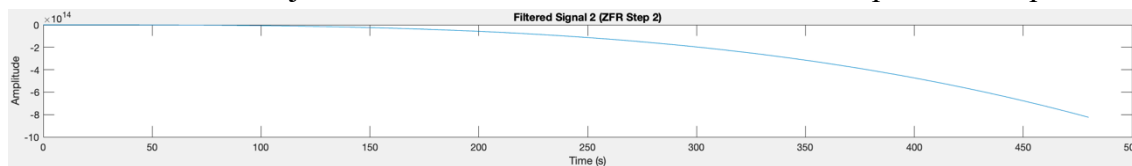
$$y_1[n] = a_1 * y_1[n - 1] - a_2 * y_1[n - 2] + d[n] \quad 4-5-2$$

$$y_2[n] = a_1 * y_2[n - 1] - a_2 * y_2[n - 2] + y_1[n] \quad 4-5-3$$



Obr. 4-7 Prvních 9 sekund pro 1) PPG signál z CapnoBase 2) centrálně diferencovaný signál 3) odezvu prvního ZFR filtru 4) odezvu druhého ZFR filtru

Tato operace je podobná čtyřnásobné integraci, ale interpretuje se též jako filtrace na nulové frekvenci. Jak je vidět na Obr. 4-8, odezva ZFR filtru má exponenciální podobu.



Obr. 4-8: Odezva druhého ZFR filtru na celém osmi minutovém PPG signálu.

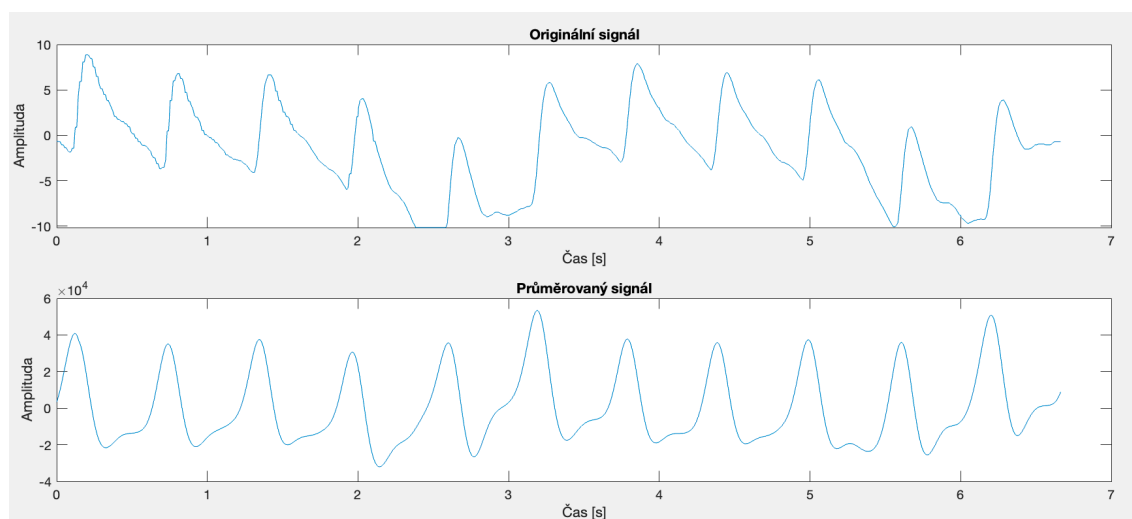
4.3.3. Adaptivní odečtení průměru a průměrování signálu

Třetí krok zahrnuje dvě fáze průměrování, které zajišťují, že signál je dostatečně očištěn a připraven pro následnou detekci vrcholů. Nejprve se vypočítá autokorelace centrálně diferencovaného signálu. To využijeme na stanovení adaptivní velikosti okna pro průměrování. Pokud je velikost okna sudá, přičte se jednička, aby se dosáhlo liché velikosti.

Autokorelace měří podobnost signálu se zpožděnou verzí sebe sama. Pomáhá odhadnout časový interval mezi dvěma po sobě jdoucími systolickými vrcholy. Autokorelace se vypočítá pro centrálně diferencovaný signál $d[n]$ a hledá se zpoždění, které odpovídá maximální hodnotě autokorelace, což se používá k odhadu TF. Tato hodnota nám slouží na určení adaptivní velikosti okna pro následné průměrování.

První průměrování se provádí pomocí klouzavého průměru, který se vypočítá přes adaptivní okno získané autokorelací. Klouzavý průměr odečteme od signálu y_2 a výsledný signál pojmenujeme m_1 .

Druhé průměrování se provádí stejným způsobem jako první, ale tentokrát se aplikuje na již průměrovaný signál m_1 . Tento krok dále zjemňuje signál a zajišťuje, že zbytkový šum je minimalizován. Výsledek druhého průměrování (m_2) je vidět na Obr. 4-9.



Obr. 4-9: Prvních 2 000 vzorků PPG signálu z CapnoBase (nahore) a tomu odpovídající signál m_2 .

4.3.4. Detekce systolických vrcholů

Prvním krokem je převedení průměrovaného signálu m_2 do binární formy. Převeden je tak, že hodnoty větší než nula jsou reprezentovány jako 1 a hodnoty menší nebo rovné nule jako 0. Tento krok nám umožňuje jednoduše detekovat přechody mezi kladnými a zápornými hodnotami.

$$b[n] = \begin{cases} 1 & \text{pro } m_2 > 0 \\ 0 & \text{pro } m_2 \leq 0 \end{cases} \quad 4-5-4$$

Nulové průchody jsou místa, kde binární signál přechází z 0 na 1 nebo z 1 na 0. Tyto průchody indikují body, kde původní signál prochází nulou. Pro detekci těchto přechodů použijeme diferenciální operaci na binárním signálu:

$$z[n] = b[n + 1] - b[n] \quad 4-5-5$$

Výsledkem této operace jsou hodnoty -1, 0 nebo 1, což nám umožňuje identifikovat sestupné fáze (-1), konstantní fáze (0) a vzestupné fáze (1).

Samotná detekce vrcholů probíhá hledáním maximální hodnoty (k_{max}) v rozmezí mezi detekovanými nulovými průchody. Každé okno je definováno jako dva po sobě jdoucí nulové průchody. V každém takovém okně hledáme maximální hodnotu signálu, která je kandidátem na systolický vrchol.

Abychom se zbavili nesprávně detekovaných vrcholů, provádíme další filtraci. Detekujeme minimální hodnoty, které předcházejí maximům.

Máme tak dva seznamy. Jeden obsahuje maxima v oknech (kandidáti na systolické vrcholy) a druhý obsahuje minima, která těmto maximům předcházejí. Z těchto seznamů vypočítáme rozdíl, což nám dává informaci o velikosti vrcholů. U výsledného listu zjistíme medián. Tato mediánová velikost amplitudy (a_{med}) bude prahovou hodnotou, podle které určíme výsledné systolické vrcholy (sv):

$$sv[n] = k_{max} > 0,25 * a_{med} \quad 4-5-6$$

5. Algoritmy detekující systolické vrcholy

Cílem algoritmů detekující systolické vrcholy je stanovení tepové frekvence. Pro tento účel jsme v práci aplikovali Aboýův algoritmus [20] [7] [18].

5.1. Upravený Aboýův algoritmus

Algoritmus je strukturován do několika klíčových kroků. Tyto kroky jsou: **načtení signálu a inicializace proměnných** (načtení surového PPG signálu a inicializace parametrů pro filtraci a zpracování signálu), **předzpracování signálu** (filtrace signálu a výpočet jeho derivací), **detekce vrcholů** (identifikace systolických vrcholů pomocí adaptivních prahů a derivací signálu) a **výpočet tepové frekvence** [7].

Struktura je znázorněna v pseudokódu viz Obr. 5-1.

```
vstupy:
s = PPG signál
f_min = minimální TF
f_max = maximální TF
-----
x          = převzorkovaný PPG signál (s) a odpovídající vzorkovací frekvence
x_f       = pásmováPropust(x)

pro každé okno v rozsahu od prvního do posledního okna s překryvem 50%:
    sv_ppg          = detekceMaxim(x_f_okno, 60) # 60. percentil
    x_filtr_okno'  = derivace(x_filtr_okno)
    sv_sklon       = detekceMaxim(x_f_okno', 90) # 90. percentil

pro každý sv_sklon
    sv_soused = najdi nejbližší sv_ppg následující sv_sklon
```

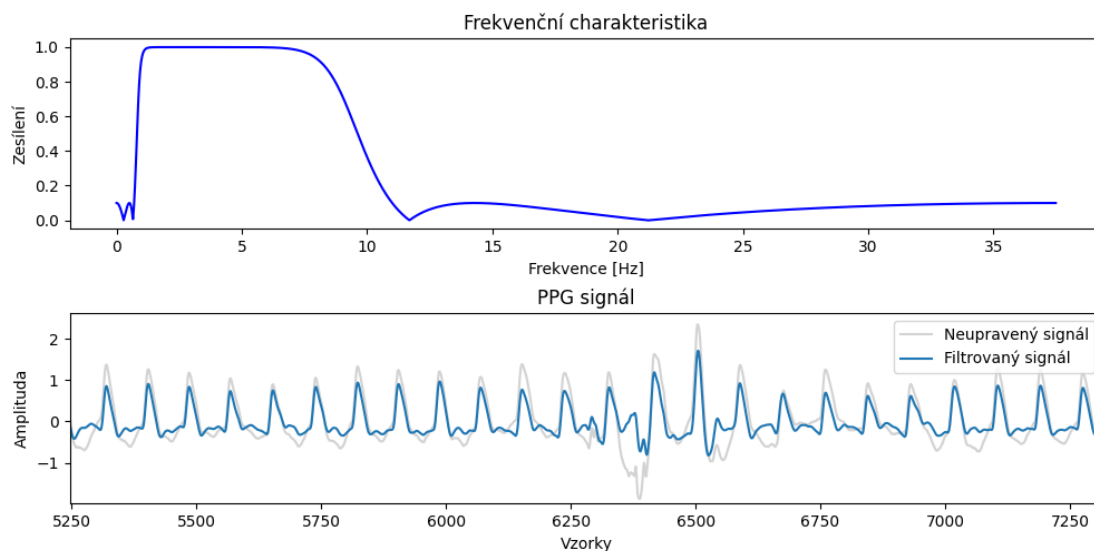
Obr. 5-1: pseudokód popisující strukturu námi upraveného algoritmu.

5.1.1. Předzpracování signálu

Předzpracování signálu zahrnuje vytvoření kopie původní databáze a její přeformátování pro funkční chod algoritmu. Nová databáze obsahuje pouze PPG signály a jejich vzorkovací frekvenci. Všechny signály převzorkujeme na nově nastavenou frekvenci: 75 Hz [7]. V případě databáze CapnoBase tímto krokem výrazně snížíme výpočetní náročnost.

Pro vyhodnocení používáme referenční systolické vrcholy z originální databáze. Protože tyto vrcholy mají podobu řetězce s pozicemi jednotlivých vrcholů, převzorkujeme je podle nastavené vzorkovací frekvence (75 Hz). Následně nastavíme, v jakém úseku signálu budeme detekovat systolické vrcholy. Můžeme je detekovat v celém signálu nebo například pouze v druhé minutě.

Celý signál filtrujeme pomocí pásmové propusti s pásmem od 0,7 Hz do 11 Hz, konkrétně Čebyševova filtru druhého typu a čtvrtého řádu (Obr. 5-2). Hodnoty jsme nastavili zpětně, na základě empirického pozorování. Pro toto pásmo jsme naměřili nejlepší citlivost a pozitivní prediktivní hodnotu.



Obr. 5-2: Frekvenční charakteristika použité pásmové propusti (nahore). Původní signál s defektem a jeho filtrovaná podoba (dole).

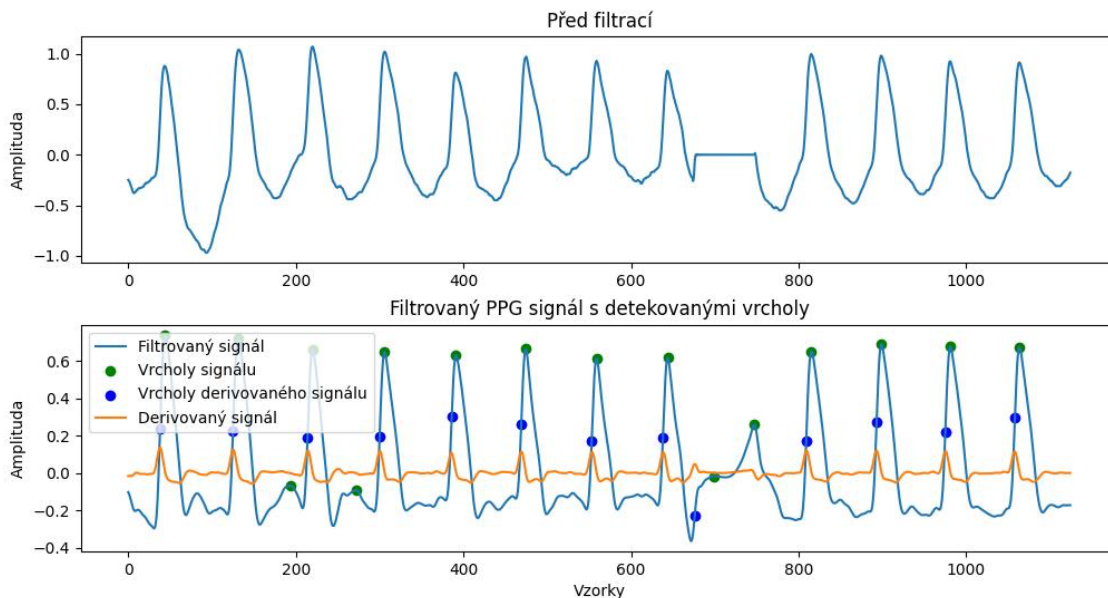
5.1.2. Detekce systolických vrcholů

Pro detekci vrcholů segmentujeme PPG signály do deseti sekundových oken. Každé okno je zpracováno dvěma, respektive třemi filtry. Pro každé okno několikrát detekujeme maxima vyznačeného signálu.

Prvním filtrem odstraníme základní drift a vysokofrekvenční šum. Tím připravíme signál na spektrální odhad srdeční frekvence. Tento odhad později použijeme k určení horní mezní frekvence pro druhý, a nepoužitý třetí filtr [20]. Pro první filtr je totiž pásmová propust nastavená od 0,5 do $3,33$ Hz, což odpovídá přibližné minimální a maximální TF (30-200 tepů za minutu) [7]. V práci je navíc popsáno, že se dolní mez násobí koeficientem 0,5 a horní mez násobíme třemi. My ale tyto kroky neaplikujeme.

Druhý filtr je konstruovaný jako pásmová propust se stejnou dolní mezí, jako u prvního filtru, a horní mez je vypočítaná jako 2,5násobek odhadnuté tepové frekvence. Ve filtrovaném signálu detekujeme vrcholy, které se vyskytují nad 60. percentilem amplitudy signálu. Signál též derivujeme a ve výsledném signálu detekujeme vrcholy nad 90. percentilem amplitudy [20]. Systolické vrcholy jsou pak identifikovány jako vrcholy ve filtrovaném PPG signálu, které následují bezprostředně po každém detekovaném vrcholu v derivovaném signálu viz. Obr. 5-3. To prakticky znamená, že za systolické vrcholy označíme ty body, které jsou dostatečně vysoko ve vybraném okně, a zároveň následují po strmém růstu.

Třetí filtr, též pásmová propust, je dle Aboye nastaven od poloviny dolní meze do desetinásobku odhadnuté srdeční frekvence. V našem algoritmu jsme ale tento krok vynechali, protože jsme empiricky vyzkoušovali, že má na naše databáze minimální vliv.



Obr. 5-3: PPG signál z CapnoBase databáze s vadou (nahore). Detekované vrcholy signálů y_2 a y_2' promítnuté na filtrovaný signál (dole).

5.1.3. Výpočet srdeční tepové frekvence

Tepovou frekvenci vypočítáme z řetězce pozic systolických vrcholů signálu p dlouhého n prvků. Vzdálenost mezi jednotlivými vrcholy vydělíme počtem vzorků v jedné minutě. Tím vypočítáme TF pro každý vrchol. Výslednou TF získáme vypočítáním průměru:

$$TF = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{60 * f_{vz}}{p_{i+1} - p_i} \quad 5-1-2$$

6. Vyhodnocení

V této kapitole jsou prezentovány výsledky analýzy tepové frekvence (TF) získané ze signálu PPG (fotopletysmografický signál) pomocí několika algoritmů. Tyto algoritmy zahrnují původní Aboyův algoritmus, jeho vylepšenou verzi Aboy++, náš Upravený Aboy algoritmus, Rezonátor s nulovou frekvencí (ZFR) a Elgendiho algoritmus. Algoritmy jsme otestovali na dvou různých databázích: CapnoBase a BUT PPG, a porovnali jsme výsledné hodnoty.

6.1. Použité metriky

Výkonnost algoritmů pro detekci systolických vrcholů se obvykle hodnotí pomocí dvou statistických měřítek: citlivost (Se) a pozitivní prediktivní hodnota (PPV). TP (True Positive) udává počet správně detekovaných systolických vrcholů, FN (False Negative) je počet těch systolických vrcholů, které algoritmus nedetekoval a FP (False Positive) udává počet vrcholů, které byly detekovány, ale které neodpovídají referenčním hodnotám.

Pro určení, jestli detekované vrcholy odpovídají těm referenčním, jsme nastavili toleranci 100 milisekund. Tudíž detekovaný vrchol, vzdálený od toho referenčního ± 50 ms včetně, byl označen jako TP. Velikost tolerančního okna jsme nastavili podle Elgendiho práce [19].

Citlivost udává procento pravých vrcholů, které byly algoritmem správně detekovány.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad 6-1-1$$

Pozitivní prediktivní hodnota počítá procento detekovaných tepů, které byly skutečnými tepe.

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad 6-1-2$$

F1 skóre kombinuje citlivost a pozitivní prediktivní hodnotu do jedné metriky.

$$F_1 = 2 * \frac{PPV * Se}{PPV + Se} \quad 6-1-3$$

Dále u algoritmů porovnááme naměřené tepové frekvence s referenční TF . U databáze CapnoBase pro tento účel používáme vzorec (5-1-2), kde hodnoty p odpovídají buď detekovaným vrcholům, nebo referenčním vrcholům. Pro BUT PPG databázi bereme hodnoty referenční TF přímo z databáze. U druhé zmíněné databáze jsme problémy s referenční TF neměli, ale u databáze CapnoBase jsme zjistili, že jsme vypočítali 3 mírně odlišné referenční TF . Rozdíl mezi hodnotami u ZFR a Elgendiho algoritmu jsou pouze 2 setiny tepu za minutu. Rozdíl vznikl kvůli zaokrouhlování a prací v odlišných prostředích. ZFR jsme počítali v rozhraní Matlab a hodnoty jsme do Tab. 1 kopírovali z

matice v nezaokrouhlené podobě. Elgendiho algoritmus jsme počítali ve Visual Studio Code v jazyce Python a vypočítané referenční TF jsme nejprve zaokrouhlili na dvě desetinná místa, poté je vypsali do terminálu a následně přepsali do Tab. 1.

Rozdíl mezi výsledky v algoritmech Aboy a ZFR je 8 setin tepu za minutu. Domníváme se, že na vině jsou odlišné datové typy načtených hodnot. U aplikace Elgendiho algoritmu je vzorkovací frekvence (f_{vz}) ve formátu *int*, ale v programu využívajícího algoritmy odvozených od Aboye je f_{vz} ve formátu *numpy.int64*. Jelikož nelze dělit list referenčních vrcholů prvně zmíněným formátem, vydělili jsme každou hodnotu listu uvnitř cyklu. U druhého přístupu jsme dělili list přímo vzorkovací frekvencí, což jsme mohli udělat díky odlišnému datovému typu. Tyto kroky způsobily, že jsme získali dva odlišné listy referenčních vrcholů. U Elgendiho byly hodnoty zaokrouhleny na dvě desetinná místa a u Aboye na osm.

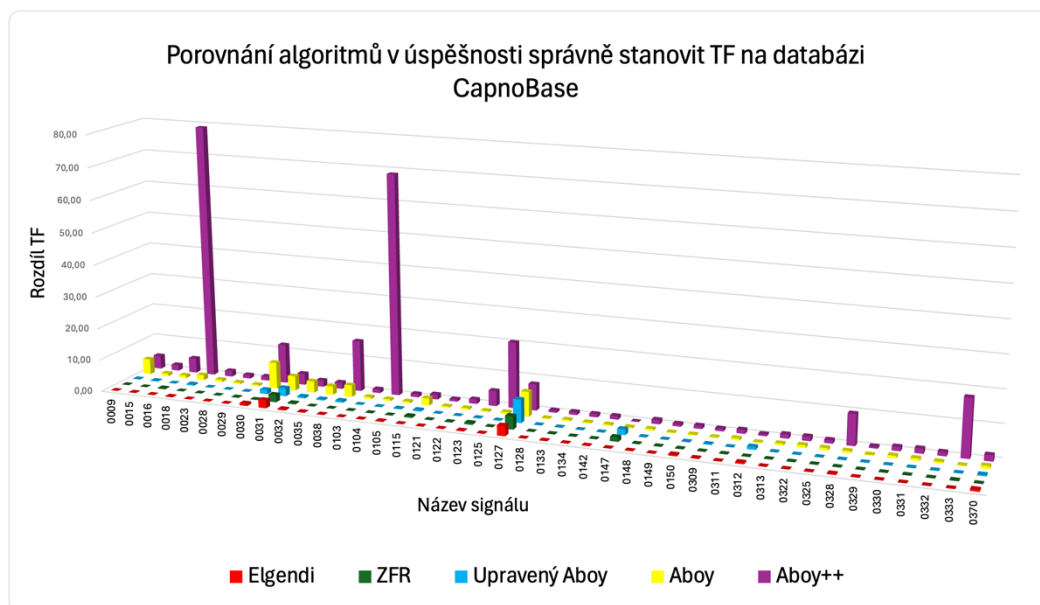
Druhou odlišností je, že v programech využíváme odlišné verze balíčku Numpy, ale nemyslíme si, že by to způsobilo výše popsaný problém.

6.2. Výsledky a diskuse

6.2.1. Porovnání algoritmů na databázi CapnoBase

Algoritmus	suma			průměr [tepů / min]			celkové skóre		
	FN	FP	TP	TF	ref TF	diff TF	Se	PPV	F1
Aboy	1296	19	26696	82,75	84,05	1,30	95,37%	99,93%	97,60%
Aboy ++	3464	56	24528	77,28	84,05	6,77	87,63%	99,77%	93,30%
Upravený Aboy	118	69	27874	83,76	84,05	0,41	99,58%	99,75%	99,67%
ZFR	62	49	27930	83,88	83,97	0,24	99,78%	99,82%	99,80%
Elgendi	89	66	27903	83,78	83,95	0,23	99,68%	99,76%	99,72%

Tab. 1: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů.

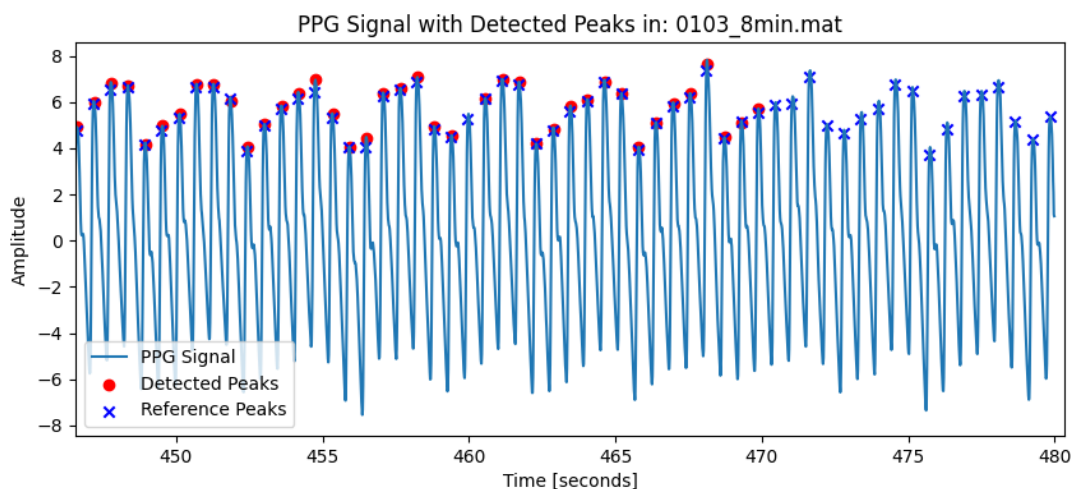


Obr. 6-1: Graf zobrazující rozdíl naměřené a referenční TF u všech algoritmů.

Variace algoritmu Aboy

Algoritmus Aboy i jeho vylepšená verze Aboy++ má v porovnání s ostatními algoritmy vysoký počet FN (False Negative) hodnot. To ukazuje na omezenou schopnost algoritmů správně detekovat všechny systolické vrcholy. Původ těchto chyb jsme identifikovali na několika místech. Soubor těchto změn je uložen v algoritmu Upravený Aboy, který jsme upravili pro účely této práce. Původně jsme upravovali Aboy++, ale na námi testovaných databázích lépe fungoval originální Aboy. Rozdíly mezi různými verzemi algoritmu Aboy jsou podrobněji popsány v předešlých kapitolách. Zde je potřeba dodat, že námi upravený Aboy má lepší výsledky pro databázi CapnoBase, čehož se ale dosáhlo i zjednodušením algoritmu – vynecháním několika kroků, které byly v originále. Tyto kroky pravděpodobně zvyšují robustnost, ale na naší databázi způsobují, že je přehlíženo značné množství skutečných systolických vrcholů.

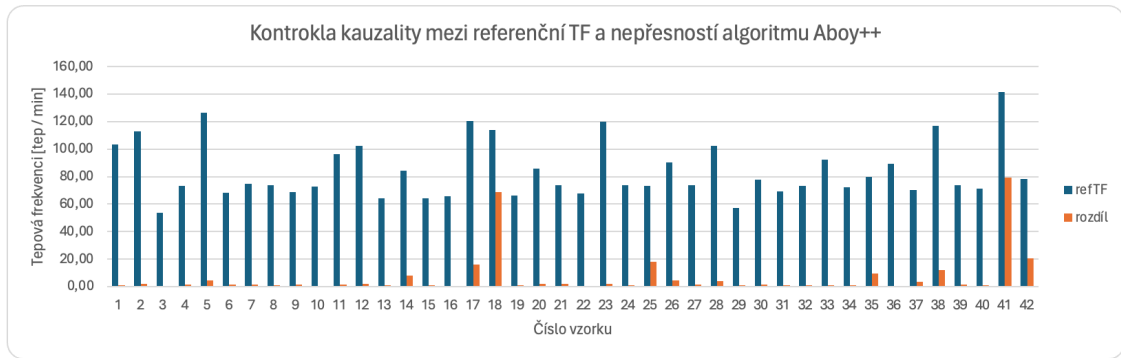
První místo, kde algoritmus nefungoval dle představ, byly konce signálů. Jak je vidět na Obr. 6-2, pro konce signálů se v algoritmech Aboy ani Aboy++ nevypočítávají systolické vrcholy. Tato chyba není nutně způsobena metodou samotnou, ale spíše implementací, která je ve veřejné knihovně pyPPG. V ní se označují počátky všech oken, ve kterých chceme detekovat vrcholy, ale cyklus, kterým procházíme signál okno po okně, se nedostane do toho posledního (470–480 s).



Obr. 6-2: Konečná část PPG jednoho ze signálů s FN hodnotami.

Značné zlepšení se dostavilo, když jsme změnili logiku algoritmu Aboy++. Tato logika je v knihovně pyPPG začleněná i do algoritmu Aboy, ale v Tab. 1 jsou výsledky z upravené verze této knihovny, takže více odpovídají popisům z citovaných prací [18][20]. Změna byla v odstranění kroku, kdy se systolické vrcholy detekují mezi nástupy PPG vlny. Před odstraněním jsme naměřili 3 464 FN hodnot. Bez této úpravy jsme získali 1 281 FN hodnot. FP hodnot jsme naměřili o dvě méně. Je třeba dodat, že konkrétní hodnoty se mohou mírně lišit podle konkrétní úpravy proměnných v programu. Výsledné signály původního algoritmu Aboy++ jsou vykreslené na Obr. 6-4. Oba signály mají vysokou referenční TF a zdálo se, že Aboy++ není vhodný pro signály s vysokou TF, ale po bližším zkoumání jsme tuto tezi nepotvrdili. Graf na Obr. 6-3 tento vztah nenaznačuje.

Pro vyvrácení nebo potvrzení bychom potřebovali otestovat výsledky na větší a rozlišnější databázi.

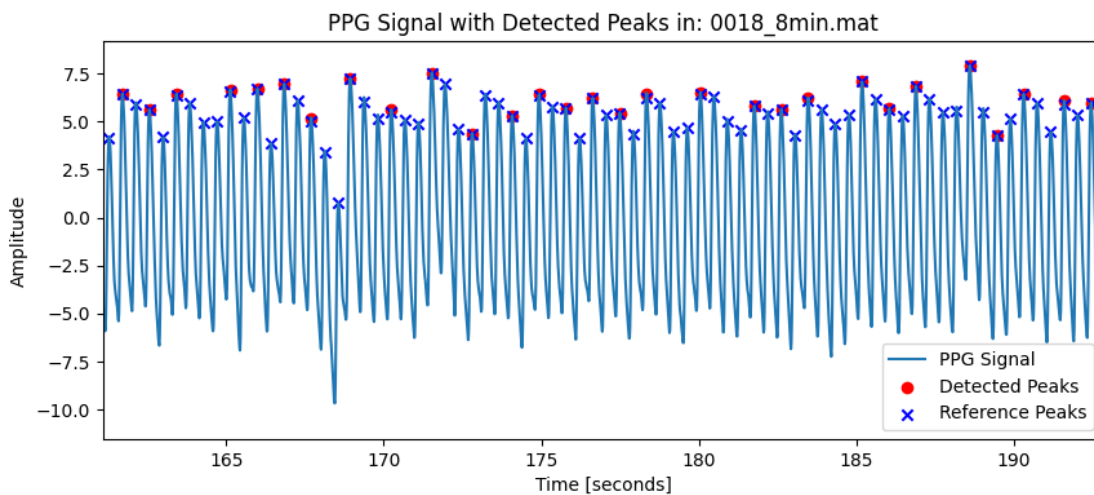


Obr. 6-3: Grafické znázornění referenční TF a naměřeného rozdílu.

Třetí chybou, která nedetekovala opravdové systolické vrcholy byla metoda nepohyblivého okna. Zde je zajímavé dodat, že veřejná knihovna, na kterou se odkazuje práce [18], detekuje vrcholy v oknech, které se částečně překrývají. To odporuje popisu algoritmu [20]. Navíc okna nejsou 10, ale 8 sekund dlouhé, což opět odporuje popisu [18]. Z výsledků neupravené knihovny pyPPG tak detekujeme méně FN hodnot, než když tento aspekt upravíme, aby seděl popisu. V Tab. 1 jsou výsledky upravených algoritmů.

Dalšího zlepšení výsledků jsme dosáhli přenastavením filtrů, nastavením prahů a odhadu průběžné tepové frekvence. Bližší popis naší aplikace algoritmu Aboy je v kapitole 5.1.2 a výsledné hodnoty vidíme v Tab. 1 i v grafu na Obr. 6-1.

Náš program je na této testované databázi efektivní. Dokonce na ní funguje lépe než její robustnější variace. Přesné odchylky TF pro jednotlivé signály v databázi jsou zobrazeny v grafu na Obr. 6-1.



Obr. 6-4 Nedetekované vrcholy u dvou signálů vyčnívajících na Obr. 6-1

Rezonátor s nulovou frekvencí (ZFR)

Rezonátor s nulovou frekvencí je metoda, kterou jsme jako jedinou programovali v prostředí Matlab. Je to zároveň metoda, která dosahuje na databázi CapnoBase nejlepších výsledků ve všech měřených parametrech v Tab. 1 kromě FP vrcholů. Tedy vrcholů, které ZFR nesprávně detekoval jako systolické. Práce, která ZFR popisuje [3], testuje program na databázích MIT-BIH SLP a IITBBS s tolerančním oknem 10ms.

Úspěšnost rezonátoru s nulovou frekvencí je na těchto databázích $Se=99,97\%$ a $PPV=99,89\%$ [3] pro MIT-BIH SLP a $Se=99,95\%$ a $PPV=99,93\%$ pro IITBBS. Na naší databázi CapnoBase jsou hodnoty o pár desetín procent nižší, ale stále vychází výborně. Aby se zjistilo, jestli chyba není v naší implementaci ZFR, musela by se otestovat na zmíněných databázích.

Elgendiho algoritmus

Elgendiho algoritmus se na testované databázi CapnoBase dobře osvědčil, navíc je i lépe přístupný uživateli. Je implementovaný do veřejné knihovny NeuroKit2. Tato knihovna je napsaná přehledně a srozumitelně, takže je jednoduché aplikovat metody, které obsahuje. Na rozdíl od knihovny pyPPG funguje i pro novější verze používaných knihoven. Pro pyPPG se musí nainstalovat přesně dané verze Pythonu a knihoven jako NumPy, DotMap a další. To neplatí pro NeuroKit2, a tudíž Elgendiho algoritmus. V této implementaci jsme nenašli odlišnosti od jeho popisu v Elgendiho práci [19].

Jeho postup je testovaný na databázi, kterou naměřili pro účely práce, a která obsahuje 40 záznamů o délce 20 sekund. Její specifikum je, že PPG signály byly měřeny v tropických podmínkách – cílem práce bylo vytvořit kvalitní detektor TF pro tropické podmínky.

Jediné úpravy, které jsme provedli, sloužily na vykreslení grafů a lokálních proměnných. Jeden z mála segmentů, kde měl Elgendiho algoritmus více FN vrcholů, je zobrazen na Obr. 4-6. Zde je vidět, že tato metoda má problémy s detekcí u vrcholů, které mají zápornou hodnotu amplitudy ve filtrovaném signálu. Přenastavením filtrace, mocněním a nastavením odlišných prahů jsme ale lepších výsledků nedosáhli. Získali jsme více chybných vrcholů, než kolik jsme opravili.

6.2.2. Porovnání algoritmů na databázi BUT PPG

Na databázi BUT PPG jsme naměřili větší odchylky než u databáze CapnoBase. Nejlepších výsledků dosahuje Elgendiho algoritmus, ale jeho odchylka v odhadu TF u kvalitních signálů je o více než jeden tep vyšší než u nejhorsího odhadu na první databázi. To nás vedlo k závěru, že BUT PPG databáze je složená z nekvalitních signálů, nebo jsou námi testované algoritmy neefektivní. Výsledky v Tab. 2 jsou průměrnými hodnotami všech čtyřiceti osmi výsledků.

Vykreslené signály mají jiný počet vzorků na ose x. To je způsobené tak, že v algoritmech odvozených od Aboye měníme vzorkovací frekvenci signálů z 30 na 75 Hz.

Algoritmus	průměr [tepů / min]		celkově	kvalitní	nekvalitní
	TF	ref TF			
Aboy	100,64	86,35	24,54	21,17	34
Aboy ++	72,86	86,35	14,94	9,90	28,50
Upravený Aboy	105,81	86,35	25,01	22,57	31,59
ZFR	70,08	86,35	16,57	10,08	34,06
Elgendi	78,59	86,35	11,84	7,91	22,45

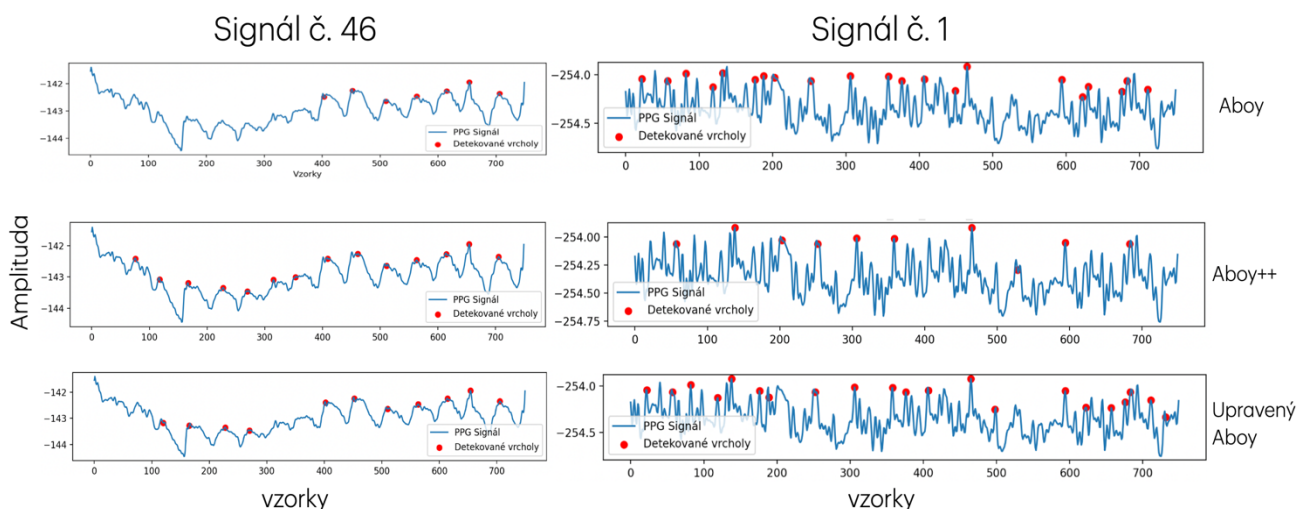
Tab. 2: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů pro BUT PPG.

Variace algoritmu Aboy

Původní Aboy a námi upravená verze funguje na kvalitních signálech nejhůř. Na nekvalitních signálech měly všechny variace Aboyoiva algoritmu odchylku průměrně okolo třiceti tepů za minutu.

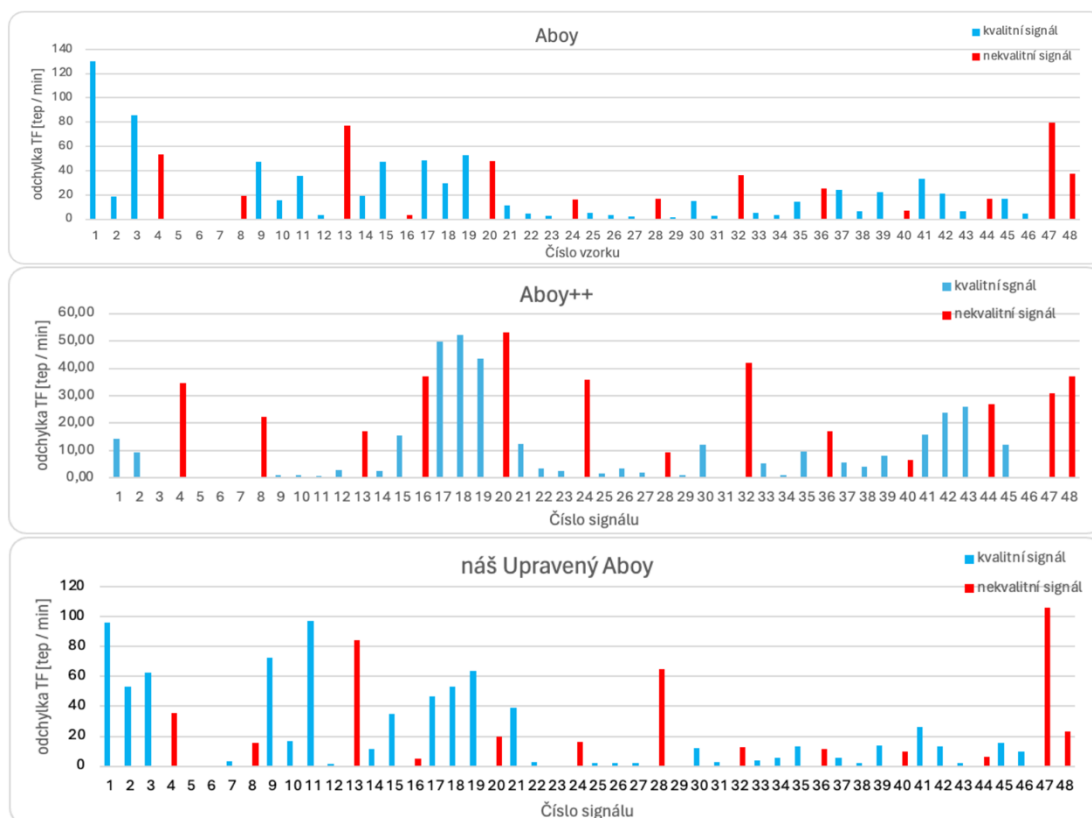
Naopak vylepšená verze, Aboy++, dosahuje na databázi BUT PPG po Elgendiho metodě druhých nejlepších výsledků. Je to v kontrastu s výsledky na databázi CapnoBase, kde měl Aboy++ nejvyšší odchylku. To ukazuje, že zvýšení robustnosti na BUT PPG databázi mělo pozitivní efekt.

Porovnání všech algoritmů odvozených od Aboye je vidět na Obr. 6-5. Jako vzorové signály se vybraly 46. záznam a 1. záznam. 46. záznam je v databázi označený jako kvalitní, i když je počátek poznamenaný posunem a samotná křivka nevypadá jako klasický PPG signál.



Obr. 6-5 Detekované vrcholy na 46. a 1. signálu v databázi pro 3 algoritmy.

Na Obr. 6-6 je vidět, že 46. záznam je signál, u kterého je odchylka relativně malá v porovnání s jinými signály, ale 1. záznam má velkou odchylkou. Tento záznam je rovněž označený jako kvalitní a na Obr. 6-5 vidíme, že má mnoho vrcholů, kterým předchází prudký vzestup. Tuto podmínku jsme použili jako předpoklad pro detekci systolických vrcholů, a proto není náš ani originální Aboy pro tento typ PPG signálů vhodný. Aboy++ v těchto případech funguje spolehlivěji, jelikož počítá odhadnutou TF, pro nastavení přesnějších prahů.



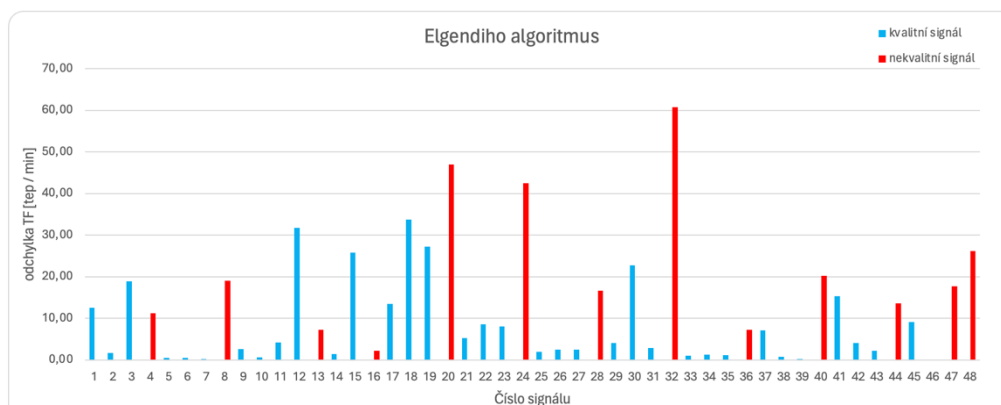
Obr. 6-6 Odchylky TF pro 3 algoritmy u všech hodnocených signálů.

Rezonátor s nulovou frekvencí

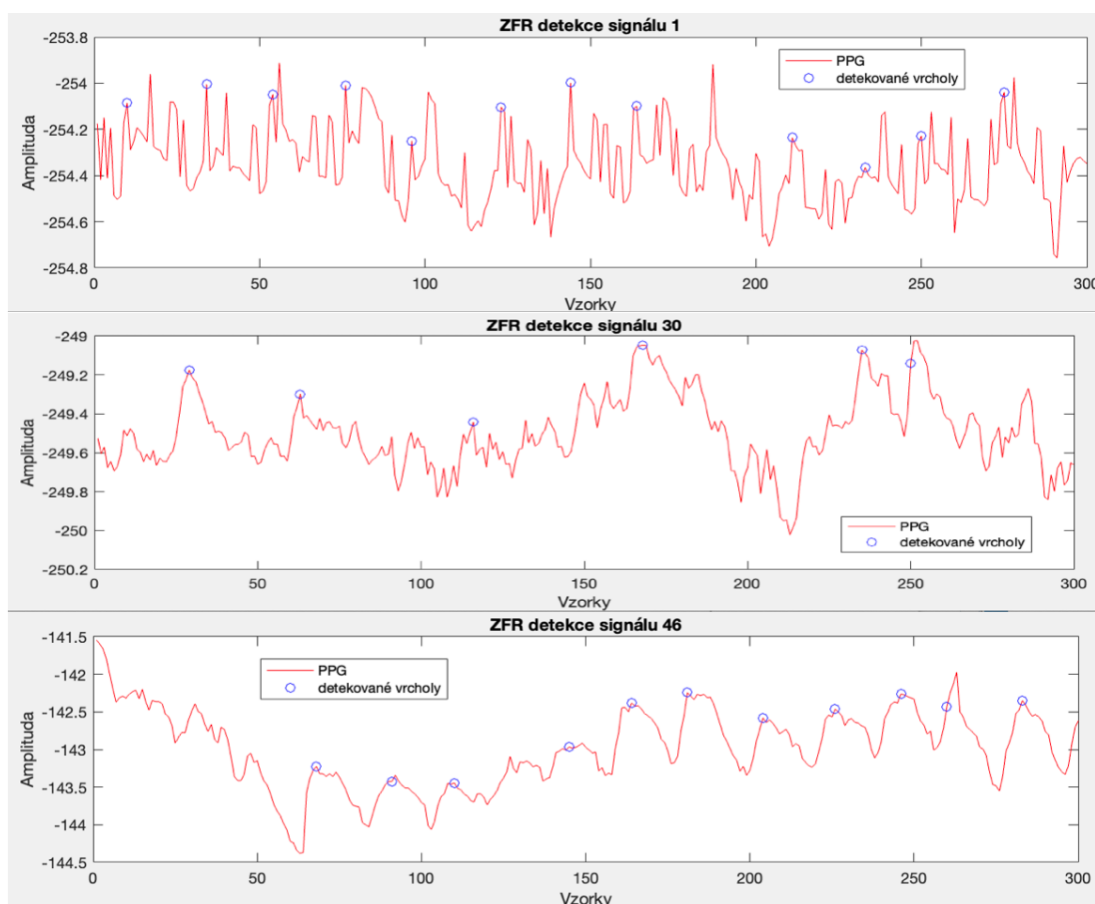
Na Obr. 6-7 uprostřed vidíme 30. záznam v databázi. Jedná se o signál s největší odchylkou detekované TF od referenční TF mezi kvalitními signály. Porovnání odchylek pro jednotlivé záznamy je zobrazeno grafem na Obr. 6-8.

Na Obr. 6-7 jsou dále zobrazeny signály 1 a 46. pro porovnání účinnosti ZFR vůči výše popsaným metodám. Rezonátor s nulovou frekvencí dosahuje na této databázi nejlepších výsledků ze všech použitých metod. U signálu 46 není nejpřesnější výsledek dosažený přesnou detekcí všech vrcholů, ale tím, že ZFR nedetekoval žádný vrchol v první části, která je ovlivněná posunem. Díky tomu nedošlo k naměření odlišně velké, lokální TF, a tudíž jsme získali relativně uspokojivý výsledek. Pro posun, který vidíme u signálu 46, je vhodnější Aboy++, protože detekuje více vrcholů, u kterých se domníváme, že jsou skutečnými systolickými vrcholy.

Na signálu 1 dosáhl ZFR z dosavadních algoritmů nejlepšího odhadu TF (Obr. 6-8). I když se podle databáze jedná o kvalitní signál, nepodařilo se nám odhadnout referenční systolické vrcholy. Je možné, že je přístup ZFR schopný detekovat správné vrcholy i v méně jednoznačných signálech. Na dokázání odolnosti ZFR by bylo vhodné porovnat naměřené vrcholy s vrcholy na referenčním EKG záznamu.



Obr. 6-8: Odchylky TF pro ZFR u všech hodnocených signálů.



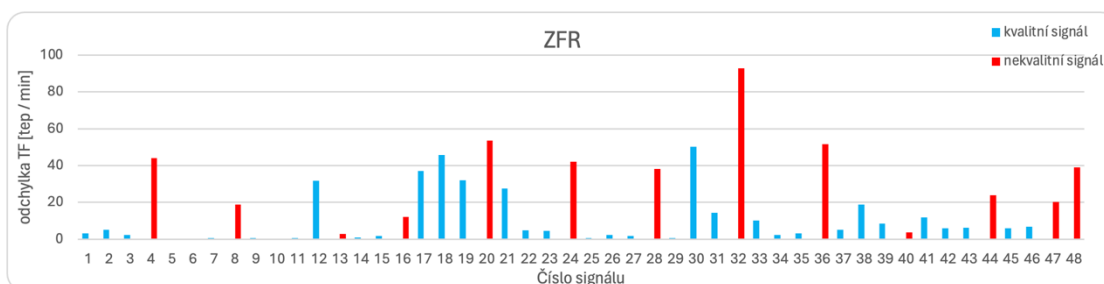
Obr. 6-7: Detekované vrcholy na 1. 30. a 46. signálu pro ZFR algoritmus.

Elgendiho algoritmus

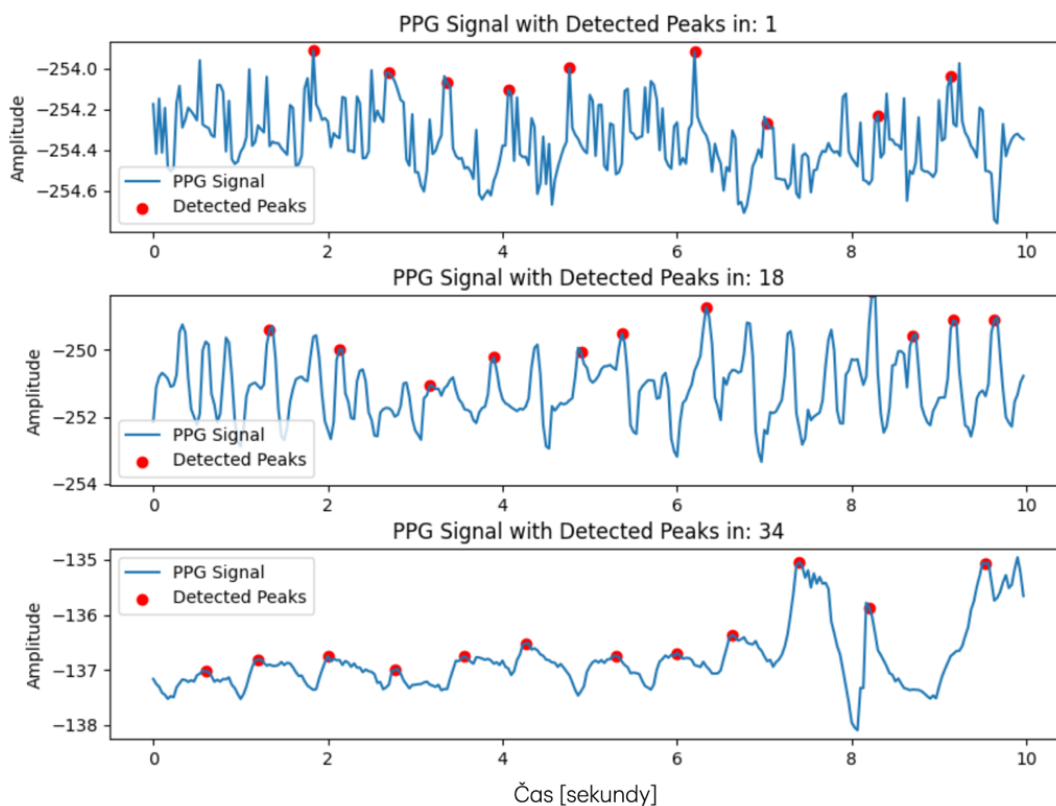
Metoda detekce systolických vrcholů následný odhad TF využitá v Elgendiho algoritmu se ukázala pro BUT PPG databázi jako nejspolehlivější (Tab. 2).

Na Obr. 6-9 vidíme jednotlivé odchylky TF. Pro kvalitní i nekvalitní se jedná v průměru o nejlepší odhad TF mezi použitými metodami.

Na Obr. 6-10 vidíme tři vybrané, referenční signály. První signál slouží k porovnání detekovaných vrcholů s předešlými algoritmy. Signál 18 jsme vybrali na zobrazení, protože je pro něj vypočítaná největší odchylka TF ze všech kvalitních signálů. Na 34. signálu vidíme kvalitní signál s relativně správně stanovenou TF. Zde došlo k odchylce 1,34 tepu od referenční hodnoty. Odchylku pravděpodobně způsobila poslední, méně kvalitní část záznamu.



Obr. 6-9: Odchylky TF pro Elgendiho algoritmu u všech hodnocených signálů.



Obr. 6-10: Detekované vrcholy na 1. 18. a 34. signálu pro Elgendiho algoritmus.

Zlepšení výsledků na databázi BUT PPG se dostavilo, když jsme změnili vzorec pro počítání TF. Místo průměru vzdáleností mezi detekovanými systolickými vrcholy jsme vypočítali medián intervalů mezi těmito vrcholy. Výsledné rozdíly jsou vypsané v Tab. 3.

Algoritmus	průměr [tepů / min]		celkově	kvalitní	nekvalitní
	TF	ref TF			
			diff TF [tepů / min]		
Aboy	88,55	86,35	15,64	8,45	35
Aboy ++	72,87	86,35	14,64	9,15	29,43
Upravený Aboy	92,42	86,35	16,44	8,55	37,69
ZFR	68,63	86,35	18,21	11,43	36,44
Elgendi	78,26	86,35	10,47	5,04	25,08

Tab. 3: Tabulka porovnávající výsledky testovaných algoritmů pro BUT PPG. Výsledky jsou pro TF určeny z mediánové vzdálenosti detekovaných vrcholů.

7. Závěr

Tato bakalářská práce se zaměřila na odhad tepové frekvence (TF) z fotopletysmografických (PPG) signálů. Cílem bylo jednak poskytnout stručný přehled existujících metod pro odhad TF z PPG signálů, jednak navrhnout a popsat algoritmy pro spolehlivé stanovení tepové frekvence.

V teoretické části byla popsána fotopletysmografie jako neinvazivní optická metoda monitorování změn objemu krve v tkáních, která se používá zejména pro sledování kardiovaskulárních parametrů. Byly představeny základní principy PPG signálů a faktory, které mohou ovlivnit jejich kvalitu a přesnost měření.

Praktická část práce se soustředila na implementaci a testování několika algoritmů pro detekci systolických vrcholů v PPG signálech, včetně Aboyoova algoritmu, jeho vylepšené verze Aboy++, Elgendiho algoritmu, Rezonátoru s nulovou frekvencí (ZFR) a nově navrženého Upraveného Aboyoova algoritmu. Algoritmy byly testovány na dvou databázích: CapnoBase a BUT PPG.

Výsledky ukázaly, že Rezonátor s nulovou frekvencí (ZFR) dosahuje nejlepších výsledků na databázi CapnoBase, přičemž vykazuje vysokou citlivost a pozitivní prediktivní hodnotu. Elgendiho algoritmus se prokázal jako nejspolehlivější na databázi BUT PPG, přičemž dosahoval nejnižší průměrné odchylky mezi detekovanou a referenční TF.

Jedním z klíčových cílů této práce byl vývoj a implementace upraveného Aboyoova algoritmu. Tento algoritmus dosahuje lepších odhadů TF na databázi CapnoBase ve srovnání s původní verzí, a to zejména díky zjednodušení a odstranění některých kroků, které způsobovaly přehlížení skutečných systolických vrcholů. Na databázi BUT PPG však vykazoval vyšší odchylky TF, což naznačuje potřebu další optimalizace pro spolehlivější detekci.

Dalším krokem pro zlepšení přesnosti odhadu TF by mohlo být využití pokročilejších technik strojového učení a hlubokých neuronových sítí, které mohou nabídnout lepší adaptaci na různé typy signálů a zlepšit robustnost algoritmů vůči šumu a artefaktům.

8. LITERATURA

- [1] ORPHANIDOU, Christina, 2018. Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring [online]. Cham: Springer International Publishing [cit. 2024-05-20]. SpringerBriefs in Bioengineering. ISBN 978-3-319-68414-7. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-319-68415-4
- [2] ENIKÖ, Vargová, 2021. Stanovení kvality a odhad tepové frekvence ze signálu PPG [online]. Brno [cit. 2022-11-15]. Dostupné z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/134388>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství. Vedoucí práce Andrea Němcová.
- [3] VADREVVU, Simhadri a M. Sabarimalai MANIKANDAN, 2019. Use of zero-frequency resonator for automatically detecting systolic peaks of photoplethysmogram signal. Healthcare Technology Letters [online]. 6(3), 53-58 [cit. 2022-12-18]. ISSN 2053-3713. Dostupné z: doi:10.1049/htl.2018.5026
- [4] PARK, Junyung, Hyeon Seok SEOK, Sang-Su KIM a Hangsik SHIN. Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. Frontiers in Physiology [online]. 2022, 12 [cit. 2022-12-18]. ISSN 1664-042X. Dostupné z: doi:10.3389/fphys.2021.808451
- [5] MOUREK, Jindřich, 2012. Fyziologie: učebnice pro studenty zdravotnických oborů. 2., dopl. vyd. Praha: Grada. Sestra (Grada). ISBN 978-80-247-3918-2.
- [6] SIDDIQUI, Sarah Ali, Yuan ZHANG, Zhiquan FENG a Anton KOS, 2016. A Pulse Rate Estimation Algorithm Using PPG and Smartphone Camera. Journal of Medical Systems [online]. 40(5) [cit. 2024-05-20]. ISSN 0148-5598. Dostupné z: doi:10.1007/s10916-016-0485-6
- [7] GODA, Márton Á, Peter H CHARLTON a Joachim A BEHAR, 2024. PyPPG: a Python toolbox for comprehensive photoplethysmography signal analysis. Physiological Measurement [online]. 2024-04-08, 45(4) [cit. 2024-05-20]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/1361-6579/ad33a2
- [8] SOUČEK, Miroslav a Petr SVAČINA, 2019. Vnitřní lékařství v kostce. Praha: Grada Publishing. ISBN 978-80-271-2289-9.
- [9] YEGNANARAYANA, B. a K.S.R. MURTY, 2009. Event-Based Instantaneous Fundamental Frequency Estimation From Speech Signals. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing [online]. 17(4), 614-624 [cit. 2024-05-20]. ISSN 1558-7916. Dostupné z: doi:10.1109/TASL.2008.2012194
- [10] DE PINHO FERREIRA, N., C. GEHIN a B. MASSOT, 2021. A Review of Methods for Non-Invasive Heart Rate Measurement on Wrist. IRBM [online]. 42(1), 4-18 [cit. 2024-05-20]. ISSN 19590318. Dostupné z: doi:10.1016/j.irbm.2020.04.001
- [11] GONZAGA, Luana Almeida, Luiz Carlos Marques VANDERLEI, Rayana Loch GOMES a Vitor Engrácia VALENTI, 2017. Caffeine affects autonomic control of heart rate and blood pressure recovery after aerobic exercise in young adults: a crossover study. Scientific Reports [online]. 7(1) [cit. 2024-05-15]. ISSN 2045-2322. Dostupné z: doi:10.1038/s41598-017-14540-4
- [12] POVEA, Camilo E. a Arturo CABRERA, 2018. Practical usefulness of heart rate monitoring in physical exercise. Revista Colombiana de Cardiología [online]. 25(3), e9-e13 [cit. 2024-05-15]. ISSN 01205633. Dostupné z: doi:10.1016/j.rccar.2018.05.004

- [13] PARK, Junyung, Hyeon Seok SEOK, Sang-Su KIM a Hangsik SHIN, 2022. Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. *Frontiers in Physiology* [online]. 2022-3-1, 12 [cit. 2022-12-18]. ISSN 1664-042X. Dostupné z: doi:10.3389/fphys.2021.808451
- [14] CHARLTON, Peter H, John ALLEN, Raquel BAILÓN, et al., 2023. The 2023 wearable photoplethysmography roadmap. *Physiological Measurement* [online]. 2023-11-29, 44(11) [cit. 2024-05-20]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/1361-6579/acead2
- [15] NEMCOVA, Andrea, Enikő VARGOVA, Radovan SMISEK, Lucie MARSANOVA, Lukas SMITAL, Martin VITEK a Mihajlo JAKOVLJEVIC, 2021. Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG): Annotated Dataset for PPG Quality Assessment and Heart Rate Estimation. *BioMed Research International* [online]. 2021-9-6, 2021, 1-6 [cit. 2024-05-15]. ISSN 2314-6141. Dostupné z: doi:10.1155/2021/3453007
- [16] KARLEN, Walter, S. RAMAN, J. M. ANSERMINO a G. A. DUMONT, 2013. Multiparameter Respiratory Rate Estimation From the Photoplethysmogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 60(7), 1946-1953 [cit. 2024-04-16]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2013.2246160
- [17] CHARLTON, Peter H, Kevin KOTZEN, Elisa MEJÍA-MEJÍA, et al., 2022. Detecting beats in the photoplethysmogram: benchmarking open-source algorithms. *Physiological Measurement* [online]. 2022-08-19, 43(8) [cit. 2024-05-20]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/1361-6579/ac826d
- [18] GODA, Marton A., Peter H. CHARLTON a Joachim A. BEHAR. Robust peak detection for photoplethysmography signal analysis. In: *50th Computing in Cardiology Conference, Atlanta, Georgia, USA, 1.-4. října 2023* (přijato). IEEE.
- [19] ELGENDI, Mohamed, Ian NORTON, Matt BREARLEY, Derek ABBOTT, Dale SCHUURMANS a Vladimir E. BONDARENKO, 2013. Systolic Peak Detection in Acceleration Photoplethysmograms Measured from Emergency Responders in Tropical Conditions. *PLoS ONE* [online]. 2013-10-22, 8(10) [cit. 2024-05-20]. ISSN 1932-6203. Dostupné z: doi:10.1371/journal.pone.0076585
- [20] ABOY, M., J. MCNAMES, T. THONG, D. TSUNAMI, M.S. ELLENBY a B. GOLDSTEIN, 2005. An Automatic Beat Detection Algorithm for Pressure Signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* [online]. 52(10), 1662-1670 [cit. 2024-05-20]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2005.855725
- [21] SALIAN, Abhishek C.V. Moving Average Filter: Towards Signal Noise Reduction [online]. 2022-05-31 [cit. 2024-05-21]. Dostupné z: <https://codemonk.io/blog/moving-average-filter/>
- [22] NEMCOVA, Andrea, Enikő VARGOVA, Radovan SMISEK, Lucie MARSANOVA, Lukas SMITAL, Martin VITEK a Mihajlo JAKOVLJEVIC, 2021. Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG): Annotated Dataset for PPG Quality Assessment and Heart Rate Estimation. *BioMed Research International* [online]. 2021-9-6, 2021, 1-6 [cit. 2024-05-23]. ISSN 2314-6141. Dostupné z: doi:10.1155/2021/3453007