



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

ROBUSTNÍ DETEKCE SYSTOLICKÝCH PEAKŮ V SIGNÁLU PPG

ROBUST DETECTION OF SYSTOLIC PEAKS IN PPG SIGNAL

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Pavel Gálík

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Andrea Němcová, Ph.D.

BRNO 2022

Bakalářská práce

bakalářský studijní program **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

Student: Pavel Gálík

ID: 221506

Ročník: 3

Akademický rok: 2021/22

NÁZEV TÉMATU:

Robustní detekce systolických peaků v signálu PPG

POKyny PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Proveďte literární rešerši v oblasti snímání a využití signálu PPG a detekce systolických peaků. 2) Pomocí chytrého telefonu nasnímejte sadu signálů PPG za různých podmínek. Jako referenci nasnímejte signál EKG. 3) Vytvořte algoritmus pro detekci systolických peaků v signálu PPG. 4) Otestujte algoritmus na volně dostupných databázích signálů PPG opatřených anotacemi a na vámi nasnímané sadě signálů. 5) Optimalizujte algoritmus. 6) Porovnejte úspěšnost vašeho algoritmu s ostatními autory. Diskutujte výhody, nevýhody a reálnou použitelnost vašeho algoritmu.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

- [1] DA POIAN, Giulia, Nunzio A. LETIZIA, Roberto RINALDO a Gari D. CLIFFORD. A low-complexity photoplethysmographic systolic peak detector for compressed sensed data. *Physiological Measurement* [online]. 2019, 40. DOI: 10.1088/1361-6579/ab254b.
- [2] CHAKRABORTY, Abhishek, Deboleena SADHUKHAN a Madhuchanda MITRA. A Robust PPG Onset and Systolic Peak Detection Algorithm Based On Hilbert Transform. In: 2020 IEEE Calcutta Conference (CALCON) [online]. IEEE, 2020, s. 176-180. ISBN 978-1-7281-4283-8.

Termín zadání: 7.2.2022

Termín odevzdání: 27.5.2022

Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová, Ph.D.

doc. Ing. Jana Kolářová, Ph.D.
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 zabývá detekcí systolických peaků a jejich využití v signálu PPG. V dnešní době je PPG signál hojně využíván v přenosných zařízeních jako jsou například chytré hodinky, a přispívá k monitorování vitálních funkcí v průběhu celého dne. V teoretické části je popsána morfologie srdce a průběh EKG signálu, který souvisí s PPG. Dále se popisuje průběh signálu PPG, jeho využití a metody snímání. V další části jsou popsány vybrané metody detekce systolických peaků. Praktickým cílem této bakalářské práce je nasnímání dat a vytvoření vlastní databáze PPG signálů. Jako referenční hodnota byl nasnímán signál EKG. Byl navrhnout a otestován algoritmus pro detekci systolických peaků v PPG signálu. V závěru práce jsou diskutovány dosažené výsledky s poznatky jiných autorů.

KLÍČOVÁ SLOVA

PPG, EKG, detekce peaků, srdce, algoritmus, systolický děj, databáze

ABSTRACT

This bachelor thesis deals with systolic peak detection and their usage within the PPG signal. PPG signal is widely used by portable devices like smartwatch which contributes to monitoring of vital functions during the day. The theoretical part describes heart morphology and ECG signal development which is related to PPG. Furthermore, the PPG signal is described together with its usage and recording methods. Other part describes chosen methods for systolic peak detection. The practical aim of this bachelor's thesis is to record data and to create own PPG signal database. ECG signal has been recorded as a referential value. The algorithm for systolic peak detection has been developed and tested. In conclusion achieved results are discussed with findings of different authors.

KEYWORDS

PPG, ECG, peak detection, hearth, algorithm, systolic episode, database

GÁLÍK, Pavel. *Robustní detekce systolických peaků v signálu PPG*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2022, 42 s. Bakalářská práce. Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová, Ph.D

Prohlášení autora o původnosti díla

Jméno a příjmení autora: Pavel Gálík
VUT ID autora: 221506
Typ práce: Bakalářská práce
Akademický rok: 2021/22
Téma závěrečné práce: Robustní detekce systolických peaků v signálu PPG

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucí/ho 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/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno

.....

podpis autora*

*Autor podepisuje pouze v tištěné verzi.

PODĚKOVÁNÍ

Rád bych poděkoval vedoucí bakalářské práce paní Ing. Andree Němcové Ph.D za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci. Dále pak kolegům za pomoc při snímání dat pro vytvoření databáze a všem dobrovolníkům, kteří se měření zúčastnili.

Obsah

Úvod	1
1 Srdce	2
1.1 Anatomie srdce	2
1.2 Fyziologie srdce	3
1.2.1 Srdeční cyklus	3
2 Elektrokardiografie (EKG)	5
2.1 Popis EKG	5
2.2 Detekce R kmitů	7
3 Fotopletysmografie (PPG)	8
3.1 Využití PPG signálu	8
3.2 Snímání PPG signálu	9
3.3 Snímání PPG signálu pomocí chytrého telefonu	9
3.4 Popis PPG signálu	9
4 Metody detekce peaků v PPG	11
4.1 Přístup na základě lokálního minima a maxima	11
4.2 Robustní detekce systolických peaků na základě Hilbertovy transformace	11
4.3 Detekce peaků u signálu nasnímaného pomocí chytrých hodinek	13
5 Popis nasnímané databáze	15
5.1 Postup měření	15
5.2 Obsah databáze	17
5.2.1 Finální podoba vlastní databáze	22
6 Návrh algoritmu	24
7 Hodnocení algoritmu	28
8 Výsledky	30
8.1 Datábase BIDMC PPG and Respiration Dataset	30
8.2 Databáze CapnoBase	31
8.3 Vlastní databáze	31
9 Diskuze	35

Závěr	38
Literatura	39
Seznam symbolů a zkratek	42

Seznam obrázků

1.1	Anatomie srdce [3]	3
1.2	Průběh akčního potenciálu pracovního myokardu	4
2.1	Schéma 12 svodového EKG [6]	5
2.2	EKG křivka [3]	6
2.3	Schéma detekce R kmitů	7
2.4	Detekované R kmity	7
3.1	Schémata snímání PPG [12]	9
3.2	Srovnání PPG a EKG křivky [13]	10
3.3	Spektrum PPG signálu [8]	10
4.1	Normalizace signálu [16]	11
4.2	Postup detekce peaků pomocí Hilbertovy transformace [16]	13
4.3	Schéma klasifikátoru	14
5.1	Video záznam	17
5.2	Sense-it záznam	18
5.3	Popis přístroje Faros[18]	18
5.4	Data z Bittium Faros 180	19
5.5	Přístroj BiosignalsPlux [19]	20
5.6	Hrudní pás [20]	20
5.7	Data z BiosignalsPlux	21
5.8	Oxymetr [21]	21
5.9	Data z Oxymetru	22
5.10	Srovnání nasnímaných PPG signálů	23
6.1	Frekvenční spektrum PPG signálu	24
6.2	Všechny detekované peaky v nefiltrovaném PPG signálu	25
6.3	Filtrovaný PPG signál	26
6.4	Detekované peaky ve filtrovaném PPG signálu	27
8.1	Detekované peaky v signálu BIDMC databáze	30
9.1	Srovnání frekvenčních spekter signálu	35
9.2	Příklad nekvalitního filtrovaného signálu	36

Seznam tabulek

5.1	Tabulka protokolu měření	16
8.1	Hodnocení kvality algoritmu na BIDMC databázi	30
8.2	Hodnocení kvality algoritmu na CapnoBase databázi pro tepovou frekvenci	31
8.3	Hodnocení kvality algoritmu na CapnoBase databázi pro detekci peaků	31
8.4	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi	32
8.5	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů	32
8.6	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z ucha	33
8.7	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z ucha	33
8.8	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi u signálů nasnímaných z prstu	33
8.9	Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z prstu	34
9.1	Srovnání výsledků Hu et al. [26] a vlastního algoritmu pro detekci peaků	37

Úvod

Tato bakalářská práce se zabývá robustní detekcí systolických peaků v PPG signálu. Systolické peaky jsou významným indikátorem pro další práci s PPG signálem. Ze správně detekovaných peaků lze stanovit hned několik vitálních parametrů, jako například tepovou nebo dechovou frekvenci. Z tohoto důvodu dochází ke snaze vyvíjet lepší algoritmy. Cílem práce je přispět k rozvoji monitorování vitálních parametrů přímo z chytrého telefonu, který většina populace nosí stále u sebe.

V úvodu práce je popsáno srdce a jeho fyziologie, které je úzce spojeno s průběhem PPG signálu. Následně práce obsahuje popis EKG signálu, který se zpravidla používá jako reference pro signál PPG. Další kapitola se zabývá fotopletysmografií, což je optická neinvazivní vyšetřovací metoda, která z povrchu kůže snímá změny objemu krve. Nakonec se zabývá popisem jednotlivých metod detekce systolických peaků.

V praktické části této práce je obsažen popis nasnímané databáze a všech přístrojů použitých pro její nasnímání. Pro měření signálu PPG byl použit chytrý telefon, který byl přiložen k prstu nebo uchu. Pro získání referenčního EKG signálu byl použit přístroj Bittium Faros 180, který měří údaje pro 2 kanálové EKG. Hlavním výstupem této práce je navržení vlastního algoritmu pro detekci systolických peaků ze signálu PPG a následná diskuze dosažených výsledků s jinými autory.

1 Srdce

Srdce je dutý svalový orgán, který slouží jako pumpa pro cirkulování krve v těle. Je uloženo v levé části mezihrudí. Obecně může být srdce bráno jako dvě pumpy, které je rozděleno na pravou a levou část, tyto části zároveň oddělují srdeční oběh na malý a velký. Malý krevní oběh začíná v pravé komoře srdce, odkud se vede krev do plic, kde se krev okysličí. Okysličená krev se plicními žilami vrací do levé srdeční síně. velký krevní oběh má za úkol okysličování tkání a přenos živin. Začíná v levé komoře, krev je vedena aortou až do kapilár. Po okysličení tkání se krev žilami vrací horní a dolní dutou žílou do pravé srdeční síně.[1][2]

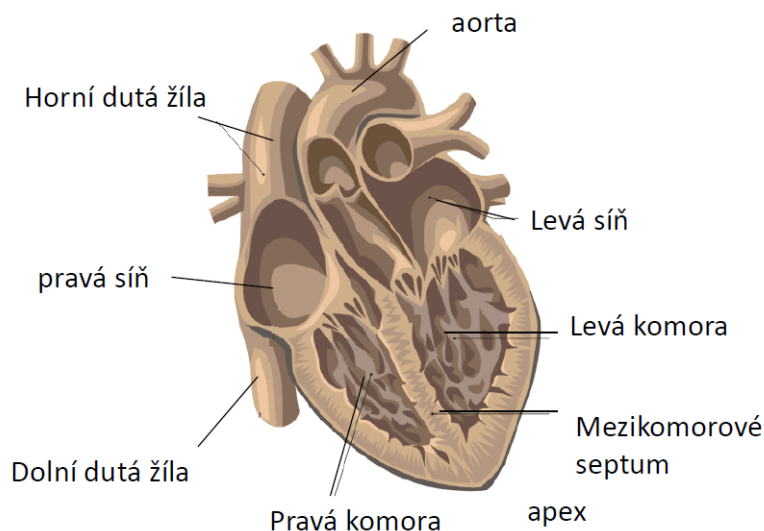
Činnost srdce a krevního řečiště je pro lidské tělo nezbytná pro udržování homeostázy (stálost vnitřního prostředí). Srdce (myokard) svým stahem dodává energii potřebnou pro vypuzení krve do cév. Přecherává krev ze žil do srdečních síní, z nich do komor a z komor do arterií. aby pracovalo správně je nutné, aby byla časově spojena funkce obou síní a komor.[3]

1.1 Anatomie srdce

Srdce je rozděleno přepážkami (septy) na pravou a levou polovinu, jeho hrot směřuje dolů, doleva a dopředu. Každá polovina srdce je rozdělena na síň a komoru, tyto části jsou spojeny síňokomorovým otvorem, ve kterém se nachází cípate chlopně. Chlopně slouží k usměrňování toku krve ze síní do komor.[2]

Srdce se skládá ze dvou paralelně pracujících síní a komor. Síně i komory jsou tvořeny srdeční svalovinou, tato svalovina je tvořena kardyomyocyty a nejsilnější vrstva svaloviny je u levé komory. Jednotlivé cylindrické kardyomyocyty jsou navzájem spojeny interkalárními disky, vzniká syncytium (prostorová síť).[3] Aorta (srdečnice) vystupuje z levé komory a odvádí okysličenou krev do těla. Horní a dolní dutá žíla přivádějí do pravé poloviny srdce odkysličenou krev, která dále proudí do plic, kde se okysličuje.[2]

Srdeční síně jsou od komor odděleny chlopněmi, tyto chlopně zajišťují jednosměrný průtok krve srdcem. Aortální a pulmonální chlopně, které jsou označovány jako poloměsíčné chlopně, se vyskytují mezi komorami a arteriemi srdce. Krev těmito chlopněmi proudí rychle, pod velkým tlakem. Podle hodnoty měnicího se tlaku se chlopně uzavírají a otevírají. V důsledku otevírání a uzavírání chlopní vznikají srdeční ozvy, které jsou fyziologické a také ohraničené.[3] Anatomie srdce je zobrazena na obrázku 1.1



Obr. 1.1: Anatomie srdce [3]

1.2 Fyziologie srdce

1.2.1 Srdeční cyklus

Srdceční cyklus je cyklický děj, který se neustále opakuje. Srdce nasaje krev ze žil, tento děj se také označuje jako diastola, následně se stáhne a vypudí krev do arterií (tepen), děj se nazývá systola. V důsledku relaxace a kontrakce srdeční svaloviny se mění tlaky v srdečních dutinách, díky těmto změnám dochází k proudění krve, označované jako plnění srdce během diastoly a vypuzení krve při systole. Na konci diastoly komor začíná systola síní. Následuje systola komor. Systola komor končí a srdeční revoluce se opakuje.[3]

Systolický děj rozdělujeme na fázi izovolumickou napínací a fázi ejekční. Při napínací fázi dochází k uzavření komor vlivem uzavření cípatých chlopní a zvyšování tlaku v komorách. Když hodnota tlaku převyší tlak v aortě, dojde k otevření poloměsíčitých chlopní a nastává ejekční fáze. Během ní je krev vypuzována do aorty, tlak stoupá až na nejvyšší hodnotu a označuje se jako systolický. Po dosažení systolického tlaku dochází k obrácení tlakového gradientu z tepen do srdce, uzavírají se semilunární chlopně, končí ejekční fáze a nastává diastola komor. Diastola komor začíná fází izovolumické relaxace, tlak v komorách klesá až téměř k nulovým hodnotám. Pokud tlak v komorách klesne na hodnotu nižší, než je tlak v síních, otevřou se cípaté chlopně a následuje fáze plnění komor, ta končí systolou síní. Mezi zevní projevy srdeční činnosti patří například srdeční ozvy, nebo pulzní vlna, což je tlakově-objemová vlna, která se po vypuzení krve ze srdce šíří po stěně do tepen. Pulzní vlna se zobrazuje pomocí sfygmogramu, který má vzestupné a sestupné

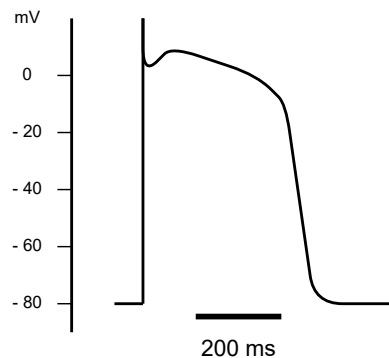
raménko. Dikrotická vlna na sestupném raménku odpovídá zpětnému nárazu krve na semilunární chlopně.[4]

Akční potenciál převodního systému

Sinoatriální (SA) uzel generuje akční potenciály, jelikož nemá klidový membránový potenciál (kolísá mezi -60 až -40 mV). V SA uzlu vzniká vzruch nejrychleji, a proto je SA uzel primárním pacemakerem (udavatelem rytmu, frekvence) [3]

Akční potenciál pracovního myokardu

Pracovní svalovina reaguje na vzruch z převodního systému svým akčním potenciálem, ten se šíří do SA uzlu a vyvolá síňovou systolu. Poté se AP šíří do atrioventrikulárního uzlu, zde dochází ke zpomalení šíření signálu. Tawarovými raménky pokračuje akční potenciál směrem k srdečnímu apexu (hrotu). Purkyňova vlákna rozvádějí akční potenciál dál po svalovině komor, naposledy k bázi komor. Klidový potenciál srdeční svaloviny je -90 mV, akční potenciál působí zhruba 200 ms.[3] Průběh akčního potenciálu je znázorněn na obrázku 1.2.

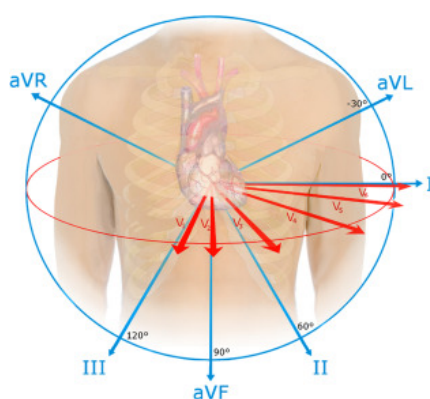


Obr. 1.2: Průběh akčního potenciálu pracovního myokardu

2 Elektrokardiografie (EKG)

Elektrokardiografie je neinvazivní vyšetřovací metoda, pomocí které se zaznamenávají akční potenciály srdeční svaloviny snímané z povrchu těla, je to rozdíl všech akčních potenciálů z membrán srdeční svaloviny. V klinické medicíně slouží toto vyšetření k diagnostice poruch srdečního rytmu. Využívá se pro stanovení tepové frekvence a dalších vitálních parametrů.[3][5]

Při snímání EKG signálu se při vyšetřeních standardně používají končetinové a hrudní svody. Nejrozšířenější je 12svodové EKG, které měří napětí mezi různými místy na končetinách a hrudníku, schéma tohoto zapojení je zobrazeno na obrázku 2.1.[3][5]



Obr. 2.1: Schéma 12 svodového EKG [6]

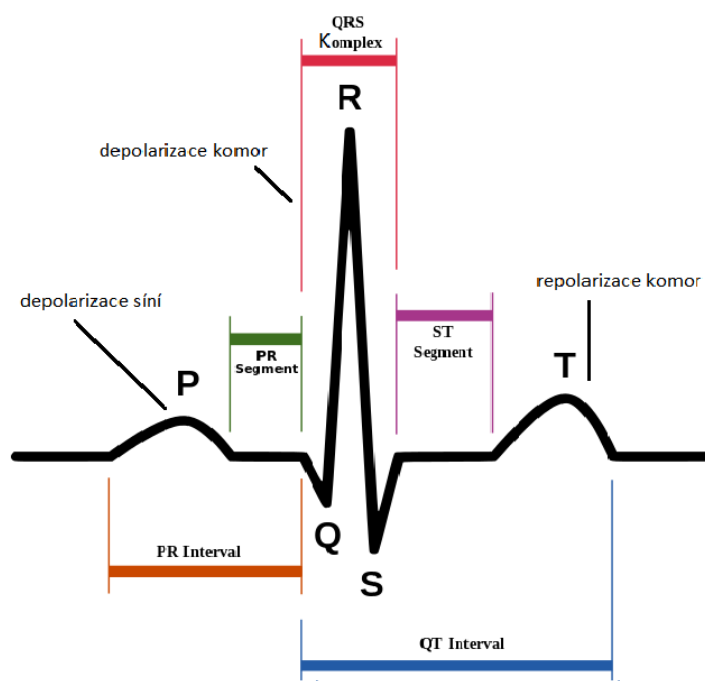
V klinické praxi se EKG vyšetření používá hlavně pro posouzení srdeční aktivity, zda je normální nebo patologická. Odhaluje poškození srdečního svalu jako je například infarkt myokardu. Zátěžové EKG se používá pro diagnostiku ischemické choroby srdeční. Při podezření na poruchu srdeční činnosti se může pro vyšetření použít EKG holter, jde o zařízení, které má pacient po celý den připojen k tělu a následně se celodenní záznam vyhodnocuje.[5] Často se používá pro stanovení tepové frekvence nebo aritmií srdce. U sportovců se používá u zátěžových testů pro monitorování vitálních funkcí srdce.

2.1 Popis EKG

Nasnímaná data se překreslují do elektrokardiogramu, který následně vyhodnocují odborníci, nebo v dnešní době i počítačové algoritmy. Pomocí EKG křivky se hodnotí několik různých parametrů, zejména akce srdeční (pravidelná/nepřavidelná), morfologie EKG, srdeční frekvence, srdeční rytmus (zda je sinusový, který vychází z SA

uzlu). Je možné také spočítat elektrickou osu srdeční, která je dána součtem vektorů v průběhu depolarizace. Pro odhad kvality nasnímaného EKG signálu se hodnotí zejména pravidelnost a vzdálenost QRS komplexů.[3][5][4]

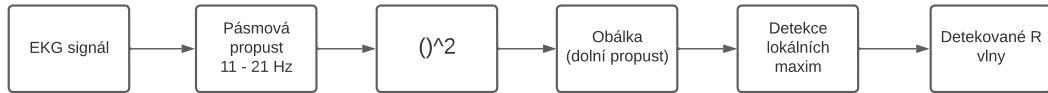
Na obrázku 2.2 je EKG křivka, která popisuje jednotlivé úseky elektrokardiogramu. Vlna P znázorňuje fázi depolarizace síní. Následná repolarizace síní není viditelná, protože se ztrácí v důsledku následujícího QRS komplexu. P-Q interval určuje začátek a konec depolarizace síní, fyziologická doba trvání tohoto intervalu se pohybuje okolo 120 - 200 ms.[4] Komplex QRS určuje depolarizaci komor. Kmit Q je první negativní kmit, znázorňuje depolarizaci komorového septa, kmit R je první pozitivní kmit a znázorňuje maximální hodnotu komorové depolarizace, poslední kmit S je záznam depolarizace báze komor. Celý komplex QRS by měl trvat do 0,11 s. Mezi komplexem QRS a vlnou T je ST segment, který zobrazuje fázi plató. Poslední kmit T značí repolarizaci komor. Interval QT odpovídá době elektrické systoly a trvá 340 - 420 ms. Základní EKG se nejčastěji popisuje na záznamu z 2. končetinového svodu. [4][3]



Obr. 2.2: EKG křivka [3]

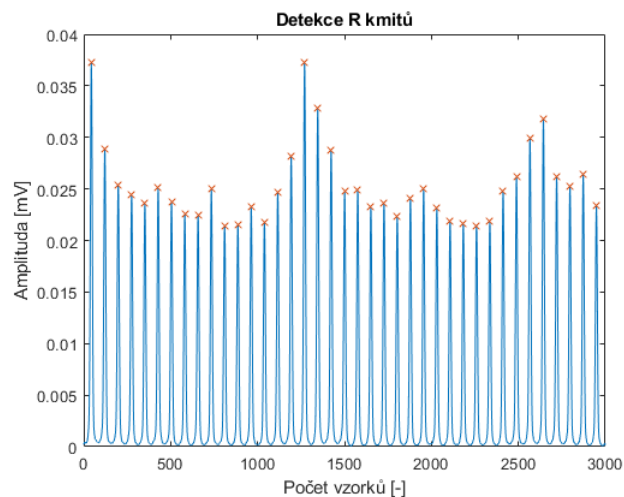
2.2 Detekce R kmitů

Jelikož jsou průběhy EKG a PPG podobné, může se detekce R kmitů u EKG signálu používat jako reference pro detekci systolických peaků v signálu PPG. Pro detekci R kmitů se může použít například algoritmus podle následujícího blokového schématu na obrázku 2.3.



Obr. 2.3: Schéma detekce R kmitů

QRS komplex se nachází přibližně v rozmezí frekvencí 11 - 21 Hz. V prvním kroku detekce se tedy signál filtruje pásmovou propustí 11 - 21 Hz. V dalším kroku bylo zapotřebí odstranit záporné hodnoty ze signálu, za tímto účelem bylo provedeno umocnění celého signálu na druhou. Pomocí tzv. obálky, která je dolní propustí se v signálu zvýrazňují R kmity, které se následně detekují podle lokálního maxima pomocí funkce *findpeaks* s nastavenou minimální vzdáleností R peaků od sebe viz obr. 2.4. Tato metoda detekce peaků v EKG signálu může být problematická zejména ve více zašuměných signálech, jelikož filtrace pásmovou propustí nemusí být dostačující. Mohlo by dojít k zesílení zašuměných složek a QRS komplex by tak nebyl patrný.



Obr. 2.4: Detekované R kmity

3 Fotopletysmografie (PPG)

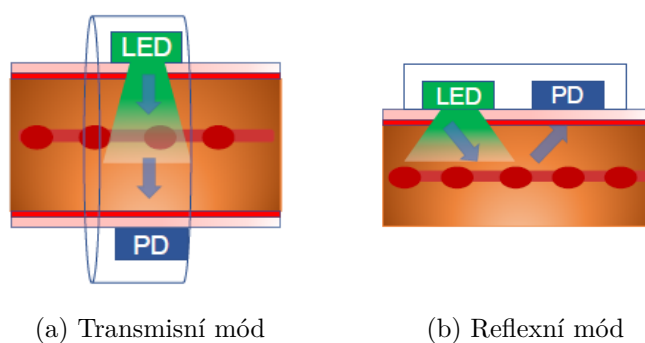
PPG je optická neinvazivní vyšetřovací metoda, pro monitorování srdečního a respiračního systému, která z povrchu kůže snímá změny objemu krve. Využívá se LED, která prosvěcuje kůži a fotodiody, pomocí které se měří intenzita neabsorbovaného světla. Fotopletysmografie je dlouhodobě brána jako spolehlivý zdroj pro měření saturace krve kyslíkem a srdeční frekvence. V dnešní době se studie pokouší o zlepšení přístupu k měření dýchací frekvence a krevního tlaku a vytvoření přesnějších algoritmů pro jejich výpočet. Jako největší problém při správném měření vitálních funkcí je považován šum, který vzniká při pohybu. Metoda PPG se také čím dál víc využívá pro celodenní záznamy, jelikož měření PPG je neinvazivní a pro jeho měření se používají přístroje, které nepřekáží při každodenním pohybu. Například chytré hodinky se čím dál častěji používají pro běžné nošení, monitorují tak vitální parametry v reálném čase, což může podporovat zdravý životní styl. Na druhou stranu, měření tepové frekvence nemusí být úplně přesné, právě kvůli různému umístění přístroje na těle a pohybovému artefaktu, který způsobuje šum signálu.[7][8]

3.1 Využití PPG signálu

Jak již bylo zmíněno, metoda PPG je čím dál více využívána zejména proto, že lze zakomponovat do přenosných zařízení, které má uživatel stále u sebe. PPG signál se využívá hlavně z důvodu jednoduchého monitorování zejména tepové frekvence, saturace krve kyslíkem a dalších vitálních parametrů. Využívá se například snímání pulsu na prstech pomocí PPG senzoru v prstenu. Data nasnímané tímto zařízením se pomocí radiofrekvenčního vysílače posílají do počítače nebo telefonu. Aby se minimalizoval šum, byl vyvinut speciální design prstenu tak, aby sensor byl těsně u kůže, ale zároveň by neměl na prst tlačit, to by mohlo způsobit změnu toku krve.[9]. Další hojně využívané zařízení jsou chytré hodinky, i přes jejich výhodu v pohodlí nošení pro uživatele nejsou tolik využívány pro výzkum, jelikož může docházet ke zkresleným výsledkům v důsledku špatného kontaktu senzoru s kůží.[9]. Ze signálu se dá spočítat dechová i tepová frekvence nebo saturace krve kyslíkem a další vitální parametry. Tyto parametry lze uplatnit například v monitorování fyzické aktivity nebo dokonce spánku.

3.2 Snímání PPG signálu

Pro snímání PPG signálu se nejčastěji používají pulzní oxymetry, které opticky získávají PPG signál. Signál je možné získat například z konečku prstu, ušního laloku nebo zápěstí. Snímat lze ve dvou různých módech, transmisní mód, kde zdroj světla, kterým je většinou LED a detektor jsou naproti sobě. Světlo prosvítí tkáň a fotodetektor měří množství procházejícího světla tkání. Druhý je reflexní mód, kdy jsou tyto komponenty na stejné straně oxymetru viz. obr. 3.1. U reflexního módu se většinou používá zelená LED pro detekci srdečního rytmu. Další způsob snímání PPG signálu je například pomocí chytrého telefonu, kdy se vyšetřovaná část těla prosvítí diodou a z videa se extrahuje červená RGB složka, která se s proudící krví mění. Stejný přístup získání signálu byl použit i pro naši databázi signálů.[9][10][11]



Obr. 3.1: Schémata snímání PPG [12]

3.3 Snímání PPG signálu pomocí chytrého telefonu

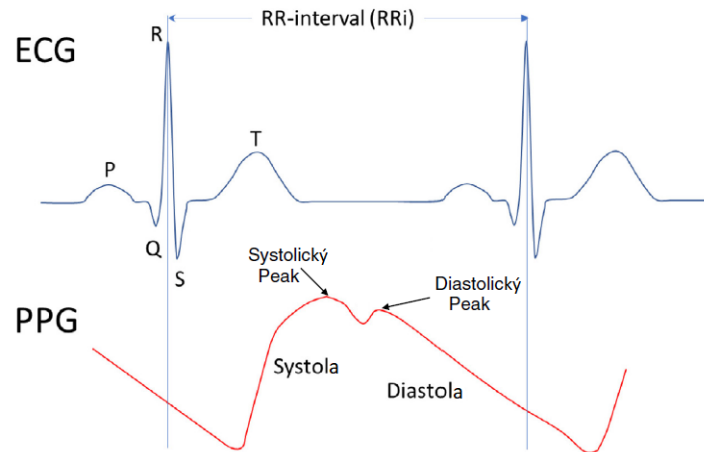
Díky pokročilým technologiím jsou telefony vybaveny fotoaparátem a LED, které jsou vhodné pro levné a přenosné měření signálu PPG. Signál PPG se následně dá získat z nahraného videa. Při snímání signálu z prstu je třeba jej přiložit tak, aby překrýval jak kameru, tak i rozsvícenou LED. Množství reflektovaného světla se následně mění v závislosti na proudění krve. Při stahu srdce proudí krev přes prst a obraz je v tu chvíli nejtmavší, proto je nutné nasnímaný signál otočit. Z těchto dat je možné vypočítat tepovou frekvenci pomocí periodicity PPG signálu.[10]

3.4 Popis PPG signálu

Pulzující složka signálu PPG se skládá z anakrotické fáze, která odpovídá fázi systoly srdce a katakrotické fáze, která značí fázi diastoly. Tato fáze se značí jako systo-

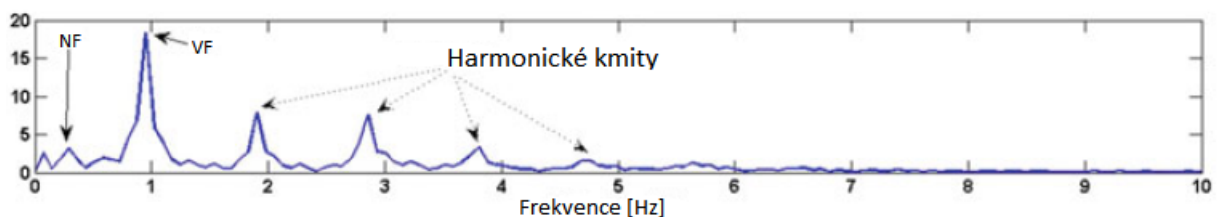
lycká a diastolická vlna. Dikrotický zářez, který znázorňuje uzavření aortální chlopně, lze většinou detekovat u mladších a zdravých jedinců. Díky detekci systolického peaku je možné následně dopočítat vitální parametry, jako například dechovou nebo tepovou frekvenci.[8]

Křivka signálů PPG a EKG jsou znázorněny na obrázku 3.2.



Obr. 3.2: Srovnání PPG a EKG křivky [13]

U zdravého jedince se spektrum PPG signálu pohybuje do rozmezí frekvence 5 Hz. Normálně se spektrum skládá ze dvou peaků, které značí pulzující a nepulzující složku. Nepulzující složka se vyskytuje na nízkých frekvencích (0,1 - 0,5 Hz) a značí aktivitu sympatického nervového systému, dýchání a termoregulaci. Pulzující složka se vyskytuje při vyšších frekvencích v pásmu 0,5 - 2 Hz a značí tepovou frekvenci. Informace nad frekvencí 2 Hz většinou neposkytují relevantní data, jedná se o harmonické kmity vysokofrekvenčního signálu viz. obr. 3.3.[8]



Obr. 3.3: Spektrum PPG signálu [8]

4 Metody detekce peaků v PPG

4.1 Přístup na základě lokálního minima a maxima

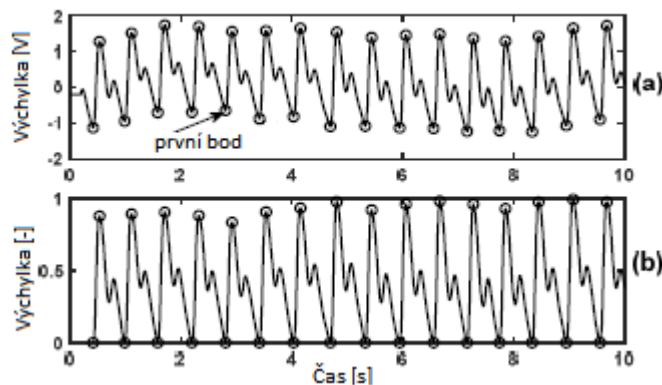
Algoritmus je založen na hledání lokálního maxima a minima v zašuměném signálu. Eli Billauer[14] vyvinul algoritmus pro detekci peaků při dýchací a srdeční činnosti. V této práci[15] byl algoritmus použit pro detekci systolických peaků v signálu PPG. Při hledání maxima se používá pásmový filtr s mezní frekvencí 0,5 - 8 Hz, který zlepšuje kvalitu signálu PPG. Pro určení prahu se detekuje maximum peaku. Pokud je hodnota takového peaku maximální a pokud byla předchozí hodnota signálu nižší než hodnota určeného prahu δ , je tento bod označen jako práh podle vzorce 4.1.

$$V_{th} = V[n] > \delta \quad (4.1)$$

$V[n]$ je filtrovaný PPG signál a V_{th} je filtrovaný signál po aplikaci prahové hodnoty δ , která je stejná jako maximální rozdíl výchylky a může být zaměněna za peak. V této práci byla hodnota δ stanovena na hodnotu 0,1.[15]

4.2 Robustní detekce systolických peaků na základě Hilbertovy transformace

V důsledku šumu, který vzniká v pohybu měřené osoby se posunuje baseline PPG signálu. Korekce baseline se provede tak, že se jako výchozí bod bere první bod na začátku signálu viz obr. 4.1(a).



Obr. 4.1: Normalizace signálu [16]

Pro následnou normalizaci signálu byl použit vzorec 4.2, normalizovaný signál je znázorněn na obrázku 4.1(b).

$$V_{norm} = \left(\frac{V_{signal} - V_{signal}(min)}{V_{signal}(max) - V_{signal}(min)} \right) \quad (4.2)$$

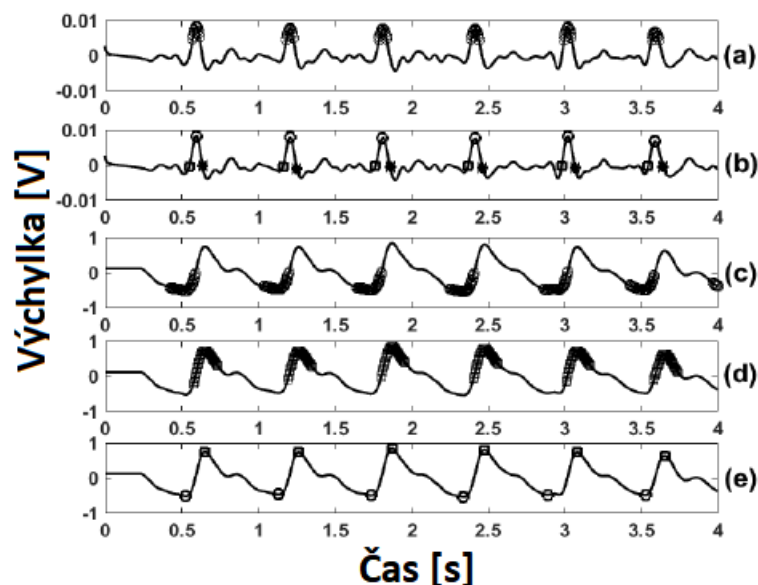
Kde V_{norm} značí výsledná normalizovaná data, V_{signal} značí signál po korekci baseline a $V_{min(max)}$ reprezentují minimální nebo maximální hodnoty po korekci baseline.

Pro filtraci surového PPG signálu byl použit Butterworthův filtr šestého řádu typu dolní propust s mezní frekvencí 15 Hz. Po filtraci signálu byla spočítána první a druhá derivace podle vzorců 4.3, 4.4.

$$FDPPG = \frac{d}{dt}[y(t) - y(t - 1)] \quad (4.3)$$

$$SDPPG = \frac{d}{dt}[y(t) + y(t - 2) - 2y(t - 1)] \quad (4.4)$$

Na druhou derivaci PPG signálu byla aplikována Hilbertova transformace. Původně byl práh volen na fixní hodnotu v závislosti na výchylce signálu viz obr. 4.2(a). Po následném uvážení na několika PPG signálech, byl empiricky zvolen práh výchylky 50 % pro identifikaci oblastí vyšších výchylek. V těchto datech byly v okně nalezeny peaky viz. obr. 4.2(b). Na základě polohy maxima peaků, byly data zkoumány za účelem určit primární a další pozice průchodů nulou. Pomocí těchto bodů byla vytvořena efektivní hledací zóna viz. obr. 4.2(c) a 4.2(d). Jako systolický peak se detekuje bod s obrácenou charakteristikou viz obr. 4.2(e). [16]

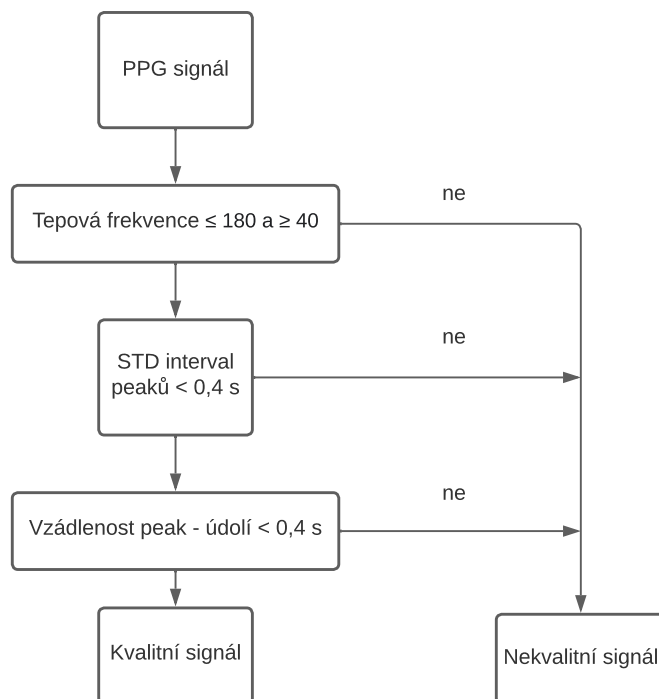


Obr. 4.2: Postup detekce peaků pomocí Hilbertovy transformace [16]

4.3 Detekce peaků u signálu nasnímaného pomocí chytrých hodinek

Nejdříve je nutné celý nasnímaný signál předzpracovat, byl použit pásmový Butterworthův filtr 6. řádu s mezními frekvencemi 0,14 Hz a 3 Hz. Tento filtr potlačí frekvence signálu, ale neodstraňuje šum v rozsahu respiračních a srdečních frekvencí. Následně je signál přeškálován od -1 do 1 a rozdělen na 60 sekundová okna.

Pro měření databáze byly použity chytré hodinky, u kterých je nevyhnutelný vznik šumu v důsledku slabého kontaktu senzoru s kůží a pohybu zápěstí. Za účelem eliminace šumu u dlouhodobého měření PPG se v 60 sekundovém záznamu, dělí tento záznam na 10 sekundové okna, u kterých se posuzuje, zda jsou zanesené šumem, či nikoliv. Nejprve je potřeba odfiltrovat šum způsobený dýchacími pohyby. Byl proto navržen zpětnovazební Butterworthův filtr 2. řádu typu horní propust s mezní frekvencí 0,6 Hz. Dochází k přeškálování signálu od -1 do 1 a dochází k detekci peaků, které mají amplitudu větší než 0. Následně filtrovaný signál projde klasifikátorem, který hodnotí, zda je signál dostatečně kvalitní viz. obr. 4.3.



Obr. 4.3: Schéma klasifikátoru

Do klasifikátoru vstupuje 60 sekundový předzpracovaný PPG signál, proběhne rozdělení a filtrace signálu podle postupu popsaného dříve. Ve filtrovaném signálu jsou nalezeny peaky a vypočítána tepová frekvence. Pokud je tepová frekvence v rozmezí 40 - 180 tepů za minutu, směrodatná odchylka detekce peaků je menší než 0,4 s a vzdálenost vrcholů od údolí jsou menší než 0,4, označí klasifikátor signál jako kvalitní. Jako údolí se označuje oblast signálu s minimální hodnotou, která se vyskytuje mezi dvěma maximálními peaky. Nakonec se kvalitně detekované signály sloučí a vzniká signál s peaky, jejichž pozice odpovídají pozici referenční.[17]

5 Popis nasnímané databáze

Celkový dataset byl naměřen za pomoci 5 studentů, na 50 dobrovolnících, kdy u 20 z nich byl signál měřen z ucha a u 30 byl naměřen z prstu. Měření se u každého dobrovolníka provádělo 2x. Před každým měřením byl změřen tlak automatickým tlakoměrem a hladina glukózy v krvi glukometrem. Pro vytvoření databáze záznamu PPG signálu byl použit signál naměřený pomocí chytrého mobilního telefonu z ucha nebo prstu, v případě měření z prstu byla rozsvícena LED. Zároveň s nahráváním videa byla spuštěna aplikace sense-it se vzorkovací frekvencí 100 Hz, která slouží ke snímání pohybu pomocí akcelerometru. Pro referenci byl nasnímán signál EKG přístrojem Bittium Faros 180 se vzorkovací frekvencí 1000 Hz pro snímání 1 kanálového EKG a 100 Hz pro akcelerometr, měří také srdeční tep, nebo teplotu okolního prostředí. Dále byl použit přístroj BiosignalsPlux pro měření dechové frekvence a pohybu pomocí akcelerometru, se vzorkovací frekvencí 1000 Hz. Na prst byl připevněn pulsní oxymetr se vzorkovací frekvencí 1 Hz pro měření saturace krve kyslíkem a tepovou frekvencí. všechna data byla načtena, zpracována a následně uložena do buňkového pole pomocí programovacího prostředí MATLAB.

5.1 Postup měření

Před samostatným měřením byl vyšetřovanému změřen tlak automatickým tlakoměrem a hladina cukru v krvi vpichovým glukometrem. Měření probíhalo podle stanoveného protokolu v klidné, osvětlené místnosti po dobu 9 minut a 15 sekund. Měření začíná výskokem, který lze jednoduše identifikovat ze záznamů, následuje 2 minuty a 15 sekund klidu. Prvních 15 sekund klidu slouží k jednodušší identifikaci výskoku a lepší synchronizaci dat. Díky této klidové fázi je možné porovnat kvalitu signálů v klidu a následně s artefakty. Po fázi klidu následuje sekce aktivit, kdy je měřená osoba vyzvána k činnosti podle protokolu. Předpokladem je získat zašuměný, méně kvalitní signál. Po fázi aktivit následují opět 2 minuty klidu a konec měření. Samotný protokol je popsán v tabulce 5.1.

výskok	
15s	klid
2min	klid
20s	přítlačení telefonu k prstu/uchu
20s	klid
20s	pohyb telefonu po prstu/uchu
20s	klid
20s	chůze
20s	klid
20s	kašel
20s	klid
20s	smích
20s	klid
40s	změna světla (ze světla do tmy)
20s	klid
20s	mluvení
2min	klid
konec měření (9min 15s)	

Tab. 5.1: Tabulka protokolu měření

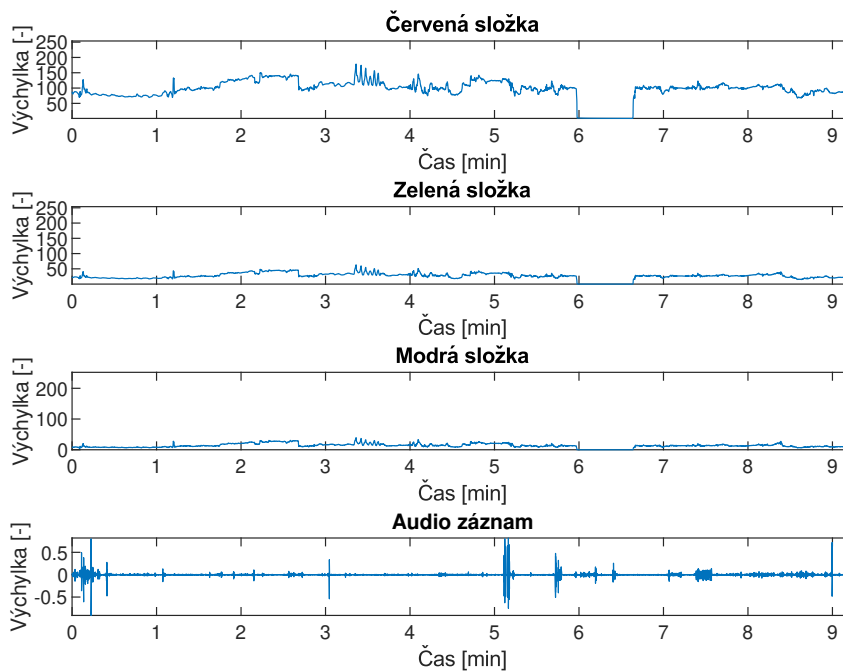
Na začátku měření byl dobrovolník vyzván k výskoku a následně k sedu. Probíhalo měření v klidu a po uplynutí 2 minut byl dobrovolník pobízen k přitlačování telefonu k uchu nebo prstu a dalším aktivitám, které jsou uvedeny v tabulce. Těmito aktivitami došlo k vytvoření artefaktů v signálu, k závěru měření následovala opět fáze měření v klidu za účelem nasnímání kvalitního PPG signálu.

Všichni účastníci měření byly starší 18 let a podepsali informovaný souhlas k výzkumné práci, která byla schválena etickou komisí.

Pro vytvoření databáze bylo zapotřebí nasnímaná data synchronizovat. Celý signál byl rozdělen do 3 částí, z toho na 2 části měření v klidu a část v pohybu. Data byla časově zarovnána tak, že každý signál z jednotlivých přístrojů obsahuje v daném časovém úseku stejnou informaci. Referenční bod byl brán z audiozáznamu videa, jelikož je jednodušší najít začátek měření, kvůli zvuku z výskoku na začátku měření. Synchronizace pak byla provedena na základě tohoto bodu.

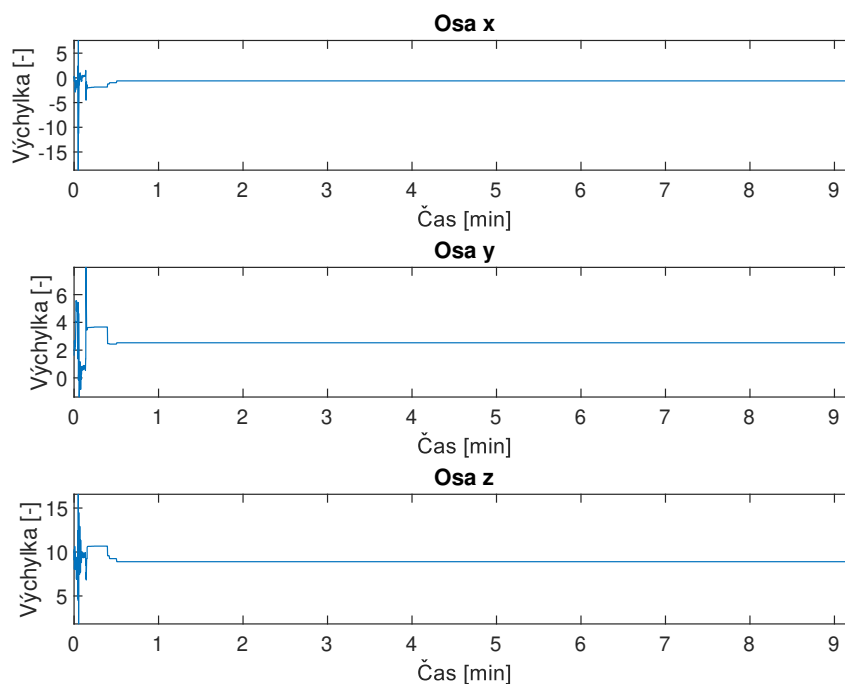
5.2 Obsah databáze

Jak již bylo zmíněno, pro naměření dat byl použit chytrý telefon, přístroje Bit-tium Faros 180, BiosignalsPlux a pulsní oxymetr. U mobilního telefonu bylo natočeno video ve formátu .mp4. Dává informaci o barevné složce, která je důležitá pro určení signálu PPG, konkrétně je důležitá červená složka, která odpovídá změně objemu krve v kapilárách, tím pádem i signálu PPG. Snímá také audio stopu, díky které se nasnímaná data lépe synchronizují s dalšími přístroji. Pomocí příkazu *VideoReader* se v MATLABU načetlo nahrané video, ze kterého bylo potřeba spočítat průměr barevných složek. Příklad nasnímaných složek z videa je zobrazen na obrázku 5.1.



Obr. 5.1: Video záznam

Pomocí telefonu byly také nasnímany data z akcelerometru pomocí aplikace sense-it, která ale, jak se později při zpracování dat ukázalo, nefunguje spuštěna na pozadí viz obr. 5.2 a tudíž s tímto signálem nebylo možné dále pracovat.

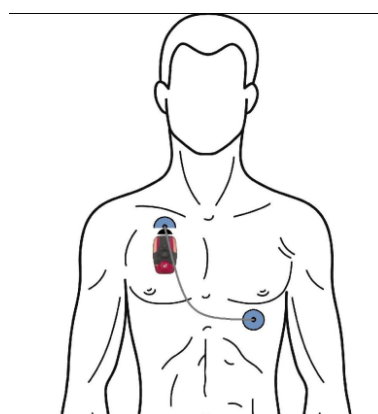


Obr. 5.2: Sense-it záznam

Pomocí přístroje Bittium Faros 180, který byl upevněn na dobrovolníka pomocí 2 elektrod. Ty byly umístěny pod pravou klíční kostí, kde byl umístěn samotný přístroj a na levé části hrudního koše pod srdcem viz. obr. 5.3.(b)



(a) Faros

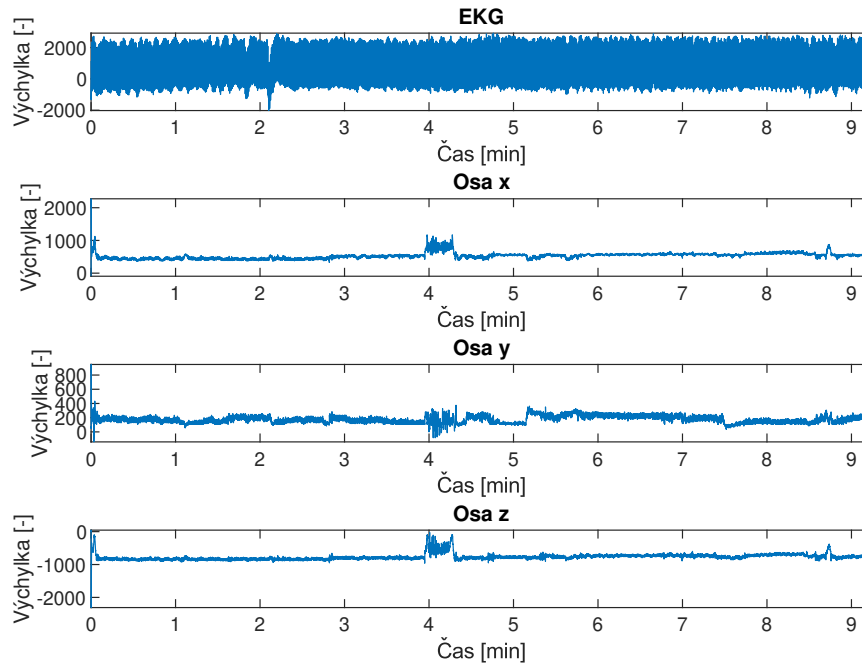


(b) Schéma zapojení

Obr. 5.3: Popis přístroje Faros[18]

Bittium Faros 180 měří 1kanálové EKG a data akcelerometru ve formátu .EDF, uklá-

dají se přímo do paměti přístroje a následně se dají pomocí micro-USB přesunout do počítače pro další zpracování. Díky akcelerometru bylo možné určit místo výskoku a tudíž i čas začátku měření. EKG bude sloužit jako reference k nasnímanému PPG signálu. Příklad signálu z Faros je zobrazen na obrázku 5.4.

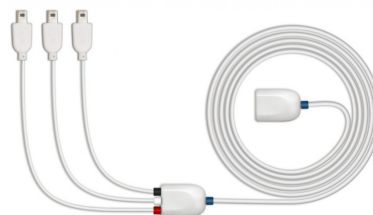


Obr. 5.4: Data z Bittium Faros 180

Další přístroj použitý pro měření byl BiosignalsPlux, jehož součástí je akcelerometr a hrudní pás. Akcelerometr slouží pro synchronizaci podobně jako u Faros, hrudní pás slouží k měření frekvence dýchání, kterou je možné stanovit z naměřeného PPG signálu. Dýchací frekvenci by bylo možné použít jako referenční data při návrhu algoritmu. Data se přenáší z přístroje pomocí aplikace OpenSignals, která je z počítače nebo telefonu spojena přes bluetooth s přístrojem ve formátu .txt. BiosignalsPlux je zobrazen na obrázku 5.5 a hrudní pás na obrázku 5.6.



(a) 8 kanálový hub



(b) akcelerometr

Obr. 5.5: Příklad BiosignalsPlux [19]



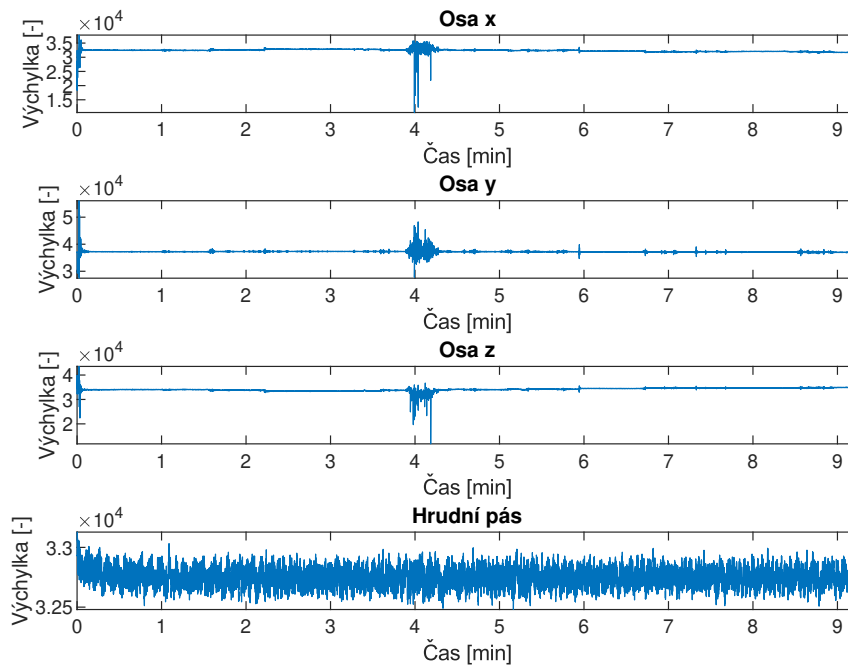
(a)



(b)

Obr. 5.6: Hrudní pás [20]

Akcelerometr i hrudní pás se připojí do hubu, který se připevní například k pasu vyšetřovaného. Akcelerometr se nechá volně v kapse a měří zrychlení při pohybu osoby. Hrudní pás se připevní tak, aby obepínal hrudník co nejtěsněji a snímá pohyb hrudníku při dýchání. Příklad nasnímaných dat z přístroje BiosignalsPlux je znázorněn na obrázku 5.7.

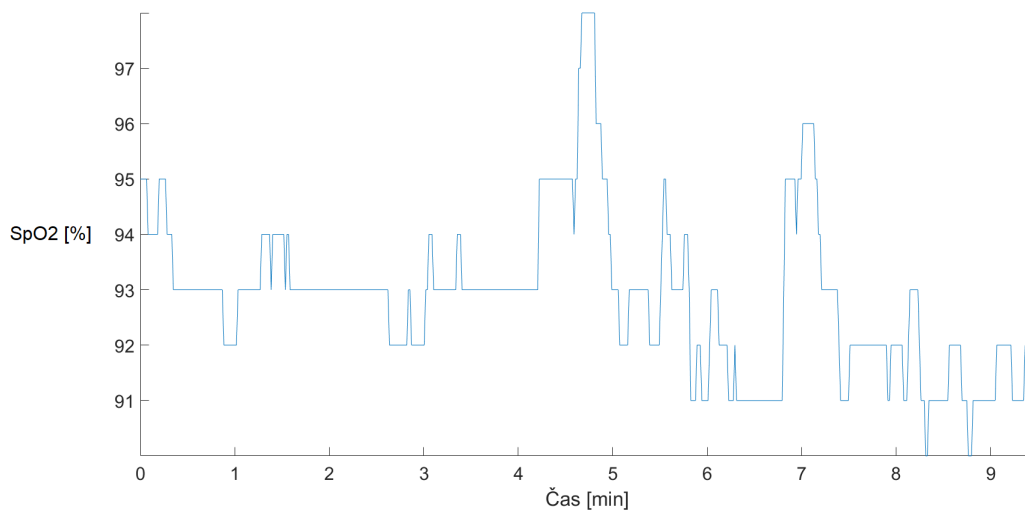


Obr. 5.7: Data z BiosignalsPlux

Poslední přístroj používaný k měření byl pulsní oxymetr znázorněn na obrázku 5.8. Pomocí oxymetru se měřil srdeční tep a hodnota saturace krve kyslíkem. Získaná data se ukládají do paměti přístroje ve formátu .csv, pro další práci s daty je zapotřebí instalace programu Oximeter Data Manager, pomocí kterého se dají data ukládat do počítače a následně s nimi pracovat. Příklad nasnímaných dat je na obrázku 5.9.



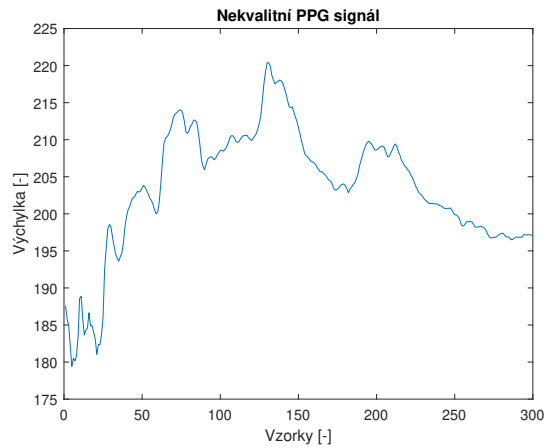
Obr. 5.8: Oxymetr [21]



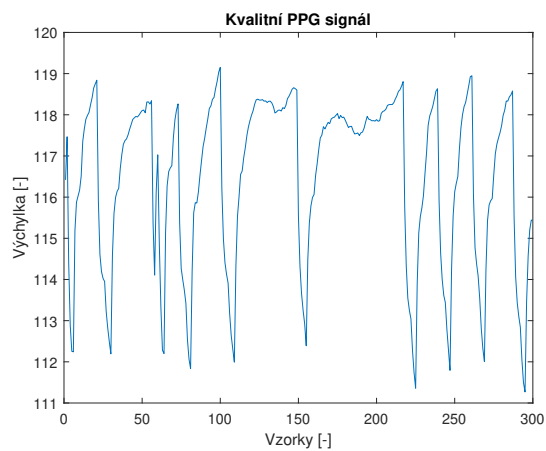
Obr. 5.9: Data z Oxymetru

5.2.1 Finální podoba vlastní databáze

Nasnímaná databáze obsahuje celkem 3894 záznamů PPG signálu o délce 10 sekund, z toho 1962 signálů bylo nasnímáno z ucha a 1932 z prstu. 1878 záznamů bylo snímáno u mužů, 2016 u žen. Z těchto signálů bylo anotátory označeno 940 jako kvalitní signály, u signálů snímaných z ucha se v databázi vyskytuje 203 a snímaných z prstu 737 kvalitních signálů. Jako kvalitní signál byl označen takový, u kterého anotátoři stanovili tepovou frekvenci s chybou menší nebo rovnou 5 tepů za minutu. Srovnání kvalitního a špatného signálu nasnímaného z ucha je zobrazeno na obrázku 5.10.



(a) Nekvalitní PPG signál



(b) Kvalitní PPG signál

Obr. 5.10: Srovnání nasnímaných PPG signálů

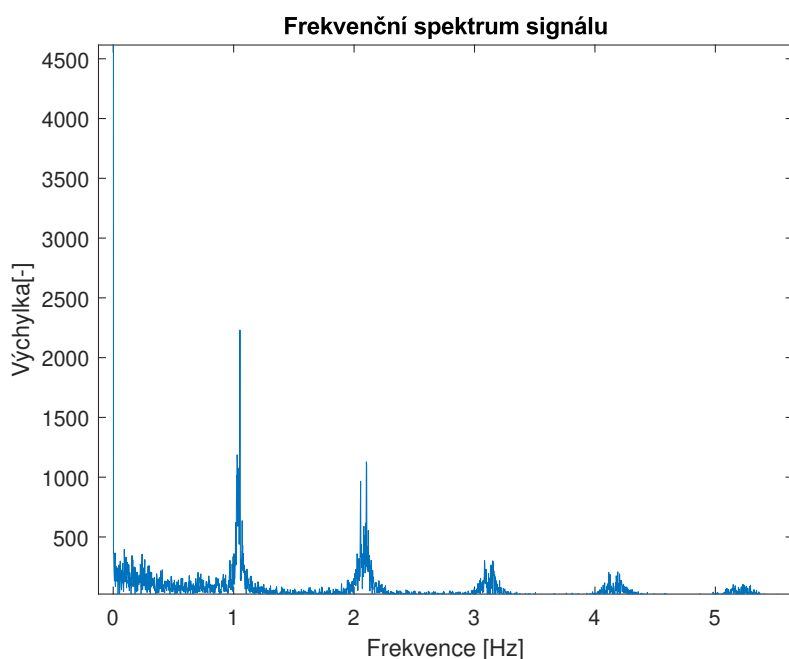
Všechny signály byly nasnímány se vzorkovací frekvencí 30 Hz a obsahují 300 vzorků. Jako referenční hodnota tepové frekvence se bere mediánová tepová frekvence z databáze.

Snímání dat bylo schváleno etickou komisí UBMI Fakulty elektrotechniky a komunikačních technologií Vysokého učení technického v Brně. Informované souhlasy i samotný obsah nasnímané databáze jsou k dispozici na UBMI FEKT VUT.

6 Návrh algoritmu

Pro navržení algoritmu byla použita datábase "BIDMC PPG and Respiration Dataset".[22] Tato databáze obsahuje 53 záznamu o délce 8 minut. Dataset obsahuje záznam signálů PPG i EKG se vzorkovací frekvencí 125 Hz. Dále obsahuje parametry jako srdeční, dýchací frekvenci nebo hodnotu saturace krve kyslíkem se vzorkovací frekvencí 1 Hz. Také jsou zde uloženy informace o pohlaví a věku.[22]

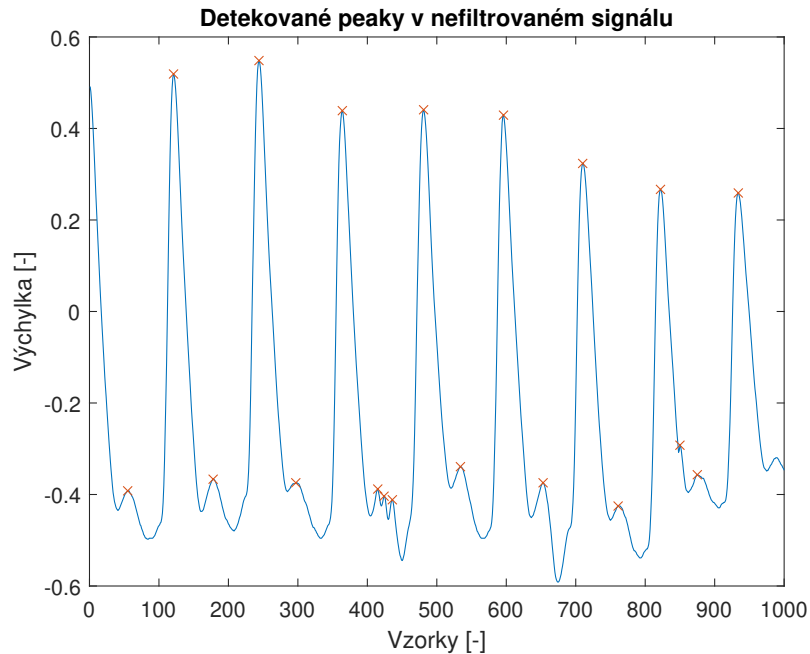
Po načtení dat je nutné spočítat frekvenční spektrum daného signálu pomocí příkazu pro výpočet Fourierovy transformace fft zabudovaného v MATLABU. Z tohoto frekvenčního spektra je třeba stanovit frekvenci, na které se vyskytuje vysokofrekvenční složka signálu. V tomto algoritmu je vysokofrekvenční složka detekována od frekvence 0,5 Hz. Tato frekvence odpovídá nejnižší fyziologické hodnotě tepu za minutu. Stejnosečná složka na nižších frekvencích nehraje v tomto algoritmu roli. Vysokofrekvenční složka se obvykle vyskytuje v okolí 1 Hz. Dále se ve spektru objevují peaky na harmonických frekvencích, které algoritmus neuvažuje. Příklad frekvenčního spektra je zobrazen na obrázku 6.1.



Obr. 6.1: Frekvenční spektrum PPG signálu

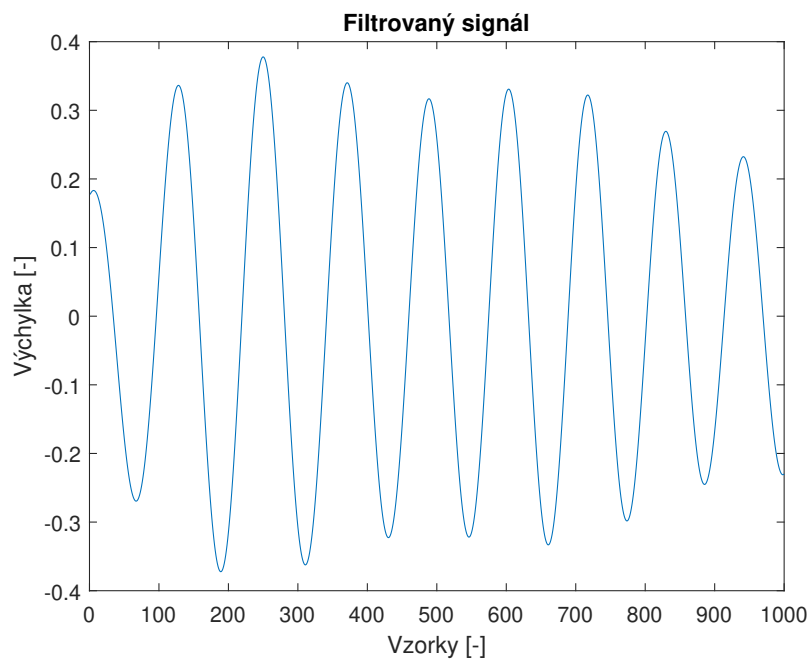
Po získání frekvence vysokofrekvenční složky ze spektra signálu je celý původní signál normalizován. Po normalizaci jsou v celém, neupraveném signálu detekovány všechny peaky pomocí příkazu $findpeaks$ zabudované v MATLABU. Tato funkce dává vektor lokálních maxim (peaky) ze vstupního vektoru. Jako peak detekuje takový vzorek, který je buď větší než jeho sousední vzorky, nebo je roven neko-

nečnu. Peaky jsou ukládány ve stejném pořadí, jako jsou vzorky vstupního vektoru. Následně jsou spočítány rozdíly vzdálenosti takto detekovaných peaků od sebe, ty jsou uloženy do vektoru hodnot. Z vektoru vzdáleností je nalezena nejmenší vzdálenost peaků od sebe, tato hodnota je uložena a algoritmus s ní bude pracovat později. Příklad detekovaných peaků v původním signálu je znázorněn na obrázku 6.2.



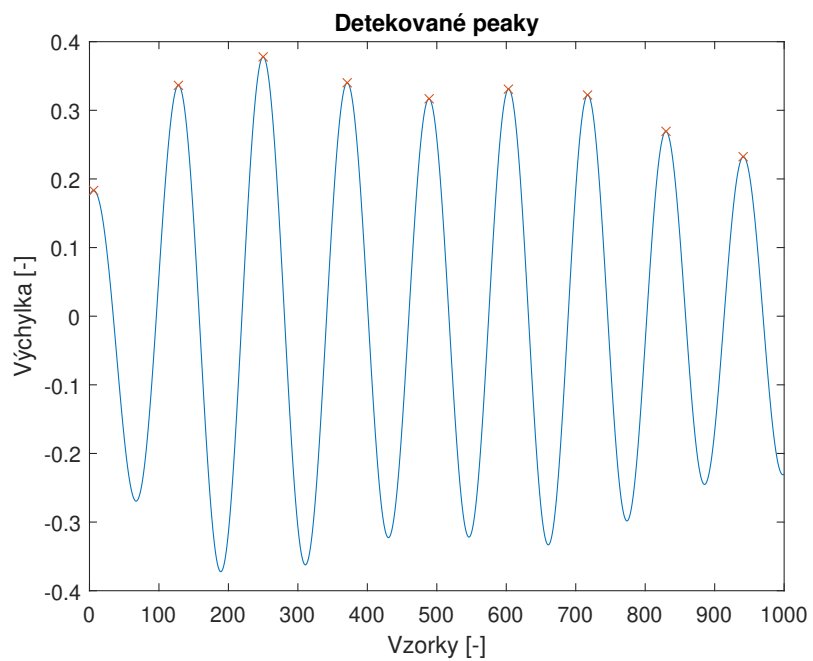
Obr. 6.2: Všechny detekované peaky v nefiltrovaném PPG signálu

V dalším kroku je signál filtrován pásmovou propustí s rozsahem frekvence nalezené vysokofrekvenční složky $\pm 0,2$ Hz. Filtrace je provedena pomocí zabudované MATLAB funkce *bandpass*. *Bandpass* používá filtr minimálního řádu s útlumem 60 dB a kompenzuje zpoždění způsobené tímto filtrem. Pomocí pásmové filtrace se odstraní dikrotický zářez a signál se vyhladí. Příklad filtrovaného signálu je znázorněn na obrázku 6.3.



Obr. 6.3: Filtrovaný PPG signál

Z tohoto filtrovaného signálu se následně detekují peaky funkcí volanou příkazem *findpeaks* s již dříve nalezenou minimální vzdáleností peaků od sebe. Pozice peaků jsou ukládány do vektoru. Z těchto hodnot je stanovena průměrná vzdálenost peak-to-peak a následně je stanovena tepová frekvence podle vzorce 6.1. Příklad detekovaných peaků v signálu je znázorněn na následujícím obrázku 6.4. Samotný algoritmus je k nahlédnutí v příloze práce.



Obr. 6.4: Detekované peaky ve filtrovaném PPG signálu

$$TF = \frac{VzorkovaciFrekvence}{VzdalenostPeaku} * 60 \quad (6.1)$$

7 Hodnocení algoritmu

Celkově byl algoritmus testován na 3 databázích. V případě "BIDMC PPG and Respiration Dataset" a vlastní databáze byla kvalita algoritmu pro detekci systolických peaků vyhodnocena podle tepové frekvence. V případě databáze "CapnoBase IEEE TBME Respiratory Rate Benchmark"[23] bylo využito také hodnocení pozic peaků.

Pro vyhodnocení kvality detekce podle tepové frekvence, se bere jako kvalitně detekovaný takový signál, u kterého byla stanovená tepová frekvence v rozmezí ± 5 tepů za minutu nebo s odchylkou 10 % od referenční hodnoty. Jako rozmezí se bere vyšší z těchto hodnot, podle normy [24].

U databáze "BIDMC PPG and Respiration Dataset" byla stanovena tepová frekvence pro každý vzorek zvlášť podle vzdálenosti peaků od sebe. Stanovená tepová frekvence byla porovnána s referenční hodnotou, pokud byla stanovená hodnota v rozmezí podle normy [24], byl vzorek uložen do vektoru jako kvalitně detekovaný. Následně byla stanovena úspěšnost detekce pro daný signál podle vzorce 7.1. Pro celou databázi pak byla stanovena průměrná úspěšnost a její medián, minimální a maximální odchylka tepů za minutu a průměrná odchylka tepů za minutu podle vzorce 7.2.

$$\text{Úspěšnost} = \frac{TP}{TP + TN} \times 100 \quad (7.1)$$

TP značí vzorky, které byly správně detekované. TN značí vzorky, které byly detekovány špatně.

$$\text{Průměrná odchylka} = \frac{\sum_{i=1}^n |\text{stanovenáTF} - \text{refTF}|}{\text{velikost vzorku}} \quad (7.2)$$

Pro vlastní databázi je použito hodnocení podle tepové frekvence s tím rozdílem, že databáze obsahuje 10sekundové záznamy. Tepová frekvence je stanovena pro celý záznam a následně vyhodnocena podle postupu uvedeného výše.

V případě databáze "CapnoBase IEEE TBME Respiratory Rate Benchmark" je hodnocena tepová frekvence, ale i pozice stanovených peaků. Pozice detekovaných peaků byly uloženy do vektoru. Všechny referenční hodnoty byly porovnány s vektorem detekovaných peaků, pokud byla nalezena pozice peaku v rozmezí $\pm \text{fuz} \times 0,1$ vzorků je zanesena do nového vektoru. Tento vektor udává počet nalezených shod peaků. Pomocí počtu peaků byla vypočítána úspěšnost detekce pro každý signál a následně byla stanovena průměrná hodnota. Byla také stanovena senzitivita, pozitivní prediktivita pro detekci peaků a přesnost (ACC) podle vzorců 7.3[27], 7.4 a 7.5.[16]

$$\text{ACC} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100 \quad (7.3)$$

$$\text{Senzitivita} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (7.4)$$

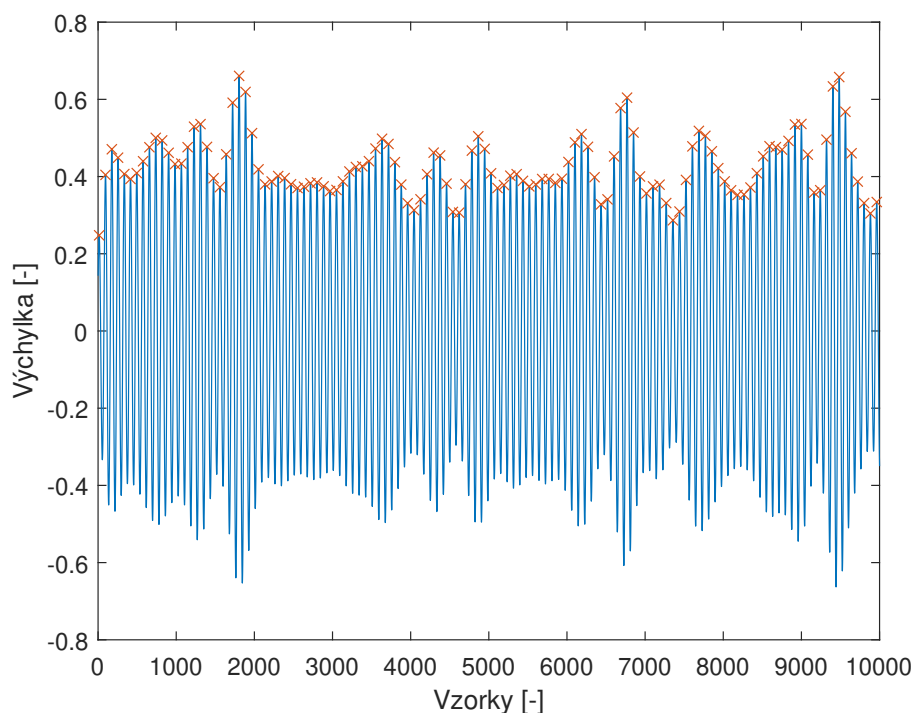
$$Prediktivita = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (7.5)$$

TP značí peaky detekované se správnou pozicí, FN značí peaky, které detekovány nebyly. FP značí peaky, které sice byly detekovány, ale podle reference detekovány být neměly, jsou tedy falešně detekované.

8 Výsledky

8.1 Datábaze BIDMC PPG and Respiration Dataset

Příklad filtrovaného signálu s detekovanými peaky je znázorněn na obrázku 8.1.



Obr. 8.1: Detekované peaky v signálu BIDMC databáze

Úspěšnost algoritmu byla vyhodnocena na základě tepové frekvence, podle již dříve uvedeného postupu. Průměrná úspěšnost byla stanovena s hodnotou 93,24 % a mediánem 99,16 %. Průměrná odchylka tepové frekvence byla na této databázi 2,90 tepů za minutu, medián odchylky vyšel 1,90 tepů za minutu. Minimální rozdíl stanovení tepové frekvence byl 0, naopak maximální 135,70 tepů za minutu viz. tab. 8.1.

Průměrná úspěšnost [%]	93,24	Medián úspěšnosti [%]	99,16
Průměrná odchylka [tepů/min]	2,90	Medián odchylky [tepů/min]	1,90
Minimální odchylka [tepů/min]	0	Maximální odchylka [tepů/min]	135,70

Tab. 8.1: Hodnocení kvality algoritmu na BIDMC databázi

8.2 Databáze CapnoBase

"CapnoBase IEEE TBME Respiratory Rate Benchmark" obsahuje 42 záznamů o délce 8 minut. Pletysmografický záznam byl nasnímán pulzním oxymetrem. Všechny záznamy byly anotovány experty, anotovány byly peaky PPG signálů a také dechové křivky. Algoritmus byl vyhodnocován na základě anotovaných peaků a také na zaznamenané tepové frekvenci stejným způsobem jako v předchozí databázi.

Průměrná úspěšnost tepové frekvence vyšla 96,86 %, hodnota mediánu je 99,71 %. Minimální odchylka stanovené tepové frekvence od referenční byla stanovena na hodnotu 0, maximální odchylka pak na hodnotu 103,42 tepů za minutu. Průměrná odchylka vyšla 2,13 tepů za minutu s mediánem 1,76 tepů za minutu viz. tab. 8.2.

Průměrná úspěšnost [%]	96,86	Medián úspěšnosti [%]	99,71
Průměrná odchylka [tepů/min]	2,13	Medián odchylky [tepů/min]	1,76
Minimální odchylka [tepů/min]	0	Maximální odchylka [tepů/min]	103,42

Tab. 8.2: Hodnocení kvality algoritmu na CapnoBase databázi pro tepovou frekvenci

Databáze obsahuje celkem 27992 peaků, správně bylo detekováno 26096 z nich a 1896 detekováno nebylo. Jako falešně pozitivní peaky vyhodnotil algoritmus 85 peaků, jako falešně negativní 1896 peaků a jako pozitivní 26096 peaků. Podle vzorců uvedených v předchozí kapitole byla stanovena senzitivita algoritmu 93,23 % a pozitivní prediktivita 99,68 %. Peaky byly algoritmem detekovány s průměrnou úspěšností 92,11 % a mediánem 99,69 %. Přesnost algoritmu byla stanovena na hodnotu 92,94 % viz. tab. 8.3.

Přesnost [%]			92,94
Průměrná úspěšnost [%]	92,11	Senzitivita [%]	93,23
Medián úspěšnosti [%]	99,69	Pozitivní prediktivita [%]	99,68

Tab. 8.3: Hodnocení kvality algoritmu na CapnoBase databázi pro detekci peaků

8.3 Vlastní databáze

V průběhu testování algoritmu se ukázalo hledání vysokofrekvenční složky od 0,5 Hz jako nekvalitní, na základě této zkušenosti byla hodnota pro hledání vysokofrekvenční složky změněna na hodnotu 0,95 Hz. S touto adaptací algoritmus vykazoval lepší výsledky.

Vyhodnocení kvality algoritmu proběhlo stejně jako v předchozích případech stanovením tepové frekvence. Tepová frekvence nebyla stanovena pro každý vzorek v signálu, ale pro celý 10sekundový záznam. Jako vzdálenost peak-to-peak byla brána průměrná, tepová frekvence pak byla stanovena podle vzorce uvedeného v předchozí kapitole. Algoritmus byl vyhodnocen na celé databázi, následně podle typu nasnímaného signálu a také byla vyhodnocena kvalita pouze na signálech, které byly anotátory vyhodnoceny jako kvalitní. Pro celou databázi byla stanovena úspěšnost na 37,28 %. Minimální odchylka stanovené tepové frekvence byla stanovena na hodnotu 0,0029, maximální odchylka pak na hodnotu 470 tepů za minutu. Tato hodnota je pro lidské tělo nefyziologická, je tedy jisté, že je získána v důsledku nekvalitního signálu. Průměrná odchylka byla stanovena na hodnotu 18,2 tepů za minutu s mediánem 11,75 tepů za minutu viz. tab. 8.4.

Úspěšnost [%]			37,28
Průměrná odchylka [tepů/min]	18,20	Medián odchylky [tepů/min]	11,75
Minimální odchylka [tepů/min]	0,0029	Maximální odchylka [tepů/min]	470

Tab. 8.4: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi

Při testování algoritmu pouze na kvalitních signálech vyšla úspěšnost 73,40 % s minimální odchylkou 0,01 a maximální odchylkou 105,72 tepů za minutu. Průměrná odchylka vyšla 7,01 tepů za minutu s mediánem 2,81 tepů za minutu viz. tab. 8.5.

Úspěšnost [%]			73,40
Průměrná odchylka [tepů/min]	7,01	Medián odchylky [tepů/min]	2,81
Minimální odchylka [tepů/min]	0,01	Maximální odchylka [tepů/min]	105,72

Tab. 8.5: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů

Úspěšnost algoritmu pro signály snímané pouze z ucha, kterých bylo celkově 1962 byla stanovena na hodnotu 30,53 %. Maximální odchylka od reference byla 470 tepů za minutu a minimální odchylka vyšla 0,0029 tepů za minutu. Průměrná odchylka stanovené tepové frekvence od referenční vyšla 21,56 tepů za minutu s mediánem 13,62 tepů za minutu viz. tab. 8.6.

Úspěšnost [%]			30,53
Průměrná odchylka [tepů/min]	21,56	Medián odchylky [tepů/min]	13,62
Minimální odchylka [tepů/min]	0,0029	Maximální odchylka [tepů/min]	470

Tab. 8.6: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z ucha

Pro kvalitní signály nasnímané z ucha, kterých bylo 203 byla úspěšnost algoritmu 76,35 %. Maximální odchylka byla 61,79 tepů za minutu a minimální odchylka byla stanovena na 0,01 tepů za minutu. Průměrná odchylka byla stanovena na hodnotu 6,73 tepů za minutu s mediánem 2,82 tepů za minutu viz. tab. 8.7.

Úspěšnost [%]			76,35
Průměrná odchylka [tepů/min]	6,73	Medián odchylky [tepů/min]	2,82
Minimální odchylka [tepů/min]	0,01	Maximální odchylka [tepů/min]	61,79

Tab. 8.7: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z ucha

U signálů nasnímaných z prstu, kterých databáze obsahuje celkem 1932 byla stanovena úspěšnost algoritmu 44,15 %. Maximální odchylka byla 146,93 tepů za minutu a minimální odchylka byla stanovena na hodnotu 0,01 tepů za minutu. Průměrná odchylka vyšla 14,79 tepů za minutu, medián 9,43 tepů za minutu viz. tab. 8.8.

Úspěšnost [%]			44,15
Průměrná odchylka [tepů/min]	14,79	Medián odchylky [tepů/min]	9,43
Minimální odchylka [tepů/min]	0,01	Maximální odchylka [tepů/min]	146,93

Tab. 8.8: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi u signálů nasnímaných z prstu

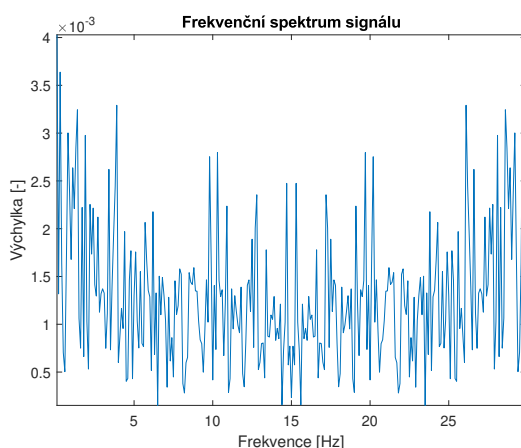
Pro kvalitní signály nasnímané z prstu, kterých bylo 737 vyšla úspěšnost algoritmu 72,59 %. Maximální odchylka vyšla 105,72 tepů za minutu a minimální odchylka byla 0,01 tepů za minutu. Průměrná odchylka byla stanovena na hodnotu 7,09 tepů za minutu s mediánem 2,81 tepů za minutu viz. tab. 8.9.

Úspěšnost [%]			72,59
Průměrná odchylka [tepů/min]	7,09	Medián odchylky [tepů/min]	2,81
Minimální odchylka [tepů/min]	0,01	Maximální odchylka [tepů/min]	105,72

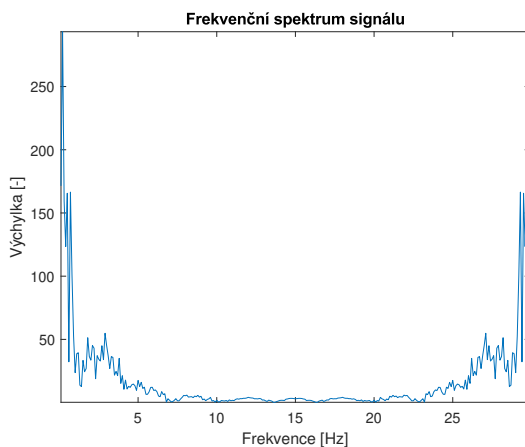
Tab. 8.9: Hodnocení kvality algoritmu na vlastní databázi pouze u kvalitních signálů snímaných z prstu

9 Diskuze

Na vlastní nasnímané databázi se ukázalo, že algoritmus nacházel peaky ve kvalitních signálech peaky poměrně přesně s úspěšností 73,40 %. U nekvalitních signálů byla detekce méně přesná s úspěšností 31,23 %. Celkově nižší úspěšnost algoritmu 37,28 % byla primárně způsobena ne příliš dobrou kvalitou nasnímaných signálů, kvalitních signálů bylo v celé databázi bylo pouze 24,13 %. U nekvalitních signálů bylo po výpočtu frekvenčního spektra signálu vidět, že není jednoduchá detekce vysokofrekvenčního spektra a následných periodických složek. Srovnání frekvenčních spekter u nekvalitních signálů nasnímaných z ucha a z prstu jsou zobrazeny na obrázku 9.1.



(a) Frekvenční spektrum PPG signálu z ucha

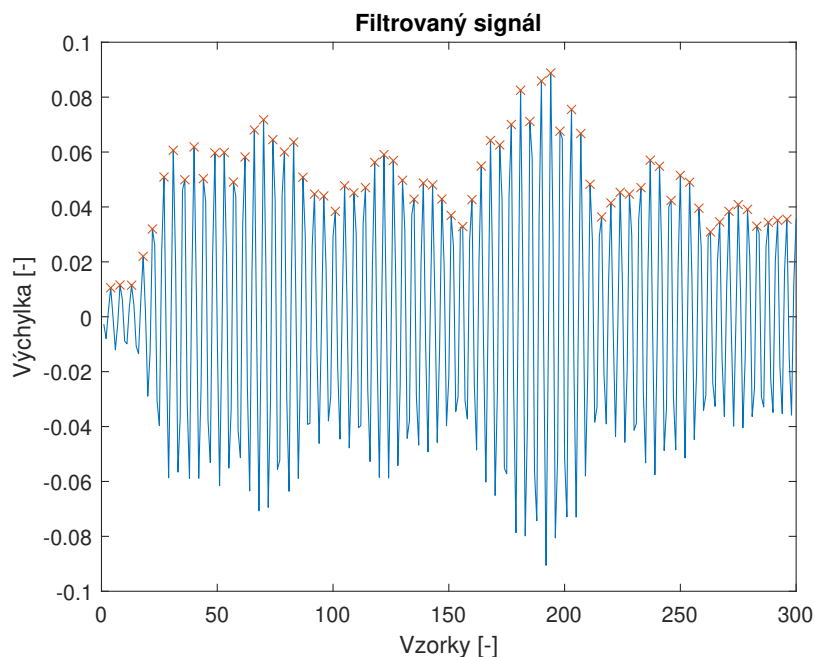


(b) Frekvenční spektrum PPG signálu z prstu

Obr. 9.1: Srovnání frekvenčních spekter signálu

U těchto signálů byla vysokofrekvenční složka signálu stanovena na vyšších frekvencích, než byl předpoklad. Kvůli těmto posunutým parametrům nebyl signál do-

konale filtrován a peaky byly detekovány příliš blízko u sebe, z tohoto důvodu byla algoritmem stanovena příliš vysoká tepová frekvence viz obrázek 9.2.



Obr. 9.2: Příklad nekvalitního filtrovaného signálu

Pro signály z databáze *BIDMC* byla úspěšnost algoritmu vyšší s průměrem 93,24 %. U databáze *CapnoBase* vyhodnotil algoritmus signály také poměrně přesně s průměrem 96,86 %, peaky byly stanoveny s přesností 92,94 %. Největší problém byly zašuměné signály, u kterých nebyla správně detekována vysokofrekvenční složka signálu. Při vyhodnocování pozic peaků byl největší problém nacházení více peaků než bylo referenčních, což mohlo být způsobeno špatnou filtrací signálu.

Obecně se ukázalo, že algoritmus vykazuje nespolehlivost hlavně u signálů s velkým šumem. Jelikož je šum v PPG signálech přítomen ve velké míře, není algoritmus úplně vhodný pro používání například u chytrých hodinek nebo chytrého telefonu. Na druhou stranu u kvalitních signálů je algoritmus poměrně přesný.

Hu et al. [26] ve svém článku hodnotili svůj algoritmus pro detekci peaků na databázi *CapnoBase* ve 33 záznamech. Algoritmus byl vyhodnocen se senzitivitou 99,33 %, pozitivní prediktivitou 99,55 % a přesností (ACC) 98,87 %. Ve srovnání s navrženým algoritmem pozorujeme nižší úspěšnost pro senzitivitu s hodnotou 93,23 %, pozitivní prediktivita vyšla s minimálním rozdílem 99,68 %. Přesnost navrženého algoritmu vyšla s nižší hodnotou 92,94 % viz tabulka 9.1.

	Hu et al. [26]	Vlastní algoritmus
Senzitivita [%]	99,33	93,23
Prediktivita [%]	99,55	99,68
Přesnost [%]	98,87	92,94

Tab. 9.1: Srovnání výsledků Hu et al. [26] a vlastního algoritmu pro detekci peaků

U srovnání kvality tepové frekvence navržený algoritmus dosáhl průměrné odchylky 2,90 tepů za minutu pro databázi "BIDMC", u databáze "CapnoBase" byla průměrná odchylka 2,13 tepů za minutu. U vlastní nasnímané databáze byla průměrná odchylka pro všechny signály 18,20 tepů za minutu. U pouze kvalitních signálů průměrná odchylka vyšla 7,01 tepů za minutu.

Reiss et al.[28] testovali svůj algoritmus na velkých datasetech, které zahrnovaly různé aktivity, u kterých docházelo k vytvoření šumu. Průměrná odchylka tepové frekvence při sezení byla stanovena na 4,93 tepů za minutu, při chůzi vycházela 9,21 tepů za minutu. Při chůzi do schodů byla průměrná odchylka 16,98 tepů za minutu.

Mehrgardt et al.[29] stanovili průměrnou odchylku svého algoritmu ve stoji na hodnotu 0,47 tepů za minutu, při chůzi byla průměrná odchylka 0,79 tepů za minutu a při běhu vyšla průměrná odchylka 0,89 tepů za minutu.

Obě práce se typově podobají vlastní nasnímané databázi, protože stanovují tepovou frekvenci při různých aktivitách. V porovnání s výsledky z článku Mehrgardt et al. můžeme posoudit, že navržený algoritmus není příliš přesný, průměrná odchylka je i u kvalitních signálů pro vlastní nasnímanou databázi poměrně velká. Mírnou podobnost můžeme pozorovat ve srovnání s hodnotami z článku Reiss et al, kdy se průměrná odchylka příliš neliší. Tato skutečnost je ovšem způsobena tím, že algoritmus navržený v článku Reiss et al je algoritmus, který je navržen pro velké datasety, může se tedy setkávat s různými signály a následně se stále učit a zlepšovat tak svou přesnost.

Závěr

Bakalářská práce byla zaměřena na detekci systolických peaků v signálu PPG. V teoretické části je zahrnuta rešerše zaměřená na anatomii a fyziologii srdce, popis EKG i PPG signálů a jejich využití. Dále jsou v práci obsaženy vybrané metody pro detekci systolických peaků v signálu PPG.

V praktické části byla pomocí chytrého telefonu nasnímana vlastní databáze PPG signálů, která obsahuje 3894 záznamů o délce 10 sekund a vzorkovací frekvenci 30 Hz. Nasnímaná databáze je také k dispozici na UBMI FEKT VUT.

Pro navržení algoritmu na robustní detekci systolických peaků byla použita databáze "BIDMC PPG and Respiration Data-set". Pro následné testování byla použita databáze "CapnoBase IEEE TBME Respiratory Rate Benchmark", ve které jsou anotovány také pozice peaků, dále byl algoritmus otestován na vlastní databázi. Dosažené výsledky byly dále diskutovány.

Po vyhodnocení algoritmu bylo zjištěno, že algoritmus funguje na kvalitních signálech poměrně přesně s průměrnou odchylkou pro databázi "BIDMC" 2,90 tepů za minutu, a pro databázi "CapnoBase" 2,13 tepů za minutu. Při vyhodnocení kvality algoritmu pro detekci peaků byla stanovena přesnost algoritmu 92,94 %. Při testování na vlastním algoritmu se ukázalo, že algoritmus není příliš spolehlivý u nekvalitních signálů, kdy vykazoval průměrnou odchylku 18,20 tepů za minutu. U kvalitních signálů byla průměrná odchylka menší, s hodnotou 7,01 tepů za minutu. Po srovnání výsledků v diskuzi je patrné, že algoritmus nestanovuje tepovou frekvenci přesně u zašuměných signálů. Vyhodnocení vlastní databáze ukázalo, že signál získaný pomocí chytrého telefonu není příliš kvalitní. Z tohoto důvodu není navržený algoritmus ideální pro použití na signálech podobného typu, jelikož jsou z velké míry zaneseny šumem.

Literatura

- [1] Britannica, The Editors of Encyclopaedia: "heart". *Encyclopedia Britannica*, 4 Jun. 2021 [online]. Dostupné z URL: <<https://www.britannica.com/science/heart>>
- [2] HOLIBKOVÁ, Alžběta a Stanislav LAICHMAN. Přehled anatomie člověka: učebnice pro studenty zdravotnických oborů. 5. vyd. Olomouc: Univerzita Palackého v Olomouci, 2010. Sestra (Grada). ISBN 978-80-244-2615-0.
- [3] ROKYTA, Richard. Fyziologie. Třetí, přepracované vydání (první vydání v nakladatelství Galén). Praha: Galén, [2016]. ISBN 978-80-7492-238-1.
- [4] MOUREK, Jindřich. Fyziologie: učebnice pro studenty zdravotnických oborů. 2., dopl. vyd. Praha: Grada, 2012. Sestra (Grada). ISBN 978-80-247-3918-2.
- [5] RAJMIC, P.; SYSEL, P. Wavelet Spectrum Thresholding Rules. In *Proceedings of the International Conference Research in Telecommunication Technology*, Žilina: Žilina University, 2002. s. 60–63. ISBN 80-7100-991-1.
- [6] MONEDERO, Iñigo. A novel ECG diagnostic system for the detection of 13 different diseases. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2022, 107, 12. ISSN 09521976. Dostupné z: doi:10.1016/j.engappai.2021.104536
- [7] ZHANG, Yifan, Shuang SONG, Rik VULLINGS, Dwaipayan BISWAS, Neide SIMÕES-CAPELA, Nick VAN HELLEPUTTE, Chris VAN HOOFF a Wille-mijn GROENENDAAL. Motion Artifact Reduction for Wrist-Worn Photoplethysmograph Sensors Based on Different Wavelengths. *Sensors*. 2019, 19(3), 18. ISSN 1424-8220. Dostupné z: doi:10.3390/s19030673
- [8] ORPHANIDOU, Christina. Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring: State of the Art and Practical Considerations. Imprint: Springer, 2018. SpringerBriefs in Bioengineering. ISBN 978-3-319-68414-7.
- [9] TAMURA, Toshiyo, Yuka MAEDA, Masaki SEKINE a Masaki YOSHIDA. Wearable Photoplethysmographic Sensors—Past and Present. *Electronics*. 2014, 3(2), 282-302. ISSN 2079-9292. Dostupné z: doi:10.3390/electronics3020282
- [10] SIDDIQUI, Sarah Ali, Yuan ZHANG, Zhiquan FENG a Anton KOS. A Pulse Rate Estimation Algorithm Using PPG and Smartphone Camera. *Journal of Medical Systems*. 2016, 40(5), 6. ISSN 0148-5598. Dostupné z: doi:10.1007/s10916-016-0485-6

- [11] JONG, Gwo-Jia, ARIPRIHARTA a Gwo-Jiun HORNG. The PPG Physiological Signal for Heart Rate Variability Analysis. *Wireless Personal Communications*. 2017, 97(4), 5229-5276. ISSN 0929-6212. Dostupné z: doi:10.1007/s11277-017-4777-z
- [12] DAI, Ruixuan, Chenyang LU, Michael AVIDAN a Thomas KANNAMPALLIL. RespWatch. *Proceedings of the International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation*. New York, NY, USA: ACM, 2021, 2021-05-18, 208-220. ISBN 9781450383547. Dostupné z: doi:10.1145/3450268.3453531
- [13] DA POIAN, Giulia, Nunzio A LETIZIA, Roberto RINALDO a Gari D CLIFFORD. A low-complexity photoplethysmographic systolic peak detector for compressed sensed data. *Physiological Measurement*. 2019, 40(6), 16. ISSN 1361-6579. Dostupné z: doi:10.1088/1361-6579/ab254b
- [14] Billauer E. Peakdet: Peak detection using MATLAB [online]. [cit. 2022-01-02]. Dostupné z: <http://www.billauer.co.il/peakdet.html>
- [15] 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*. 2013, 8(10), 11. ISSN 1932-6203. Dostupné z: doi:10.1371/journal.pone.0076585
- [16] CHAKRABORTY, Abhishek, Deboleena SADHUKHAN a Madhuchhanda MITRA. A Robust PPG Onset and Systolic Peak Detection Algorithm Based On Hilbert Transform. *2020 IEEE Calcutta Conference (CALCON)*. IEEE, 2020, 2020, 2020, 176-180. ISBN 978-1-7281-4283-8. Dostupné z: doi:10.1109/CALCON49167.2020.9106571
- [17] DAI, Ruixuan, Chenyang LU, Michael AVIDAN a Thomas KANNAMPALLIL. RespWatch. *Proceedings of the International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation*. New York, NY, USA: ACM, 2021, 2021-05-18, 2021, 208-220. ISBN 9781450383547. Dostupné z: doi:10.1145/3450268.3453531
- [18] Mega. Infos Mega Faros [online]. Ottenhofen: BioSign, 2017 [cit. 2021-12-27]. Dostupné z: https://www.biosign.de/download_HRVScanner/Infos
- [19] BiosignalsPlux. Researcher kit [online]. [cit. 2021-12-29]. Dostupné z: <https://www.mixxer-medical.cz/Pulsni-oxymetr-Zapestni-d223.htm>
- [20] BiosignalsPlux. Respiration [online]. [cit. 2021-12-28]. Dostupné z: <https://plux.info/sensors/316-respiration-pzt.html>

- [21] Mixxer Medical. Lékařské přístroje a zdravotnické přístroje [online]. [cit. 2021-12-29]. Dostupné z: <https://www.mixxer-medical.cz/Pulsni-oxymetr-Zapestnik-d223.htm>
- [22] 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. 2022-01-06]. ISSN 0018-9294. Dostupné z: doi:10.1109/TBME.2016.2613124
- [23] Karlen, Walter, 2021, "CapnoBase IEEE TBME Respiratory Rate Benchmark", <https://doi.org/10.5683/SP2/NLB8IT>, Scholars Portal Dataverse, V1
- [24] ČSN EN 60601-2-27. Zdravotnické elektrické přístroje část – 2-27: Zvláštní požadavky na základní bezpečnost a nezbytnou funkčnost elektrokardiografických monitorovacích přístrojů., Ed.3. Praha: Úřad pro technickou normalizaci, metrologii a státní zkušebnictví, 2015.
- [25] SCHOLKMANN, Felix, Jens BOSS a Martin WOLF. An Efficient Algorithm for Automatic Peak Detection in Noisy Periodic and Quasi-Periodic Signals. *Algorithms*. 2012, 5(4), 588-603. ISSN 1999-4893. Dostupné z: doi:10.3390/a5040588
- [26] HU, Qihan, Xintao DENG, Xin LIU, Aiguo WANG, Cuiwei YANG a Chenxi HUANG. A Robust Beat-to-Beat Artifact Detection Algorithm for Pulse Wave. *Mathematical Problems in Engineering*. 2020, 2020, 1-8. ISSN 1563-5147. Dostupné z: doi:10.1155/2020/5691805
- [27] ARGÜELLO PRADA, Erick Javier, Carlos Alberto BRAVO GALLEGO a Javier Ferney CASTILLO GARCÍA. On the development of an efficient, low-complexity and highly reproducible method for systolic peak detection. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2021, 68. ISSN 17468094. Dostupné z: doi:10.1016/j.bspc.2021.102606
- [28] REISS, Attila, Ina INDLEKOFER, Philip SCHMIDT a Kristof VAN LAERHOVEN. Deep PPG: Large-Scale Heart Rate Estimation with Convolutional Neural Networks. *Sensors*. 2019, 19(14), 1-27. ISSN 1424-8220. Dostupné z: doi:10.3390/s19143079
- [29] MEHRGARDT, Philip, Matloob KHUSHI, Simon POON a Anusha WITTHANA. Deep Learning Fused Wearable Pressure and PPG Data for Accurate Heart Rate Monitoring. *IEEE Sensors Journal*. 2021, 21(23), 27106-27115. ISSN 1530-437X. Dostupné z: doi:10.1109/JSEN.2021.3123243

Seznam symbolů a zkratek

ACC	Accuracy - přesnost
AP	Akční potenciál
AV	Atrioventrikulární
ECG	Elektrocardiogram
EKG	Elektrokardiogram
FDPPG	První derivace PPG signálu
FEKT	Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií
FFT	Fast Fourier transform - rychlá Fourierova transformace
LED	Light emitting diod
PPG	Fotopletysmogram
RGB	Red, green, blue
SA	Sinoatriální
SDPPG	Druhá derivace PPG signálu
UBMI	Ústav biomedicínského inženýrství
USB	Univerzální sériová sběrnice
VUT	Vysoké učení technické v Brně