



# 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

# STANOVENÍ KVALITY A ODHAD TEPOVÉ FREKVENCE ZE SIGNÁLU PPG NASNÍMANÉHO CHYTRÝM TELEFONEM Z UCHA

ESTIMATION OF QUALITY AND HEART RATE FROM PPG SIGNALS RECORDED FROM EAR USING SMARTPHONE

## BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

## AUTOR PRÁCE

AUTHOR

David Ježek

## VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Andrea Němcová, Ph.D.

BRNO 2022

# Bakalářská práce

bakalářský studijní program **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

**Student:** David Ježek

**ID:** 217274

**Ročník:** 3

**Akademický rok:** 2021/22

**NÁZEV TÉMATU:**

## **Stanovení kvality a odhad tepové frekvence ze signálu PPG nasnímaného chytrým telefonem z ucha**

**POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:**

1) Provedte literární rešerši v oblasti snímání, stanovení kvality a odhadu tepové frekvence z PPG signálu. 2) Pomocí chytrého telefonu nasnímejte sadu signálů PPG z ucha za různých podmínek. Jako referenci nasnímejte signál EKG. 3) Vytvořte algoritmus pro hodnocení kvality PPG signálů. Porovnejte přesnost vašeho algoritmu s referencí. 4) Vytvořte algoritmus pro stanovení tepové frekvence z PPG. 5) Vyhodnoťte přesnost stanovení tepové frekvence z PPG vůči záznamu EKG. 6) Diskutujte proveditelnost, výhody a nevýhody měření PPG z ucha a vliv podmínek snímání na kvalitu signálů. Porovnejte váš algoritmus pro stanovení tepové frekvence s ostatními autory. Diskutujte použitelnost obou algoritmů.

**DOPORUČENÁ LITERATURA:**

[1] ORPHANIDOU, Christina. Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring. New York: Springer, 2018. ISBN 978-3-319-68415-4.

[2] SIDDIQUI, Sarah Ali, Yuan ZHANG, Zhiquan FENG a Anton KOS. A Pulse Rate Estimation Algorithm Using PPG and Smartphone Camera. Journal of Medical Systems [online]. 2016, 40(5). DOI: 10.1007/s10916-016-0485-6. ISSN 0148-5598.

**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 práce se zabývá zpracováním a snímáním fotopletysmografických signálů (PPG), stanovením kvality PPG, odhadem tepové frekvence a možností snímat biosignály pomocí chytrého telefonu. Cílem práce je nasnímat signály PPG z ucha pomocí chytrého telefonu. Poté navrhnout algoritmus pro hodnocení kvality PPG signálů a algoritmus pro určení tepové frekvence.

## **KLÍČOVÁ SLOVA**

PPG, fotopletysmogram, EKG, chytrý telefon, tepová frekvence, kvalita PPG. snímání PPG.

## **ABSTRACT**

This work deals with processing and recording photoplethysmographic signals (PPG), PPG quality assessment, estimation of heart rate and the ability to record biosignals using smartphone. The aim of this work is to capture PPG signals from the ear using a smartphone. Then design an algorithm for PPG quality assessment and an algorithm for heart rate estimation.

## **KEYWORDS**

PPG, photoplethysmogram, ECG, smartphone, heart rate, PPG quality, PPG recording.

JEŽEK, David. *Stanovení kvality a odhad tepové frekvence ze signálu PPG nasnímaného chytrým telefonem z ucha*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2022, 44 s. Bakalářská práce. Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová

## Prohlášení autora o původnosti díla

**Jméno a příjmení autora:** David Ježek  
**VUT ID autora:** 217274  
**Typ práce:** Bakalářská práce  
**Akademický rok:** 2021/2022  
**Téma závěrečné práce:** Stanovení kvality a odhad tepové frekvence ze signálu PPG nasnímaného chytrým telefonem z ucha

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 bych chtěl poděkovat všem anotátorům.

# Obsah

Úvod	1
<b>1 Kardiovaskulární systém</b>	<b>2</b>
1.1 Srdce	2
1.2 Srdeční automatice	3
1.3 Srdeční revoluce	4
1.4 Krevní oběh	4
1.5 Tep	4
<b>2 EKG</b>	<b>5</b>
2.1 EKG křivka	5
2.2 Svody EKG	6
2.3 Aditivní rušivé signály	6
2.4 Filtrace rušivých signálů	7
2.5 Poruchy rytmu	7
<b>3 PPG</b>	<b>8</b>
3.1 Fyzikální princip měření PPG	8
3.2 Snímání PPG	9
3.3 PPG křivka	10
3.4 Spektrum PPG signálu	11
<b>4 Hodnocení kvality PPG</b>	<b>12</b>
4.1 Rozdělení PPG do skupin podle kvality	12
4.2 Způsoby hodnocení kvality PPG signálů	13
4.2.1 Výpočet matematických indexů	13
4.2.2 Fyziologické parametry	14
4.2.3 Hodnocení kvality pomocí strojového učení v reálném čase	15
4.3 Hodnocení úspěšnosti metod	16
<b>5 Stanovení tepové frekvence z PPG signálu</b>	<b>17</b>
5.1 Stacionární vlnkové transformace	17
5.2 Stanovení ze dvou heterogenních signálů	18
5.3 Stanovení z červeného kanálu PPG	19
<b>6 Snímání dat</b>	<b>21</b>
6.1 Protokol měření	21
6.2 Snímání PPG	22

6.3	Snímání pomocí aplikace Sense-it . . . . .	23
6.4	Snímání EKG . . . . .	23
6.5	Snímání pomocí biosignalsplux ergoResearcher . . . . .	24
6.6	Snímání saturace krve kyslíkem . . . . .	25
6.7	Měření krevního tlaku a hladiny glykémie . . . . .	26
6.8	Synchronizace a uložení dat . . . . .	26
6.9	Anotace dat . . . . .	27
<b>7</b>	<b>Algoritmus pro stanovení tepové frekvence</b>	<b>28</b>
7.1	Realizace algoritmu . . . . .	28
<b>8</b>	<b>Algoritmus pro hodnocení kvality PPG</b>	<b>30</b>
8.1	Realizace algoritmu . . . . .	31
<b>9</b>	<b>Vyhodnocení výsledků</b>	<b>34</b>
9.1	Stanovení tepové frekvence . . . . .	34
9.2	Hodnocení kvality . . . . .	35
9.3	Diskuze . . . . .	36
<b>10</b>	<b>Závěr</b>	<b>40</b>
	<b>Literatura</b>	<b>41</b>
	<b>Seznam symbolů a zkratk</b>	<b>44</b>



# Seznam obrázků

1.1	Stavba srdce. [4]	2
1.2	Depolarizace a repolarizace. [3]	3
2.1	EKG křivka. [3]	5
2.2	Svody EKG. [6]	6
3.1	Absorbce světla formující PPG signál. [7]	9
3.2	Blokové schéma pulzního oxymetru. [11]	10
3.3	Ukázka snímání PPG z prstu. [12]	10
3.4	PPG křivka. [7]	11
3.5	PPG spektrum. [7]	11
4.1	Rozdělení kvality PPG signálů. [13]	12
4.2	Schéma hodnocení kvality PPG. [7]	13
4.3	CNN pro hodnocení kvality PPG. [14]	15
5.1	Vlnková transformace a frekvenční pásma. [15]	18
5.2	Postup zachycení pohybu prstu. [12]	19
5.3	Extrahované PPG ze všech tří kanálů. [17]	20
6.1	Zapojení všech přístrojů pro měření.	21
6.2	Ukázka PPG z červeného kanálu a zvukové stopy pro synchronizaci.	23
6.3	Snímání pomocí aplikace Sense-it.	24
6.4	Nasnímané EKG a zrychlení z Farosu.	24
6.5	Záznam z biosignalsplux.	25
6.6	Saturace krve kyslíkem z pulzního oxymetru.	26
7.1	Blokové schéma algoritmu pro stanovení tepové frekvence.	28
7.2	Aplikace SWT na signálu dobré kvality.	29
7.3	Aplikace SWT na signálu špatné kvality.	29
8.1	Blokové schéma algoritmu hodnocení kvality.	30
8.2	Šablona PPG pro signál dobré kvality.	32
8.3	Šablona PPG pro signál špatné kvality.	32
8.4	Surový a filtrovaný signál PPG dobré kvality.	33
8.5	Surový a filtrovaný signál PPG špatné kvality.	33
9.1	Výsledky algoritmu hodnocení kvality na databázi BUT PPG.	35
9.2	Výsledky algoritmu hodnocení kvality na vlastní naměřené databázi.	36
9.3	Chybná detekce peaků.	37
9.4	Krabicové grafy indexu perfuze databáze BUT PPG.	38
9.5	Krabicové grafy indexu perfuze vlastní nasnímané databáze.	38

# Seznam tabulek

6.1	Aktivity během měření. . . . .	22
9.1	Výsledky algoritmu na databázi BUT PPG. . . . .	34
9.2	Výsledky algoritmu na vlastní databázi. . . . .	35
9.3	Srovnání algoritmu s ostatními autory. . . . .	39
9.4	Vliv artefaktů na kvalitu signálu. . . . .	39

# Úvod

Fotopletysmogram (PPG) je biologický signál, který se standardně snímá pomocí pulsního oxymetru. Slouží především k určení saturace krve kyslíkem, ale dá se z něj určit i tepová frekvence. Tepová frekvence je důležitý parametr, který lze pozorovat na všech patientských monitorech pro sledování životních funkcí. Pomocí něj můžeme určit pravidelnost činnosti srdce, popřípadě další kardiovaskulární onemocnění.

Cílem práce je nasnímat PPG signály pomocí chytrého telefonu z ucha, určit u nich kvalitu a stanovit tepovou frekvenci. PPG signál lze získat z videozáznamu, kdy telefon přiložíme k uchu přední kamerou obdobným způsobem jako při telefonování. Stanovením kvality signálu a určením tepové frekvence ověříme, jestli je vůbec možné snímat PPG signál z ucha pomocí chytrého telefonu v dostatečné kvalitě a s jakou přesností lze stanovovat tepovou frekvenci.

Teoretická část práce zahrnuje nejdříve anatomii a fyziologii srdce. V další kapitole je popsán signál EKG, možnosti snímání a základy filtrace EKG. Dále pak detailní popis fotopletysmografie, PPG křivky a možnosti snímání PPG včetně použití chytrého telefonu. Teoretická část je zakončena rozebráním některých algoritmů pro stanovení kvality PPG a stanovení tepové frekvence z PPG.

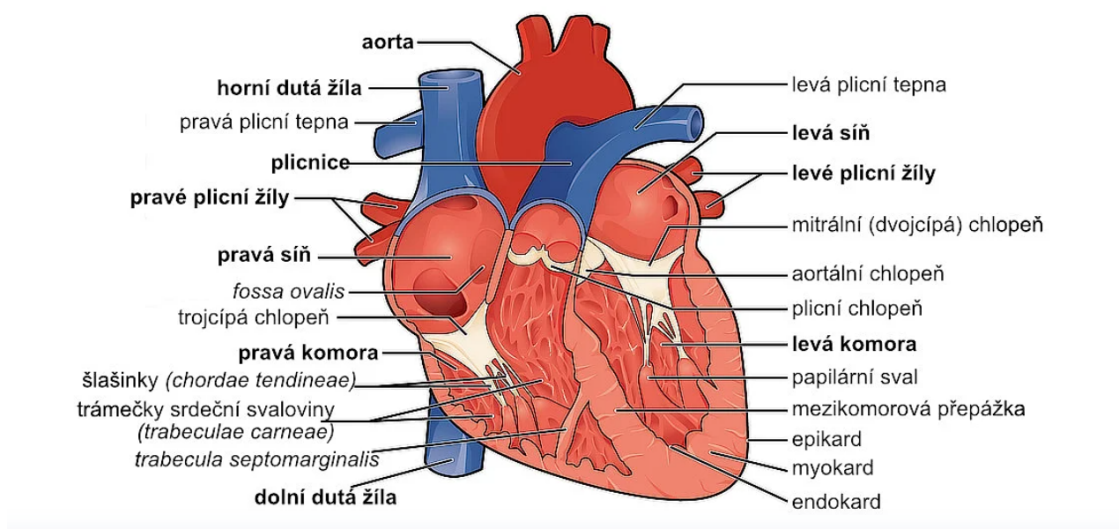
V praktické části je nejdříve popsáno měření signálu PPG. Pro větší komplexnost naměřených dat a vzniklé databáze byly měřeny i další signály a hodnoty jako jsou EKG, které slouží jako reference, zrychlení pomocí akcelerometru, saturace krve kyslíkem, krevní tlak a glykémie. Další část zahrnuje návrh algoritmu pro stanovení tepové frekvence a kvality PPG. Kvalita PPG je velice důležitý parametr pro pozdější analýzu PPG jako například stanovení tepové frekvence. Stanovení tepové frekvence z nekvalitního PPG signálu by mohlo vést ke zkresleným výsledkům. Po popsání obou algoritmů následuje zhodnocení výsledků a použitých metod, srovnání výsledků s referencí a v neposlední řadě diskuze a závěr.

# 1 Kardiovaskulární systém

Kardiovaskulární systém se skládá ze dvou částí, a to ze srdce a cirkulačního systému. Srdce je ústřední orgán, slouží jako pumpa a svými pravidelnými stahy zajišťuje oběh krve tělem a tím i distribuci dýchacích plynů, živin a zplodin metabolismu. Cirkulační systém tvoří tepny, žíly, vlasečnice a mízní cévy, kterými protéká krev, v případě mízních cév míza. [1] [2]

## 1.1 Srdce

Srdce je dutý orgán uložený v mezihrudí. Má tvar trojboké pyramidy, jejíž základna směřuje doprava, dozadu a nahoru. Činnost srdce je řízena prostřednictvím vegetativního nervového systému (sympatikus a parasympatikus). Srdce je rozděleno přepážkami na pravou a levou polovinu. Každá polovina je tvořena síní a komorou. Síně a komory jsou od sebe odděleny pomocí chlopní (v pravé polovině trojcípá a v levé polovině dvojcípá chlopeň). Funkce chlopní je zajistit jednostranný tok krve. Do pravé síně ústí horní a dolní dutá žíla, ty přivádějí odkysličenou krev z horní a dolní poloviny těla. Z pravé komory vystupuje plicní kmen, odkud jde krev do plic. Do levé síně vstupují čtyři plicní žíly, které přivádějí okysličenou krev z plic. Z levé komory vystupuje aorta a ta rozvádí okysličenou krev do celého těla. Anatomie srdce je zobrazena na Obr. 1.1. [2] [3]

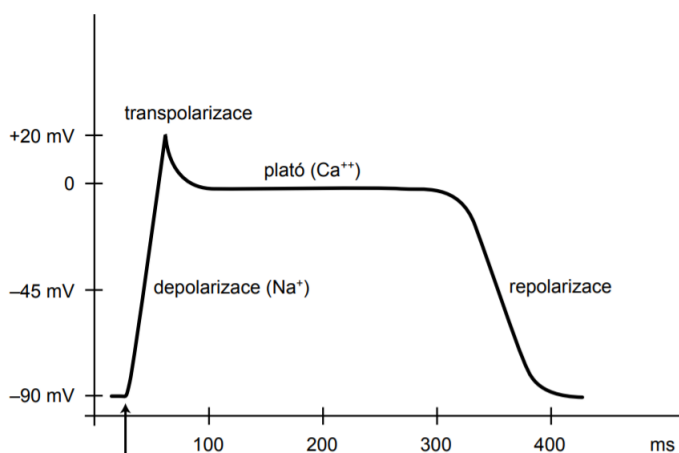


Obr. 1.1: Stavba srdce. [4]

## 1.2 Srdeční automacie

Vzruchová aktivita, která vede k pravidelnému střídání systoly (kontrakce srdečního svalu) a diastoly (ochabení srdečního svalu), je tvořena pomocí převodního systému srdečního. V pravé stěně je sinoatriální uzlík, kde vzniká spontánní elektrická aktivita. Frekvence této elektrické aktivity udává srdeční rytmus. Vzruch je dále veden po svalovině síní do atrioventrikulárního uzlíku. Odtud se přenáší na Hisův svazek, který elektricky spojuje síně a komory. V mezikomorové přepážce se Hisův svazek dělí na dvě Tawarova raménka. Tato raménka se větví na Purkyňova vlákna, která směřují do stěn komor.

Elektrická aktivita srdce se projevuje depolarizací a repolarizací. Oba děje jsou znázorněny na Obr. 1.2. Při depolarizaci se mění propustnost iontů sodíku a draslíku. Ionty sodíku začnou vstupovat do buňky po koncentračním spádu. Tento děj způsobí změnu klidového napětí z  $-90$  mV na  $0$  až  $+20$  mV. Pro srdeční buňku pak nastává fáze plató, kdy přetrvává depolarizace  $200$  až  $300$  ms a nemůže při ní dojít k další depolarizaci. Během fáze plató vstupuje do buněk vápník a udržuje kladný náboj uvnitř buňky. Poté následuje repolarizace a ionty se vrací do původního stavu vlivem sodíko-draslíkové pumpy, která čerpá sodík z buňky do extracelulárního prostředí [1] [3]



Obr. 1.2: Depolarizace a repolarizace. [3]

## 1.3 Srdeční revoluce

Srdeční revoluce zahrnuje objemové změny, které lze rozdělit do čtyř fází. První fáze je izovolumická napínací fáze. Začíná uzavřením cípatých chlopní při systole komor. Následně dojde k uzavření komor, kde je objem asi 130 ml krve. Tlak v komorách se zvyšuje a nastává ejekční fáze. Během ní je vypuzena krev do aorty a hodnota tlaku stoupá až na nejvyšší hodnotu (systolický tlak). Tlak se dále snižuje a zpětným tokem krve dojde k uzavření semilunárních chlopní. Tím končí ejekční fáze a nastupuje fáze izovolumické relaxace, kdy tlak v komorách klesá téměř k nulovým hodnotám. Protože je v této chvíli tlak v síních větší, vytvoří se tlakový gradient ve směru do komor, otevřou se cípaté chlopně a následuje fáze plnění komor, která končí systolou síní. Nakonec nastává opět systola komor a děj se neustále opakuje. [3]

## 1.4 Krevní oběh

Krevní oběh lze rozdělit na velký (systémový) a malý (plicní). Pumpou velkého krevního oběhu je levá srdeční komora. Aby se krev dostala do kapilární sítě, musí levá komora vyvinout tlak, který překoná odpor kladený rozvodným systémem. Odpor představuje kombinaci několika složek jako jsou viskozita krve, vnitřní tření kapaliny nebo průsvit cévy. Průsvit cévy je nejdůležitějším faktorem. Při průsvitu aorty 4 cm je systolický ejekční klidový objem 70 ml pod tlakem systolickým (120 mmHg). Aorta se pod systolickým tlakem roztáhne a ve fázi diastoly se stěny aorty zase vracejí do původního stavu a udělují krvi tlak diastolický (70 až 80 mmHg). U malého krevního oběhu jde o krátkou cestu. Pumpou je pravá komora, která je asi pětkrát slabší než levá. Systolický tlak je pouze 25 mmHg a diastolický 10 mmHg. [1] [3]

## 1.5 Tep

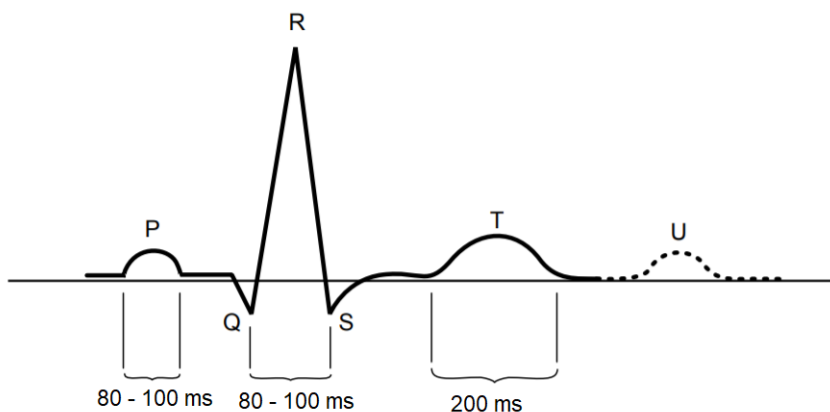
Arteriální tep je tlakově-objemová vlna, která se šíří po vypuzení krve ze srdce po stěně tepen. Rychlost šíření tepové vlny je 5 m/s v aortě a 8 až 10 m/s v periferních tepnách. Podle tepové frekvence můžeme zjistit pravidelnost činnosti srdce. Zaznamenat tuto tlakově-objemovou změnu můžeme pomocí metody fotopletysmografie. Fotopletysmografie bude více popsána v kapitole 3. [3]

## 2 EKG

Vlákna srdečního svalu prochází během srdečního cyklu čtyřmi fázemi, a to polarizací, depolarizací, transpolarizací a repolarizací. Ve fázi depolarizace a repolarizace dochází k napětovým změnám. Napětové změny snímáme na povrchu těla pomocí elektrokardiografie (EKG) a dostáváme křivku, která vzniká součtem velkého počtu elektrických projevů v jednotlivých buňkách srdečního svalu. Srdeční vektor vyjadřuje výsledný směr a velikost těchto změn. [3] [5]

### 2.1 EKG křivka

Křivku elektrokardiogramu můžeme popsat pomocí jednotlivých vln, které jsou na Obr. 2.1. Vlna P odpovídá vzruchové aktivitě sinoatriálního uzlíku a šíří se depolarizací svalovinou síní. Úsek PQ značí zpomalení vedení vzruchu v atrioventrikulárním uzlu a tedy i oddělení systoly síní od systoly komor. Komplex QRS představuje postupnou depolarizaci mezikomorové přepážky, apexu a srdečních bází. Úsek ST odpovídá fázi plató. Následná vlna T značí postupnou repolarizaci myokardu komor. Interval QT odpovídá době elektrické aktivity komor, která je závislá na srdeční frekvenci. Někdy může být vidět i vlna U. Je detekována spíše u mladších jedinců a nepředstavuje žádný patologický faktor. [3]



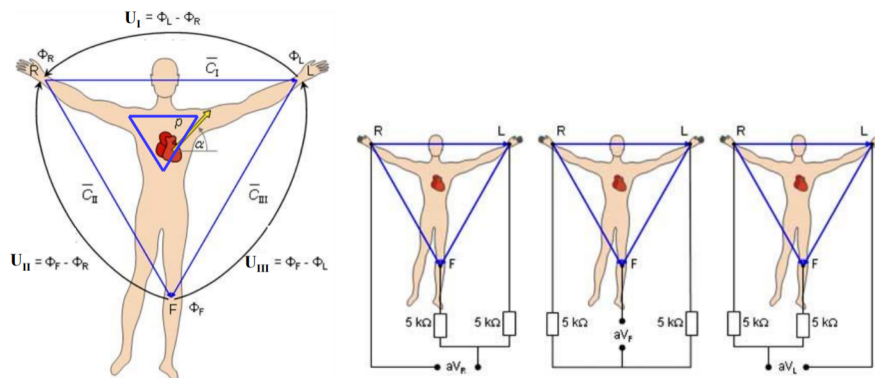
Obr. 2.1: EKG křivka. [3]

Důležitým ukazatelem elektrické aktivity myokardu je délka trvání jednotlivých vln nebo úseků mezi vlnami. Vlna P má dobu trvání 80 až 100 ms, úsek PQ 80 až 100 ms. Celý interval PQ, který začíná vlnou P a končí začátkem kmitu Q, nesmí

přesáhnout 200 ms. Komplex QRS má dobu trvání 80 až 100 ms. Interval QT trvá 350 až 400 ms. Doby trvání odpovídají tepové frekvenci 72 tepů za minutu. [3]

## 2.2 Svody EKG

Pro hodnocení EKG je nejvíce používán systém s 12 svody (dvojice svodných bodů, mezi kterými lze měřit změnu napětí v čase). Při snímání z povrchu těla je třeba odmastit kůži a použít EKG gel kvůli snížení přechodového odporu. Svody vychází z Einthovenova trojúhelníku. Svody se dělí na bipolární končetinové svody (I, II, III), unipolární končetinové (aVR, aVL, aVF) a unipolární hrudní svody (V1 až V6). Svody jsou zobrazeny na Obr. 2.2. Bipolární končetinové svody měří rozdíly potenciálů mezi dvěma vrcholy trojúhelníku (Svod I mezi elektrodami na pravé ruce a levé ruce, svod II mezi pravou rukou a levou nohou a svod III mezi levou nohou a levou rukou). Unipolární končetinové svody měří rozdíly potenciálů vrcholů trojúhelníku proti průměrnému potenciálu protilehlé strany trojúhelníku. U unipolárních hrudních svodů se měří napětí proti Wilsonově sorce. Elektrody se umístí na hrudník od pravého okraje hrudní kosti po levou podpažní jamku. Obvykle se ale u EKG měří jen 8 svodů, a to I, II, V1 až V6. Napětí zbylých svodů (III, aVR, aVF, aVL) se dají dopočítat. [5] [6]



Obr. 2.2: Bipolární končetinové svody I, II a III (vlevo). Unipolární končetinové svody aVR, aVF a aVL (vpravo). [6]

## 2.3 Aditivní rušivé signály

Při snímání signálů EKG je třeba počítat s přítomností aditivních rušivých signálů, jejichž spektra se prolínají se spektry užitečných signálů. Patří sem síťový brum,



kolísání nulové izolinie (drift) a širokopásmové myopotenciály. U síťového brumu se jedná o harmonické rušení na frekvenci 50 Hz. Brum někdy obsahuje i vyšší harmonické frekvence. Drift signálu, jehož spektrum dosahuje asi do 2 Hz, je způsoben dýcháním, pohybem pacienta nebo elektrochemickými procesy na rozhraní elektroda-kůže, pokud není pokožka dostatečně odmaštěna. V případě myopotenciálů se jedná o šum, který vzniká svalovou činností. U klidového snímání zasahují do pásma 100 Hz a výše. [6]

## 2.4 Filtrace rušivých signálů

Síťový brum je periodický signál a jeho základní frekvence je 50 Hz. Tato frekvence leží v pásmu užitečného signálu (do 125 Hz), proto musí být síťový brum odfiltrován. Nejvhodnější jsou filtry úzkopásmové, které nepotlačují i ostatní frekvence okolo 50 Hz. V praxi se nejvíce využívají adaptivní filtry nebo úzkopásmové zádrže vycházející z Lymnových vícepásmových propustí. Pro potlačení driftu je vhodné použít filtry FIR (filtry s konečnou impulsní charakteristikou) typu horní propust s mezním kmitočtem 0,67 Hz. Filtry typu IIR (filtry s nekonečnou impulsní charakteristikou) nejsou vhodné, protože mají nelineární fázové charakteristiky a může tak dojít ke zkreslení signálu. Další možnost potlačení driftu je použít sérii filtrů typu dolní propust, které vychází z Lymnových filtrů. Filtrace myopotenciálů je náročnější. Lze využít filtrů typu horní propust nebo lépe adaptivní filtry. [6]

## 2.5 Poruchy rytmu

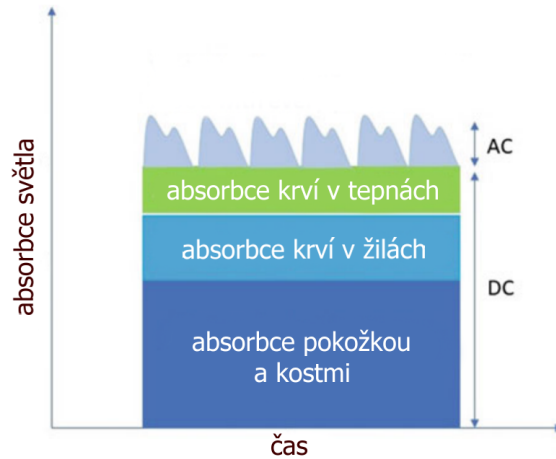
Klasifikace EKG je velice důležitá pro stanovení poruch srdečního rytmu. V případě výrazných rozdílů v intervalech RR a shodných intervalech PR se jedná o Sinusovou arytmiu. Komorové extrasystoly jsou předčasné komplexy QRS vznikající v komorách. Dobře jdou poznat podle absence vlny P a abnormálně širokého komplexu QRS. U síňové tachykardie je tepová frekvence 130 až 200 tepů za minutu. Vlny P bývají skryty ve vlnách T předešlého stahu. Flutter síní je pravidelný, rychlý síňový rytmus kolem 300 tepů za minutu. Místo vln P lze vidět pilovité vlny. Při fibrilaci síní je rytmus nepravidelný, většinou kolem 400 až 700 tepů za minutu. Chybí zde vlna P. [6]

## 3 PPG

Díky rozmachu přenosných zařízení, jako jsou například fitness náramky nebo i chytré telefony, se může rozvíjet a zlepšovat stanovování základních vitálních funkcí pomocí fotopletysmografu (PPG). PPG se stává oblíbeným monitorovacím nástrojem kvůli snadnému měření a schopnosti poskytovat měření více vitálních funkcí z jednoho signálu. Delší dobu je přijímán jako spolehlivý zdroj pro měření periferní arteriální saturace kyslíkem a tepové frekvence. Dále se pracuje na spolehlivosti u měření dechové frekvence nebo tlaku krve. Měření je umožněno pomocí jedné, levné a nenápadné sondy. Nevýhody spočívají v citlivosti na pohybové artefakty. [7]

### 3.1 Fyzikální princip měření PPG

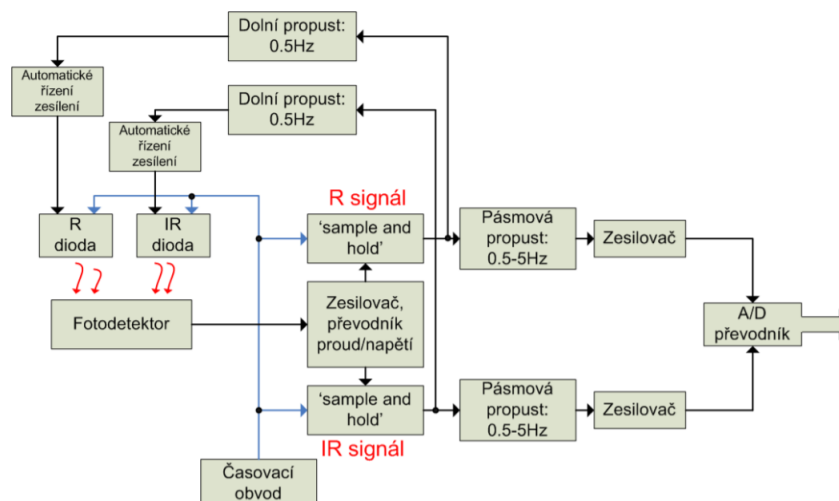
Fotopletysmografie je optická metoda, která měří změnu objemu krve a jak se krev pohybuje od srdce do periferie. Nejčastější místo měření jsou konečky prstů. Dále se dá měřit i na nohách nebo z ucha. Princip spočívá v elektroluminiscenční diodě (LED), která osvětlí tkáň se dvěma různými vlnovými délkami (červená a infračervená část spektra). Při dopadu světla na kůži nastává několik optických procesů jako rozptyl, absorpce nebo odraz. Na druhé straně je fotodioda. Fotodioda měří intenzitu neabsorbovaného světla. Využívá se zde dvou fyzikálních principů. Prvním z nich je absorpance světla. Absorpance se liší u okysličené a neokysličené krve. Druhým principem je fakt, že absorpance má dále pulzující složku (AC). Ta odráží pulzace ze srdečního cyklu. Základní frekvence pro AC složku je kolem 1 Hz. Nepulzující složka (DC) zahrnuje odražení z kostí a pokožky. DC složka se mění vlivem dýchání a vazomotorické aktivity. DC i AC složku lze pomocí vhodného filtrování extrahovat a využít pro analýzu pulzních vln. Absorpce světla je na Obr. 3.1. [7] [8]



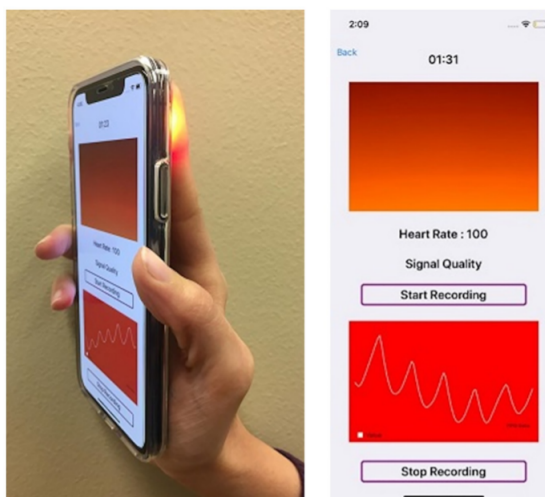
Obr. 3.1: Absorbce světla formující PPG signál. [7]

## 3.2 Snímání PPG

Pro snímání PPG se nejčastěji využívá pulzní oxymetr. Oxymetr obsahuje LED a fotodetektor. Metoda nesmí být závislá na intenzitě vstupního světla, proto se používají dvě LED. Každá vyzařuje světlo v určité části spektra (červená a infračervená část spektra). Světlo dopadá na fotodetektor, který jej mění na elektrický signál. Fotodetektory mohou být také dva nebo pouze jeden širokopásmový. Blokové schéma můžeme vidět na Obr. 3.4. Pro snímání lze využít i některé senzory na chytrých telefonech. Patří mezi ně přední kamera nebo zadní kamera. Zadní kamerou se nejčastěji snímá PPG z prstu prostřednictvím videa se zapnutou LED. Snímání pomocí zadní kamery z prstu je zobrazeno na Obr. 3.5. Přední kameru můžeme použít pro snímání z obličeje (konkrétně například z ucha). Tvar vlny může být zesílen nebo zeslaben vlivem dýchání, polohy těla, při které měříme, nebo pozicí chytrého telefonu na povrchu těla. [8] [9] [10] [11]



Obr. 3.2: Blokové schéma pulzního oxymetru. [11]

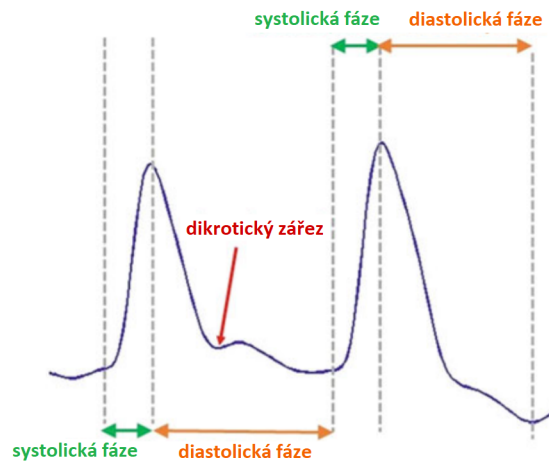


Obr. 3.3: Ukázka snímání PPG z prstu. [12]

### 3.3 PPG křivka

PPG křivka, kterou můžeme vidět na Obr. 3.2, se skládá z anakrotické fáze (stoupající složka), která představuje systolu srdce, a katakrotické fáze (klesající složka) představující diastolu srdce. Často se díky těmto probíhajícím procesům využívají názvy systolická a diastolická vlna nebo fáze. V průběhu diastolické fáze můžeme vidět dikrotický zářez. Je obvykle vidět u PPG mladých jedinců a značí uzavření aortální chlopně. Detekce peaků PPG se využívá pro měření tepové frekvence. Časový interval mezi po sobě jdoucími pulzními peaky značíme PRV (variabilita tepové

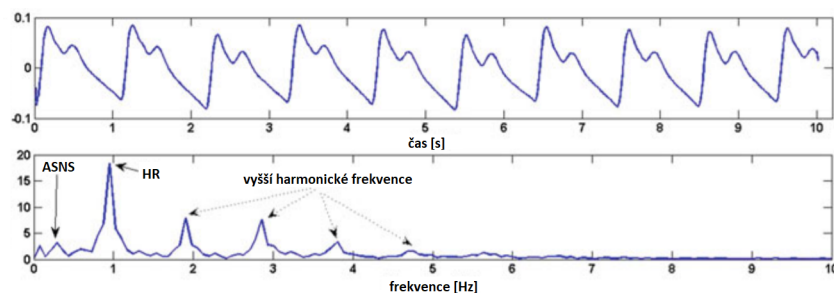
frekvence), což je ekvivalentní k HRV (variabilita srdečního rytmu) u EKG. [7]



Obr. 3.4: PPG křivka. [7]

### 3.4 Spektrum PPG signálu

Typické spektrum PPG bude obsahovat dva vrcholy, které můžeme vidět na Obr. 3.5. Jeden se nachází v oblasti nízkých frekvencí (asi 0,1 Hz), představuje aktivitu sympatického nervového systému (ASNS) a souvisí s dýcháním a termoregulací. Druhý se nachází blízko vyšších frekvencí (0,5 – 2 Hz) a představuje tepovou frekvenci (HR). Vlna PPG může být zkreslena pohybovými artefakty nebo vlivem sníženého průtoku krve (nejčastěji jako důsledek aterosklerózy). Pohybové artefakty vznikají z důvodu nedobrovolných činností (záchvaty, třes) nebo dobrovolných činností (tření, škrábání, mávání rukou). [7]



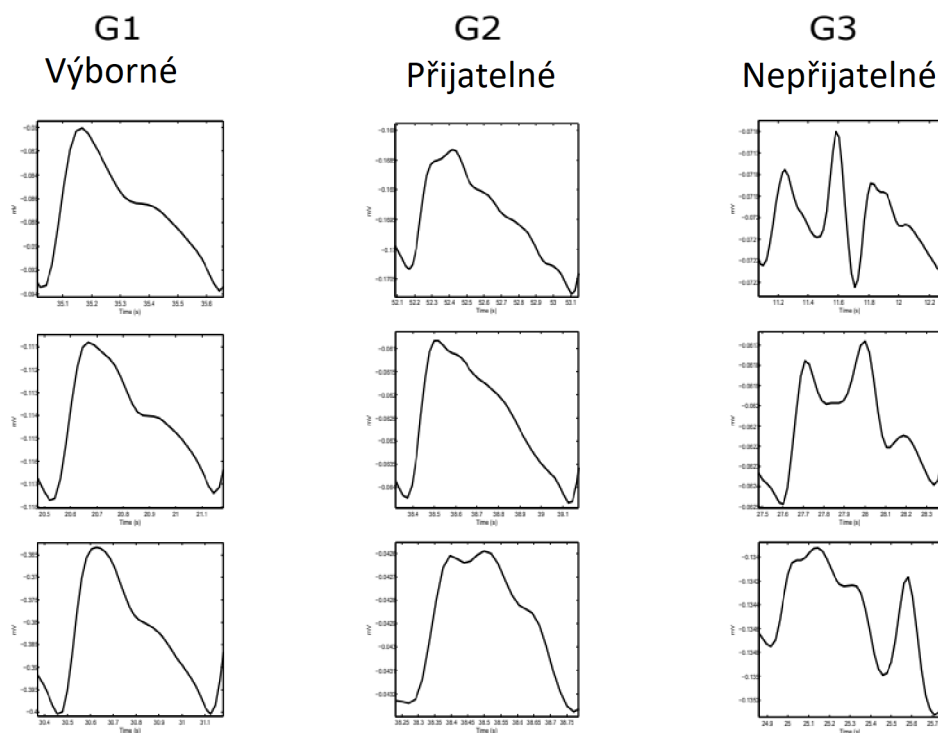
Obr. 3.5: PPG signál (nahore) a spektrum PPG (dole). [7]

## 4 Hodnocení kvality PPG

Před shromážděním dat pro hodnocení kvality signálu je potřeba brát ohled na měřené pacienty. Morfologie signálu se mohou výrazně lišit vlivem stáří pacientů, léčích, které pacienti užívají, nebo na aktivitě (sport, cvičení). [7]

### 4.1 Rozdělení PPG do skupin podle kvality

Z hlediska kvality můžeme nasnímané PPG signály rozdělit do tří skupin: výborné (G1), přijatelné (G2) a nepřijatelné (G3). Jednotlivé skupiny jsou na Obr. 4.1. Do skupiny G1 patří signály, kde jsou výrazné systolické a diastolické vlny. Jsou vhodné na určení tepové frekvence i další diagnostiku. Ve skupině G2 jsou signály s nevýraznými systolickými a diastolickými vlnami. U této skupiny lze určit tepovou frekvenci. Poslední skupina G3 zahrnuje signály obsahující šum. Nelze u nich rozlišit systolické a diastolické vlny ani určit tepovou frekvenci. [13]



Obr. 4.1: Rozdělení kvality PPG signálů. [13]

## 4.2 Způsoby hodnocení kvality PPG signálů

K provedení hodnocení kvality signálů můžeme využít obecně schéma na Obr. 4.2. V prvním kroku jsou extrahovány příslušné vlastnosti signálů - morfologické vlastnosti a trendy v časovém okně. Budou se lišit mezi čistými segmenty a segmenty, které jsou poškozeny artefakty. V tomto kroku je také aplikováno předzpracování signálu (filtrace). Ve druhém kroku použijeme několik rozhodovacích pravidel. Začínáme od jednoduchých po složitá. Rozhodovací pravidla mohou být stanovena metodou pokusu a omylu, nebo se pravidla mohou naučit rozhodovat sama pomocí velkého množství odborně anotovaných dat. Na výstupu dostaneme SQI (index kvality signálu), který je binární (přijatelný/nepřijatelný) nebo obsahuje stupně přijatelnosti. Posledním krokem je fúze dat, kde jsou jednotlivé SQI kombinovány do výsledného SQI. [7]



Obr. 4.2: Schéma hodnocení kvality PPG. [7]

### 4.2.1 Výpočet matematických indexů

Pro hodnocení kvality signálů PPG můžeme přistupovat použitím matematických výpočtů indexů nebo na základě fyziologických parametrů. Použitím matematických vzorců můžeme dostat například indexy perfuze, šikmosti, špičatosti, entropie nebo poměr signálu k šumu. Index perfuze ( $P_{SQI}$ ) je považován jako zlatý standard. Jedná se o poměr průtoku pulzující a nepulzující krve v periferní tkáni neboli rozdíl množství světla absorbovaného prostřednictvím pulzu při průchodu světla prstem. Vypočítat ho můžeme pomocí vzorce (4.1): [7] [13]

$$P_{SQI} = [(y_{max} - y_{min}) / |\bar{x}|] \times 100, \quad (4.1)$$

kde  $\bar{x}$  je průměr surového signálu a  $y$  je filtrovaný PPG signál. Index šikmosti ( $S_{SQI}$ ) je statistická míra, která nám dává informaci o symetrii nebo naopak její absenci. Vypočítáme ji pomocí rovnice (4.2): [13]

$$S_{SQI} = 1/N \sum_{i=1}^N [x_i - \bar{x}/\sigma]^3, \quad (4.2)$$

kde  $\bar{x}$  je empirický odhad průměru  $x_i$ ,  $\sigma$  je směrodatná odchylka od  $x_i$ ,  $N$  je počet vzorků a  $x_i$  je surový signál. Index špičatosti ( $K_{SQI}$ ) popisuje distribuci dat okolo průměru. Představuje strmost a plochost rozdělení dat vůči normálnímu rozdělení. Výpočet lze provést pomocí vzorce (4.3): [13]

$$K_{SQI} = 1/N \sum_{i=1}^N [x_i - \bar{x}/\sigma]^4, \quad (4.3)$$

kde  $\bar{x}$  je empirický odhad průměru  $x_i$ ,  $\sigma$  je směrodatná odchylka od  $x_i$  a  $N$  je počet vzorků. Index entropie ( $E_{SQI}$ ) kvantifikuje, jak moc se liší hustota pravděpodobnosti signálu od rovnoměrného rozdělení. Vypočítat ho můžeme pomocí vzorce (4.4): [13]

$$E_{SQI} = - \sum_{n=1}^N x[n]^2 \log_e(x[n]^2), \quad (4.4)$$

kde  $x$  je surový PPG signál a  $N$  je počet datových bodů. Poměr signálu k šumu ( $N_{SQI}$ ) porovnává poměr rozptylu signálu a rozptyl šumu. Určit ho lze pomocí vzorce (4.5): [13]

$$N_{SQI} = \sigma_{signal}^2 / \sigma_{noise}^2 \quad (4.5)$$

Po vypočtení různých SQI následuje statistická analýza ve které testujeme signály G1 (výborná kvalita) oproti G2 (přijatelná kvalita), G1 oproti G3 (nepřijatelná kvalita) a G1 oproti G2 a G3 dohromady. [13]

## 4.2.2 Fyziologické parametry

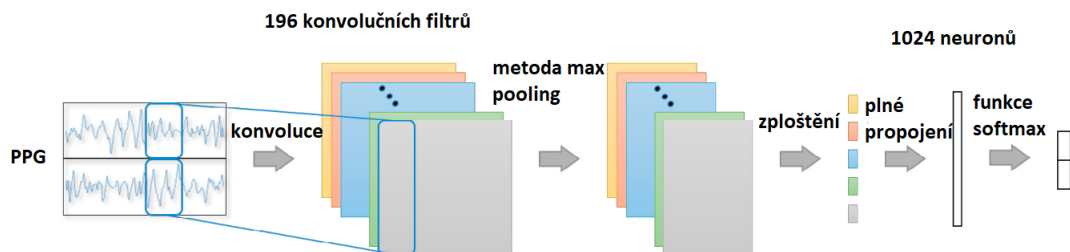
Další varianta zahrnuje detekci pulzních peaků a rozhodovací pravidla na základě fyziologických parametrů. Průměrný tep by měl být v rozmezí 40 až 180 tepů za minutu (při cvičení až do 300 tepů za minutu). Interval P-P (ekvivalentní R-R u EKG) nesmí překročit 3 s, kdy se připouští vynechání maximálně jednoho peaku. Poměr maximální a minimální vzdálenosti mezi dvěma sousedními peaky nesmí být větší než 2,2. Pokud jsou všechny podmínky splněny, tak následuje template matching. Při template matching nejdříve rozdělíme PPG signál na segmenty, kde každý segment obsahuje jeden peak. Segmenty zprůměrujeme a dostaneme tak vzor (šablonu).



Pomocí šablony vypočteme korelační koeficient pro každý segment a pokud je průměrný korelační koeficient větší než 0,86, tak lze kvalitu signálu považovat za dobrou. [7]

### 4.2.3 Hodnocení kvality pomocí strojového učení v reálném čase

Tato metoda využívá algoritmy strojového učení a PPG signály třídí podle kvality na spolehlivé a nespolehlivé. Při procesu učení se porovnává tepová frekvence z PPG s tepovou frekvencí z EKG, který slouží jako reference. Proces učení se provádí pomocí konvoluční neuronové sítě (CNN). CNN je uspořádaná jako hierarchická dopředná neuronová síť a je schopná automatické extrakce vlastností signálů. Před samotným hodnocením kvality PPG pomocí CNN je nutné předzpracování. Prvním krokem předzpracování je synchronizace PPG s referenčním EKG. Druhý krok zahrnuje použití posuvného okna k segmentování signálů. Vznikají tak úseky o délce 60 sekund, které se překrývají z 50 %. Ve třetím kroce je nutné v každém úseku normalizovat výchylku. Normalizace se provádí za účelem lepší detekce peaků (tepové frekvence). Dalším krokem je označení PPG úseků pomocí porovnání průměrné hodnoty tepové frekvence z každého úseku PPG s odpovídající hodnotou tepové frekvence z referenčního EKG. Takto označené PPG úseky vstupují do první vrstvy CNN, která je na Obr. 4.3. V další vrstvě CNN je použito 196 konvolučních filtrů o velikosti  $1 \times 16$ . Každá konvoluční vrstva používá jako vstup výstup z přechodící vrstvy a přenáší výsledek na další vrstvu. Následně je v další vrstvě použita metoda max pooling k redukci rozměru a zvýšení stálosti hodnot. Další vrstva CNN zahrnuje zploštění, pomocí kterého se sjednotí a složí dohromady všechny výstupy do vektoru. Vektor je pak plně propojen s vrstvou 1024 neuronů. K minimalizaci overfittingu se používá dropout technika, která náhodně přerušuje určitý počet neuronových spojů. Na výstupní vrstvu CNN je aplikována funkce softmax. Ta na základě rozdělení pravděpodobnosti predikuje kvalitu signálu. [14]



Obr. 4.3: CNN pro hodnocení kvality PPG. [14]

### 4.3 Hodnocení úspěšnosti metod

Jakákoli navržená metoda určení kvality PPG signálu je nutná ověřit na anotovaných datech. Data jsou anotována odborníky daného oboru na základě konkrétních pravidel. Anotovaný soubor s daty se pak nazývá “ground truth“ a lze jej použít pro určování prahů rozhodovacích pravidel, tvoření modelů strojového učení nebo testování účinnosti navrhovaných algoritmů. Nejčastěji se účinnost navrhovaného algoritmu hodnotí pomocí výpočtu senzitivity a specificity podle vzorců (4.6) a (4.7), nebo podle celkové přesnosti ze vzorce (4.8): [7]

$$\textit{sensitivita} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4.6)$$

$$\textit{specificita} = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (4.7)$$

$$\textit{přesnost} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (4.8)$$

kde  $TP$  je počet nepřijatelných segmentů klasifikovaných jako správné,  $TN$  je počet přijatelných segmentů klasifikovaných správně,  $FN$  je počet nepřijatelných segmentů klasifikovaných nesprávně a  $FP$  je počet přijatelných segmentů klasifikovaných nesprávně. [7]

## 5 Stanovení tepové frekvence z PPG signálu

Tepová frekvence je velice důležitý parametr při monitorování pacientů. Tepovou frekvenci lze určit díky tomu, že pulzní složka je synchronní se stahy srdce. Jak již bylo zmíněno dříve, velkým problémem při stanovení tepové frekvence jsou artefakty vzniklé pohybem. Tyto pohybové artefakty lze potlačit různými přístupy jako například filtrací. V následujících kapitolách budou uvedeny možné způsoby stanovení tepové frekvence. [8]

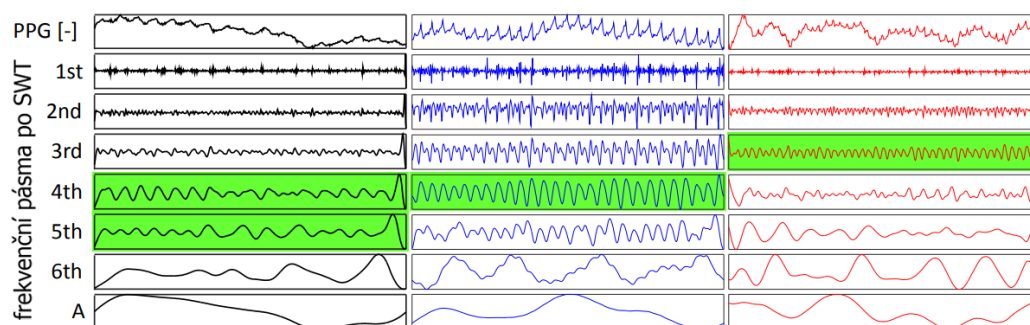
### 5.1 Stacionární vlnkové transformace

PPG signál byl nasnímán nahráváním videa pomocí chytrého telefonu. Před stanovením tepové frekvence však musí být video předzpracováno. Je nutné video oříznout, aby došlo k eliminaci přechodných jevů na začátku a konci videa. Dalším krokem je rozložení jednotlivých snímků na RGB kanály a následné zprůměrování. Takto lze dostat tři záznamy PPG (červený, modrý a zelený). Jedna z možností, jak stanovit tepovou frekvenci z PPG, je stacionární vlnková transformace (SWT). Po rozkladu pomocí SWT použijeme koeficienty čtvrtého nejvyššího frekvenčního pásma, protože odpovídají tepové frekvenci 55 až 111 tepů za minutu. Pro vyšší nebo nižší tepovou frekvenci je třeba použít jiné frekvenční pásmo než čtvrté. Posledním krokem je výpočet tepové frekvence. Tepovou frekvenci lze vypočítat pomocí dvou vzorců (5.1) a (5.2): [10] [15]

$$HR_1 = \frac{NP \times FR}{N} \times 60, \quad (5.1)$$

$$HR_2 = \frac{FR}{PP} \times 60, \quad (5.2)$$

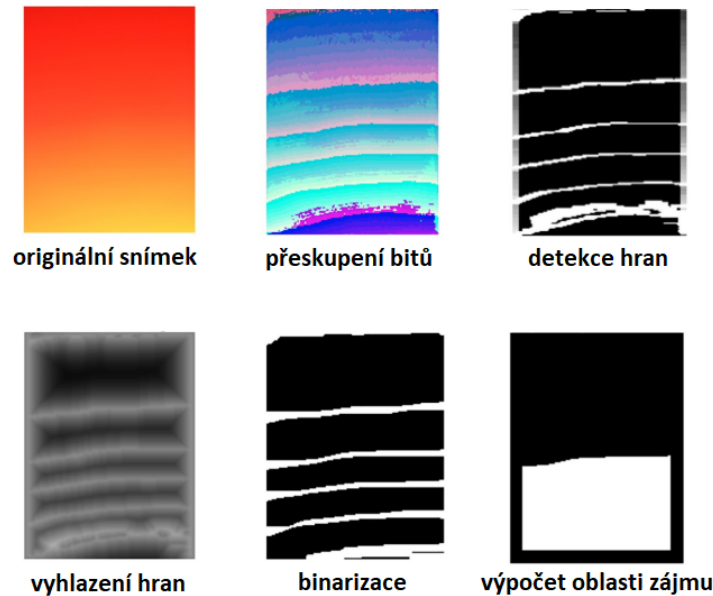
kde  $NP$  je počet peaků,  $N$  je počet vzorků čtvrtého frekvenčního pásma,  $FR$  je počet snímků za sekundu a  $PP$  je průměrná vzdálenost sousedních vrcholů. Na Obr. 5.1 lze vidět PPG signály a jejich rozklad pomocí SWT na jednotlivá frekvenční pásma. S fyziologickou tepovou frekvencí (modré), nízkou tepovou frekvencí (černé) a vysokou tepovou frekvencí (červené). Dále je zeleně označeno odpovídající frekvenční pásmo, ze kterého lze vypočítat tepovou frekvenci. [10] [15]



Obr. 5.1: Vlnková transformace a frekvencní pásma. [15]

## 5.2 Stanovení ze dvou heterogenních signálů

Nejdříve je třeba extrahovat 2 heterogenní typy PPG signálů zaznamenané pomocí chytrého telefonu. Oba typy lze extrahovat z jediného videozáznamu. Heterogenní jsou proto, že obsahují rozdílné informace. Jeden z nich zaznamenává změnu průtoku krve. Dostaneme ho pomocí extrakce zeleného kanálu a výpočtu průměrné intenzity pro každý snímek. Druhý signál zachycuje pohyb špičky prstu způsobený činností srdce. Lze ho určit přeskupením bitů, detekcí hran, vyhlazením hran, binarizací a následně výpočtem oblasti zájmu (ROI). Jednotlivé kroky jsou zobrazeny na Obr. 5.2. Před druhým krokem je nutné provést předzpracování. Použije se filtr typu horní propust s mezním kmitočtem 0,5 Hz. Druhým krokem je rozdělení signálů na jednotlivé segmenty a u každého segmentu se určí hodnota SQI. SQI je vypočítán pomocí směrodatné odchylky okamžité srdeční frekvence, kvadratického průměru rozdílů časových intervalů mezi 2 po sobě jdoucími peaky a pomocí směrodatné odchylky hodnot peaků. Algoritmus vždy srovnává 2 segmenty (každý od jiného heterogenního signálu v daném časovém úseku). Pokud algoritmus vyhodnotí, že jsou oba segmenty poškozeny, tak oba odmítne. Pokud je poškozený jeden segment, pak algoritmus vybere nepoškozený segment. Pokud jsou oba segmenty nepoškozené, pak je vybrán segment s lepším SQI. Posledním krokem je nalézt v každém segmentu peaky jako lokální maxima signálu a pomocí nich získat průměrnou tepovou frekvenci. [12]



Obr. 5.2: Postup zachycení pohybu prstu. [12]

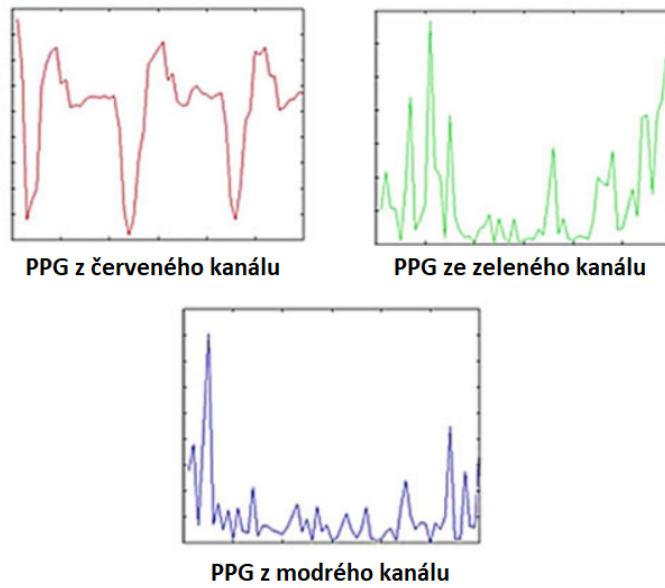
### 5.3 Stanovení z červeného kanálu PPG

Tato metoda využívá pouze videozáznam z kamery chytrého telefonu se zapnutým bleskem. Pro zajištění správného záznamu s minimálními pohybovými artefakty byl použit algoritmus, který detekuje pohyb a popřípadě restartuje záznam. Prvním krokem je extrakce tří kanálů (červený, zelený a modrý) pro každý snímek. Pomocí ekvalizéru (Eq) se nastaví práh pro intenzitu pixelu. Práh lze vypočítat podle vzorce (5.3): [17]

$$práh = 0,99 \times (intenzita_{max} - intenzita_{min}) \quad (5.3)$$

Velikost prahu má vliv na výsledné PPG. Pokud je zvolený práh nízký, pak je výstupem vodorovná čára. Pokud je práh vysoký, tak PPG obsahuje výrazné extrémy. Pixely, které mají vyšší intenzitu než práh, jsou sečteny pro každý snímek. Pomocí součtů získáme výsledné PPG. PPG všech kanálů jsou na Obr. 5.3. Odhadnout tepovou frekvenci z PPG z červeného kanálu je poměrně jednoduché ve srovnání s modrým a zeleným kanálem. Při pohledu na PPG z červeného kanálu je patrný průtok krve během srdečního cyklu. Pro PPG z modrého a zeleného kanálu je nutné aplikovat složitější zpracování. Stanovit tepovou frekvenci z PPG z červeného kanálu můžeme pomocí vzorce (5.4): [17]

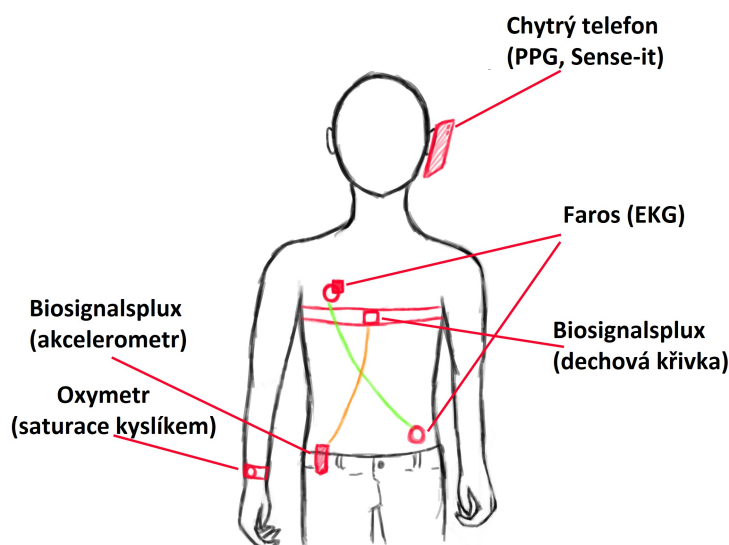
$$\text{tepová frekvence} = \frac{\text{počet snímků za vteřinu}}{\text{počet snímků za jeden srdeční cyklus}} \times 60 \quad (5.4)$$



Obr. 5.3: Extrahované PPG ze všech tří kanálů. [17]

## 6 Snímání dat

Praktická část bakalářské práce zahrnuje snímání a zpracování PPG signálů pomocí chytrého telefonu. Pro účely bakalářské práce byla vytvořena databáze s naměřenými daty. Pro větší komplexnost databáze měřili údaje 4 studenti a bylo snímáno navíc EKG, zrychlení (monitorování fyzické aktivity) pomocí akcelerometru, saturace krve kyslíkem, dechová křivka, krevní tlak, glykémie a PPG. Pro účely této bakalářské práce bylo využito pouze EKG a PPG z ucha nebo prstu. Měřeno bylo celkově 40 subjektů (každý student naměřil 10 subjektů). Zapojení všech přístrojů je zobrazeno na Obr. 6.1.



Obr. 6.1: Zapojení všech přístrojů pro měření.

### 6.1 Protokol měření

Celková doba měření byla 9 minut a 15 vteřin. Po zapnutí všech přístrojů pro měření byl subjekt vyzván k výskoku. Výskok způsobil peak v každém záznamu a pomocí něj lze synchronizovat všechny záznamy. Po výskoku bylo nutné počkat 15 vteřin pro ustálení dat a až poté začalo měření jednotlivých úseků, které jsou v databázi. Úseky lze rozdělit na tyto 3 části: 2 minuty měření v klidu, 5 minut měření při střídání klidu a artefaktů a nakonec opět 2 minuty měření v klidu. U druhého úseku tedy měření při střídání klidu a artefaktů byly měřeny aktivity, které jsou uvedeny

v Tab. 6.1. Po ukončení měření byly vypnuty všechny přístroje a data byla uložena do počítače.

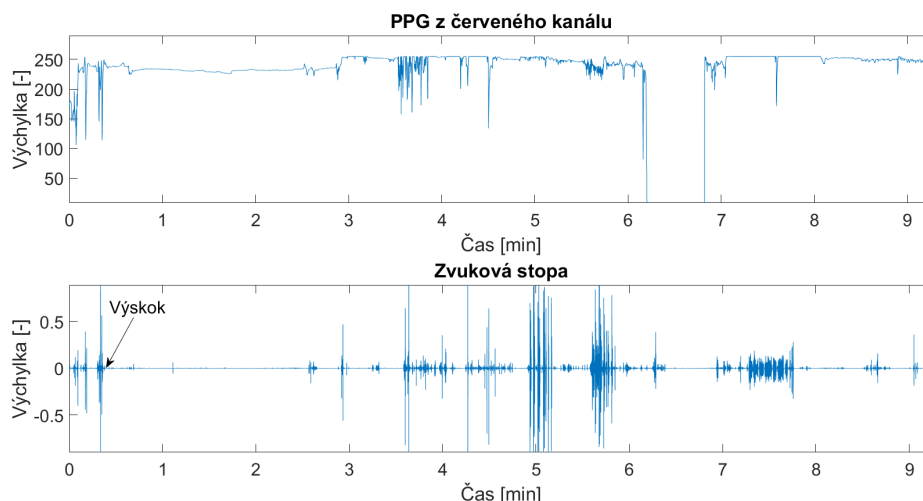
Tab. 6.1: Aktivity během měření.

klid	20 s
přítlačení ucha k telefonu	20 s
klid	20 s
pohyb telefonu po uchu	20 s
klid	20 s
chůze	20 s
klid	20 s
kašel	20 s
klid	20 s
smích	20 s
klid	20 s
změna světla	40 s
klid	20 s
mluvení	20 s

## 6.2 Snímání PPG

Signál PPG byl snímán buď z prstu pomocí chytrého telefonu Huawei P20. Subjekt přiložil prst na zadní kameru se zapnutou LED tak, aby zakryl celý objektiv i diodu. Pro tuto bakalářskou práci byl PPG snímán z ucha. Subjekt přiložil telefon Huawei P20 se zapnutou přední kamerou k uchu obdobným způsobem jako při telefonování. Vzorkovací frekvence byla 30 snímků za vteřinu. Videozáznam bylo poté nutné zpracovat a vytvořit z něj PPG signál. Tento proces byl uskutečněn v prostředí Matlab. Nejprve byl záznam nahrán pomocí příkazu *VideoReader*. Zvuková stopa, pomocí které bylo možné najít peak způsobený výskokem, byla nahrána pomocí příkazu *audioread*. Zobrazení PPG z červeného kanálu a zvukové stopy pro synchronizaci je na Obr. 6.2. Dalším krokem bylo zprůměrovat každý snímek každého kanálu (červený, zelený, modrý). Z červeného kanálu dostaneme surový PPG signál a ten je nutno dále invertovat. Inverzi je třeba provést, protože kamera zachycuje světlo odražené.





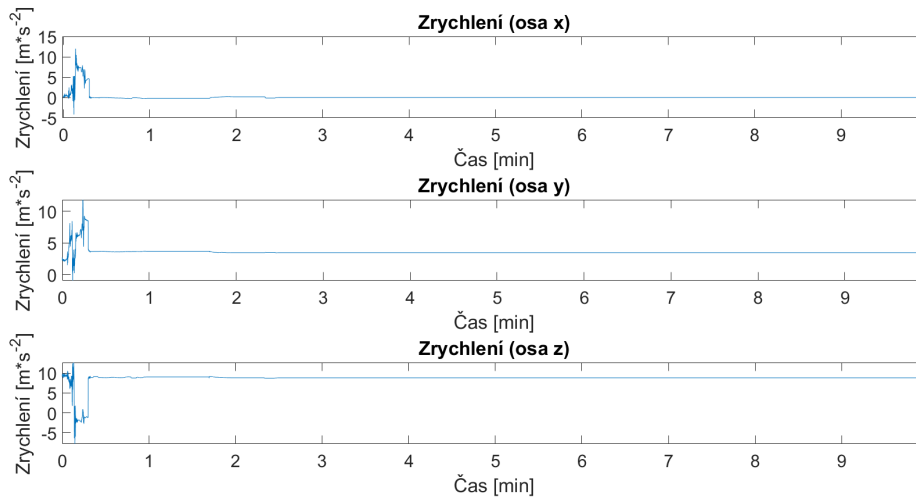
Obr. 6.2: Ukázka PPG z červeného kanálu (nahore) a zvukové stopy pro synchronizaci (dole).

### 6.3 Snímání pomocí aplikace Sense-it

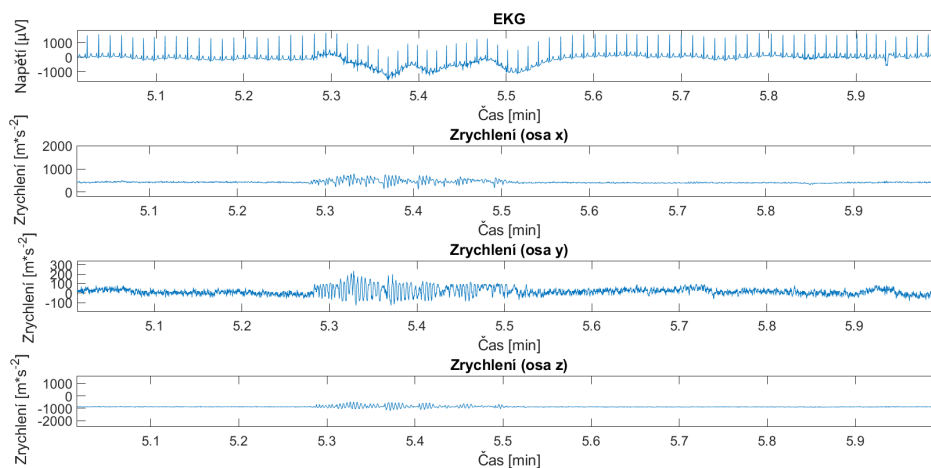
Chytrý telefon byl použit nejen pro snímání PPG, ale také jako akcelerometr. Pomocí aplikace Sense-it bylo snímáno zrychlení se vzorkovací frekvencí 100 Hz. Po naměření byla data ve formátu .csv přesunuta do počítače a nahrána do prostředí matlab pomocí funkce *readtable*. Při měření bohužel došlo k chybě. Pravděpodobně ji zapříčinil způsob používání aplikace Sense-it. Aplikace běžela pouze na pozadí, protože byl telefon primárně využíván pro záznam PPG pomocí videa. Záznam ze Sense-it ukazuje skutečné naměřené hodnoty pouze na začátku a na konci záznamu (tedy jen ve chvíli, kdy byla spuštěná aplikace Sense-it jako hlavní aplikace). Výsledky můžeme vidět na Obr. 6.3.

### 6.4 Snímání EKG

Pro snímání EKG byl využit přístroj Bittium Faros 180. Faros snímá EKG a dále má v sobě zabudovaný akcelerometr pro snímání zrychlení (vzorkovací frekvence 100 Hz). Pro EKG byla vzorkovací frekvence nastavena na 1000 Hz (lze zvolit i 125, 250 nebo 500 Hz). Pomocí akcelerometru byl nalezen peak v místě výskoku. Jedna elektroda pro snímání byla připnuta pod pravou klíční kost a druhá elektroda pod levé prso. Po nasnímání byla data přesunuta do počítače a nahrána do prostředí Matlab pomocí funkce *edfread*. Výsledné EKG spolu se záznamem z akcelerometru můžeme vidět na Obr. 6.4.



Obr. 6.3: Snímání pomocí aplikace Sense-it.

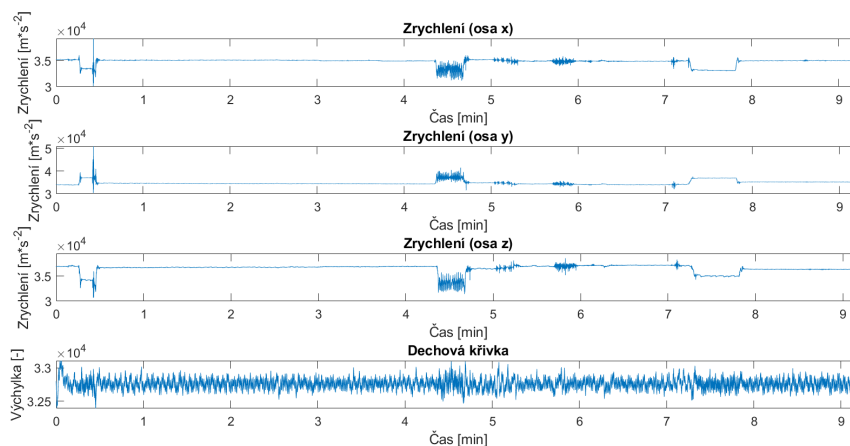


Obr. 6.4: Nasnímané EKG a zrychlení z Farosu.

## 6.5 Snímání pomocí biosignalsplux ergoResearcher

Pomocí tohoto přístroje bylo snímáno zrychlení a dechová křivka. Bitové rozlišení přístroje je 16 bitů a lze snímat se vzorkovací frekvencí až 3 000 Hz. Subjekt měl přístroj po celou dobu v kapse nebo za opaskem. Do zařízení byly zapojeny 4 vstupy. Do třech z nich byl zapojen akcelerometr (svody X, Y a Z) a do čtvrtého vstupu senzor na snímání dechové křivky. Subjekt měl kolem hrudi elastický pás, na který byl připnut piezoelektrický snímač měřící změny objemu hrudníku. Záznam probíhal pomocí aplikace OpenSignals a výsledný soubor ve formátu .txt byl nahrán do

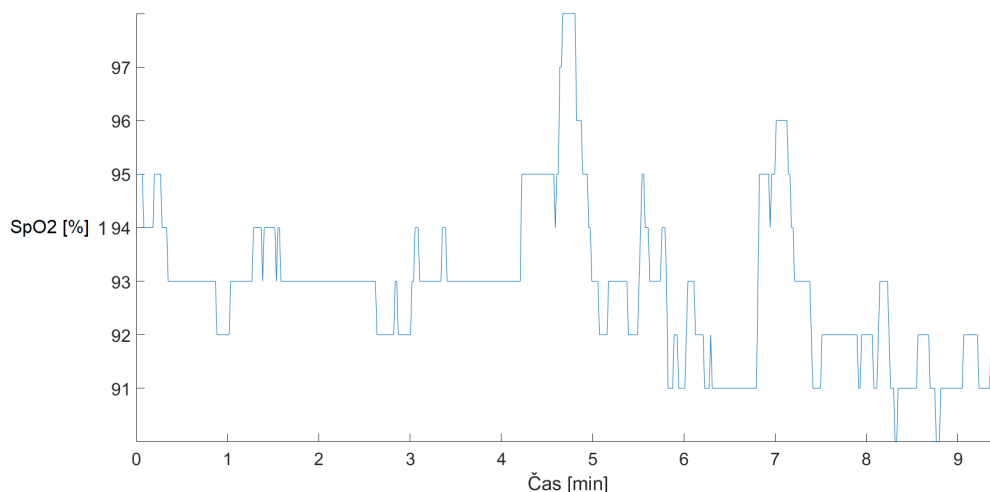
počítače. Následně byl soubor nahrán do prostředí Matlab pomocí funkce *import-data*. Pro snímání dechové křivky i zrychlení pomocí akcelerometru byla nastavená vzorkovací frekvence na 1000 Hz. Záznam můžeme vidět na Obr. 6.5.



Obr. 6.5: Záznam z biosignalsflux.

## 6.6 Snímání saturace krve kyslíkem

Pro snímání saturace kyslíkem byl použit pulzní oxymetr Gima 34340. Zařízení v podobě hodinek si subjekt nasadil na ruku a strčil ukazováček do sondy pro snímání. Snímání probíhalo se vzorkovací frekvencí 1 Hz. Data byla přesunuta do počítače pomocí aplikace Oxymetr Data Manager s koncovkou .csv. Dále byla data nahrána do prostředí Matlab pomocí příkazu *readtable*. Naměřená saturace je na Obr. 6.6.



Obr. 6.6: Saturace krve kyslíkem z pulsního oxymetru.

## 6.7 Měření krevního tlaku a hladiny glykémie

Před měřením byl subjektům změřen krevní tlak pomocí tlakoměru Sanitas SBM 22 a hladiny glykémie pomocí glukometru Fora Diamond Mini. Sanitas SBM 22 měří krevní tlak pomocí oscilometrické metody. Přesnost měření je  $\pm 3$  mmHg. Rozsah měření glukometru Fora je 1,1 - 33,3 mmol/l. Subjektu byla odebrána krev pomocí lancety. Ocelový hrot lancety vystřelí do prstu a subjekt z prstu vymáčkne kapku krve. Kapka krve je nanesena na testovací proužek zasunutý v glukometru. Biorekogniční vrstva testovacího proužku obsahuje enzym GDH-FAD. Glukometr ihned ukáže hodnotu glykémie. Fyziologické hodnoty jsou v rozmezí 3,3 - 6,6 mmol/l nalačno a do 10 mmol/l po jídle.

## 6.8 Synchronizace a uložení dat

Naměřená a zpracovaná data v prostředí Matlab byla třeba sesynchronizovat a uložit do vhodné datové struktury. Kvůli synchronizaci se při každém měření provedl výskok. Výskok způsobil v každém měření peak, podle kterého je možné sesynchronizovat všechny naměřené signály. Jak již bylo zmíněno v kapitole 6.2, signál PPG byl synchronizován pomocí zvukové stopy. Zařízení Faros pro záznam EKG a biosignalplux slouží i jako akcelerometr, na kterém výskok způsobil peak a bylo tak možné provést synchronizaci. Oxymetr nebylo třeba synchronizovat, protože byl spuštěn těsně před provedením výskoku. Takto sesynchronizovaná data byla uložena do buňkového pole spolu s informacemi o měřených subjektech (váha, výška, věk, krevní tlak, glykémie).

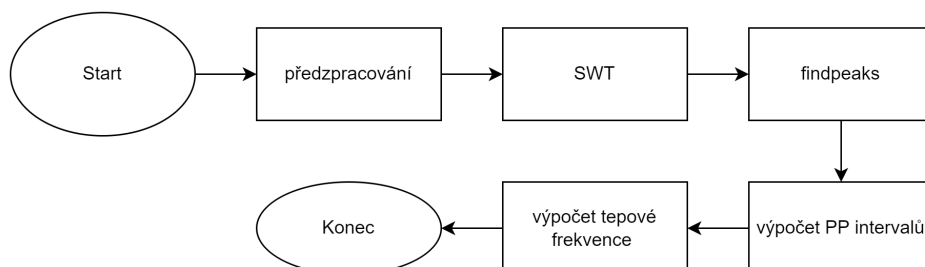
## 6.9 Anotace dat

Uložená data od všech studentů byla poslána pěti anotátorům, kteří je dále upravili a anotovali. Byla odstraněna nekompletní a chybná data a došlo k rozdělení záznamů signálů na úseky o délce 10 vteřin. Takto vzniklo celkem 3894 záznamů. Věk subjektů je od 19 do 76 let, průměrný věk 33 let a medián 23 let. 48,23 % záznamů pochází od mužů a 51,77 % záznamů od žen.

Kvalitu signálů stanovovalo 5 anotátorů, kdy každý signál byl anotován jen jedním anotátorem. Stanovení kvality spočívalo v určení tepové frekvence. Pokud se lišila o více než 5 tepů za minutu oproti referenci, pak byl signál označen jako nekvalitní. V opačném případě byl signál označen jako kvalitní. Referenční tepová frekvence byla stanovena z EKG záznamu.

## 7 Algoritmus pro stanovení tepové frekvence

Algoritmus je založený na rozkladu signálu na frekvenční pásma použitím stacionární vlnkové transformaci (SWT). Tato metoda je blíže popsána v kapitole 5.1. Blokové schéma algoritmu je znázorněno na Obr. 7.1



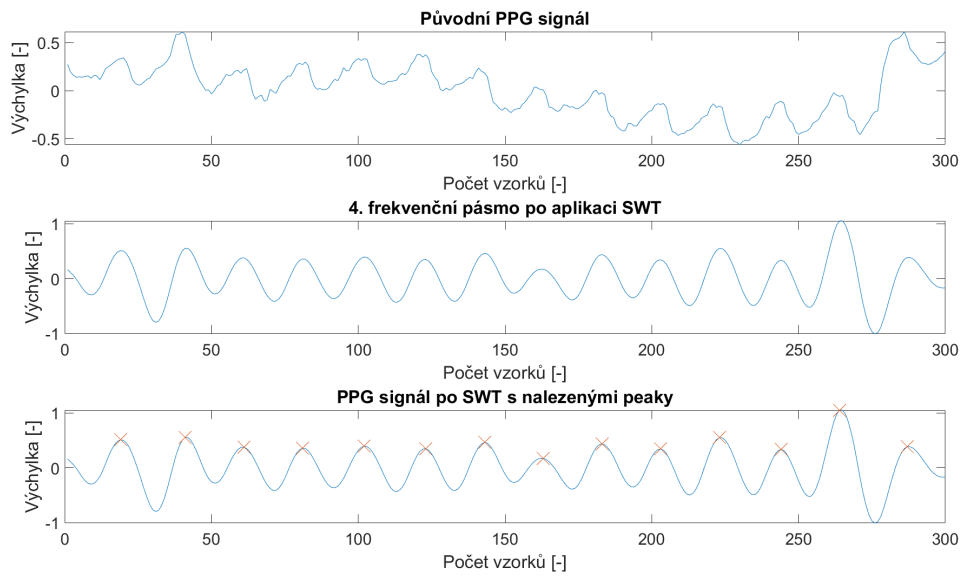
Obr. 7.1: Blokové schéma algoritmu pro stanovení tepové frekvence.

### 7.1 Realizace algoritmu

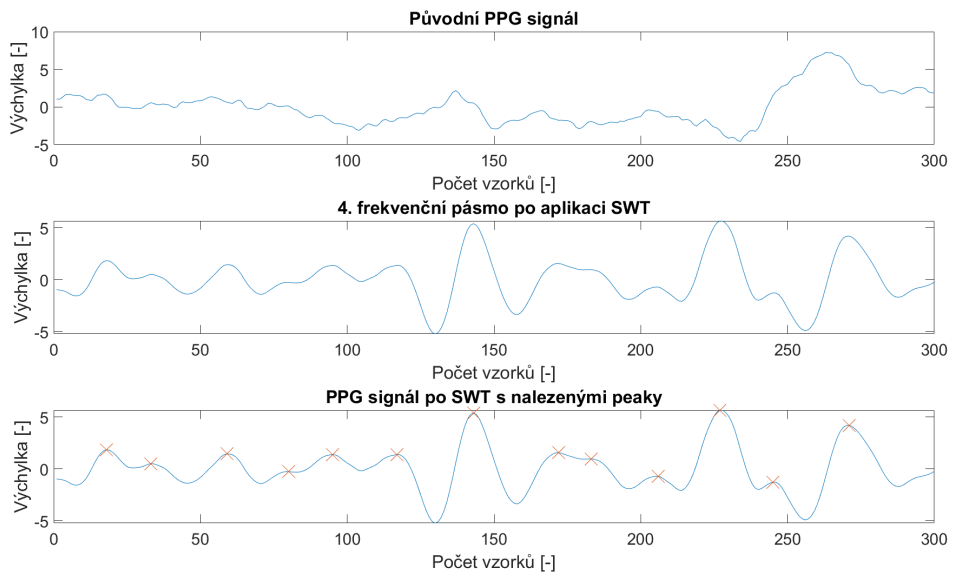
Nejdříve byl PPG signál předzpracován. Byla odstraněna stejnosměrná složka a poté byl signál uměle prodloužen o 10 vzorků na začátku a 10 vzorků na konci pomocí funkce *wextend*. Prodloužení signálu bylo nutné udělat, aby šla aplikovat SWT. Pro funkci *wextend* byl zvolen parametr *sp0*, který umožní rozšíření signálu hladkým průběhem řádu 0. Dalším krokem byl rozklad signálu na 7 frekvenčních pásem pomocí SWT a následné zkrácení signálu na původních 300 vzorků. Předposledním krokem bylo použití funkce *findpeaks* s volitelným parametrem, který zajišťuje, že vzdálenost sousedních peaků musí být větší než 30 vteřin. Do funkce vstupuje pouze čtvrté pásmo SWT a funkce detekuje v úseku signálu peaky, pomocí nichž můžeme v posledním kroku algoritmu vypočítat tepovou frekvenci pomocí vzorce 7.1: [15]

$$HR = \frac{FR}{PP} \times 60, \quad (7.1)$$

kde *FR* je počet snímků za sekundu a *PP* je podle článku [15] průměr vzdáleností sousedních peaků. Pro tento algoritmus byl ale použit místo průměru medián. Ukázka aplikace SWT a detekce peaků pro stanovení tepové frekvence je zobrazeno na Obr. 7.1 pro signál dobré kvality a na Obr. 7.3 pro signál špatné kvality.



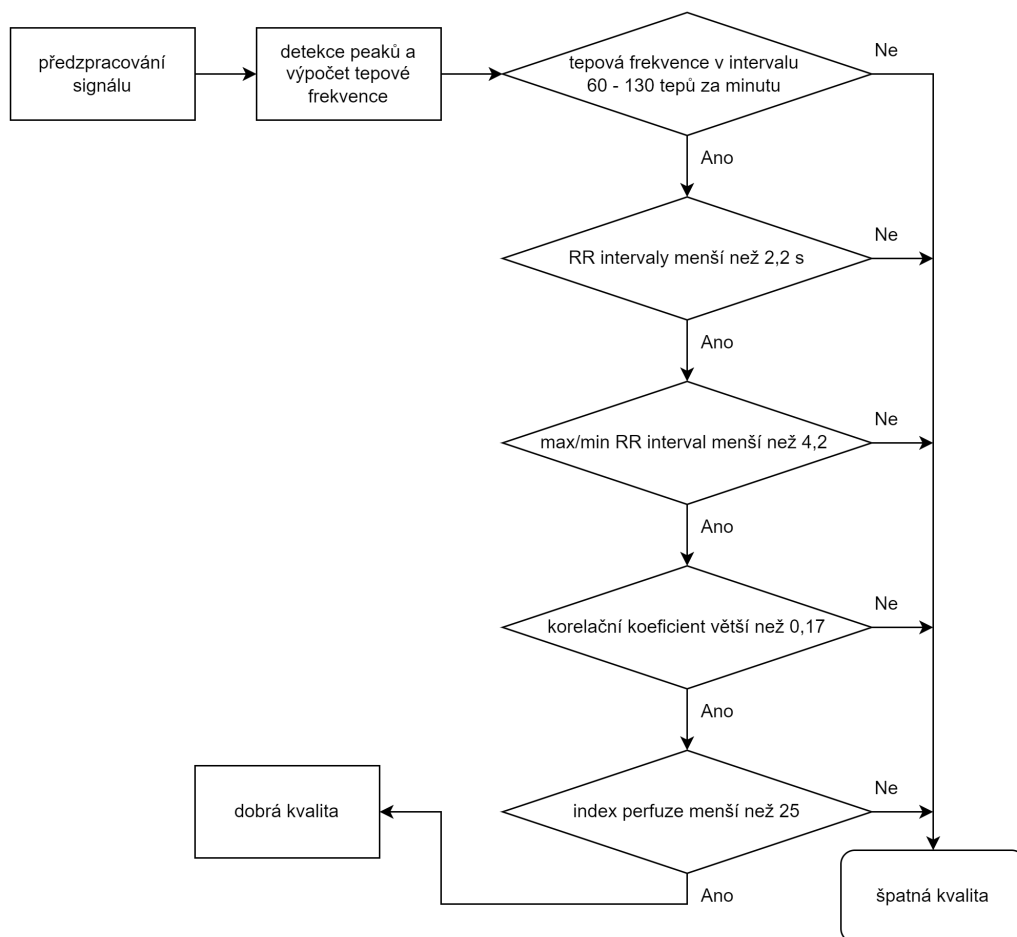
Obr. 7.2: Aplikace SWT na signálu dobré kvality.



Obr. 7.3: Aplikace SWT na signálu špatné kvality.

## 8 Algoritmus pro hodnocení kvality PPG

Při tvorbě algoritmu pro hodnocení kvality PPG byly použity metody založené na fyziologických parametrech zmíněné v kapitole 4.2.2 a metody založené na výpočtu dle matematických vzorců popsané v kapitole 4.2.1. Blokové schéma algoritmu je na Obr. 8.1.

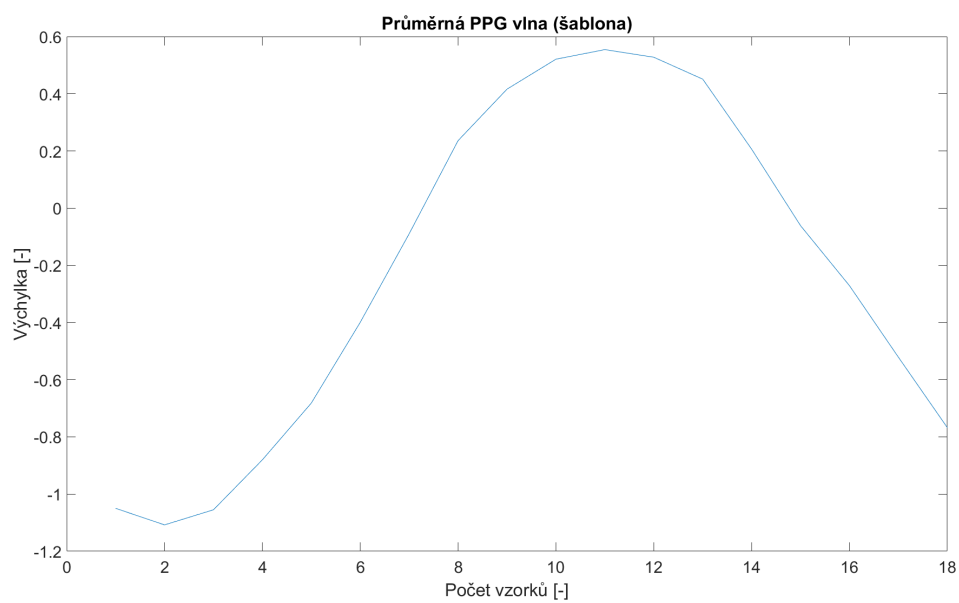


Obr. 8.1: Blokové schéma algoritmu hodnocení kvality.

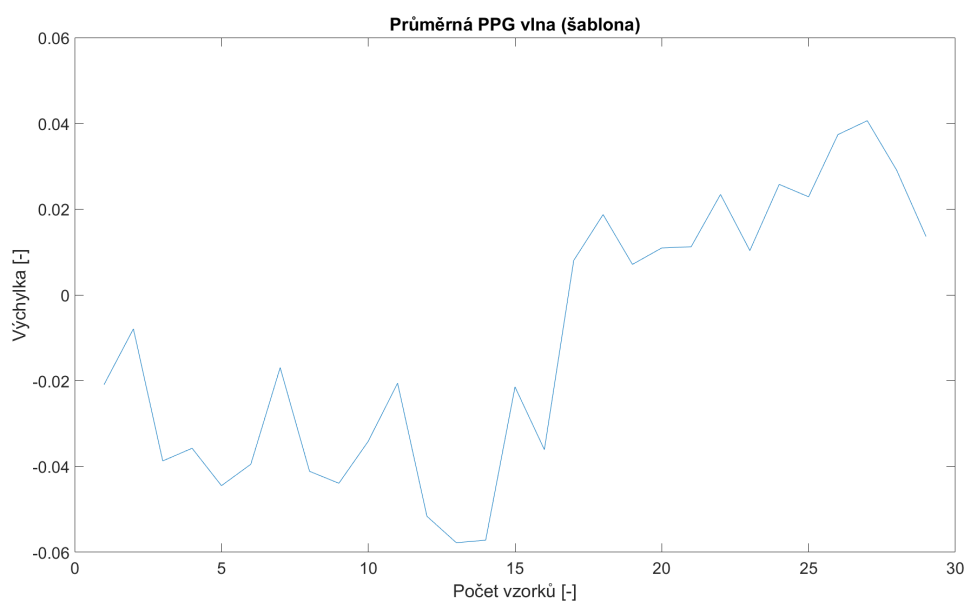


## 8.1 Realizace algoritmu

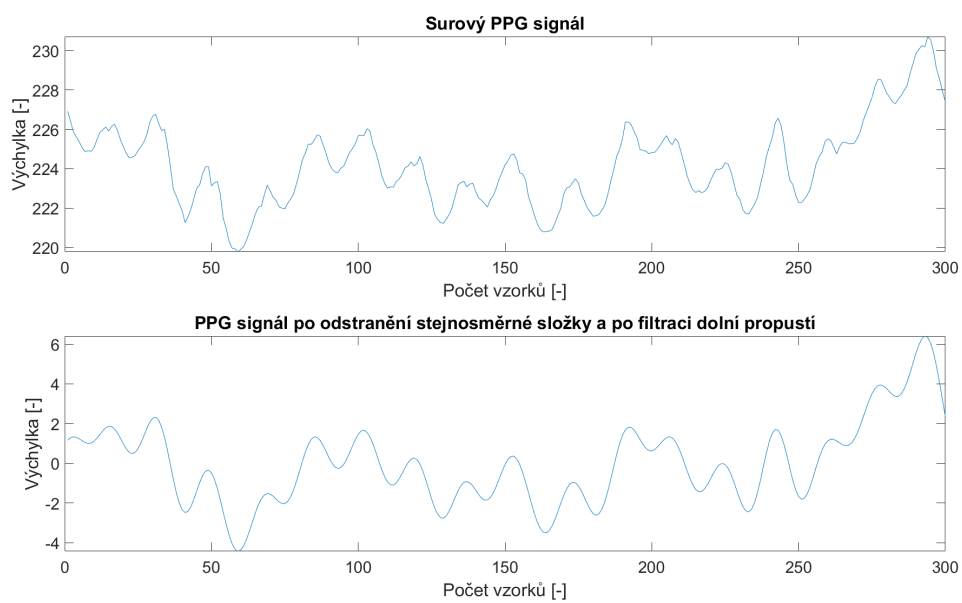
Algoritmus hodnotí kvalitu úseků PPG o délce 10 vteřin. Po načtení PPG signálu došlo nejdříve k jeho předzpracování v podobě odstranění stejnosměrné složky. Následně byla provedena detekce peaků a výpočet tepové frekvence pomocí SWT. Tato metoda je popsána v kapitole 7.1. Dále následovala kaskáda rozhodovacích pravidel. Jakmile signál jedno z nich nesplnil, tak byl automaticky zařazen do kategorie signálů špatné kvality. Pro splnění prvního pravidla musí být tepová frekvence v rozsahu 60 až 130 tepů za minutu. U druhého pravidla byly vypočítány RR intervaly (vzdálenosti po sobě jdoucích peaků). Každý RR interval musí být pro splnění tohoto pravidla menší než 2,2 sekundy. Třetí pravidlo opět pracuje s RR intervaly. Tentokrát je ale porovnán maximální RR interval ku minimálnímu RR intervalu a tato hodnota musí být menší než 4,2. Čtvrté pravidlo zahrnuje template matching a výpočet korelačního koeficientu. Nejdříve byl vypočítán medián vzdáleností RR intervalů, podle kterého byl signál rozdělen na segmenty. Každý segment obsahoval jednu vlnu PPG. Ze všech segmentů byla následně vypočítána průměrná PPG vlna (šablona). Každý segment PPG signálu byl porovnán se šablonou a byl vypočten korelační koeficient. Šablona pro signál dobré kvality je na Obr. 8.2 a šablona pro signál špatné kvality na Obr. 8.3. Pro splnění tohoto pravidla musel být průměrný korelační koeficient větší než 0,17. Pro poslední pravidlo byl použit výpočet indexu perfuze pro PPG z ucha. Výpočet vychází ze vzorce 4.1. Pro výpočet je třeba jak surový PPG signál, u kterého byla pouze odstraněna stejnosměrná složka, tak filtrovaný PPG signál. Pro filtraci byl zvolen FIR filtr typu dolní propust s mezním kmitočtem 1,2 Hz. Ukázka surového a filtrovaného PPG signálu je na Obr. 8.4 pro signál dobré kvality a na Obr. 8.5 pro signál špatné kvality. Původní prahové hodnoty pro jednotlivá pravidla byly převzaty ze zdrojů [7] [13]. Postupně byly však tyto prahy optimalizovány a změněny pro dosažení kvalitnějšího odhadu kvality.



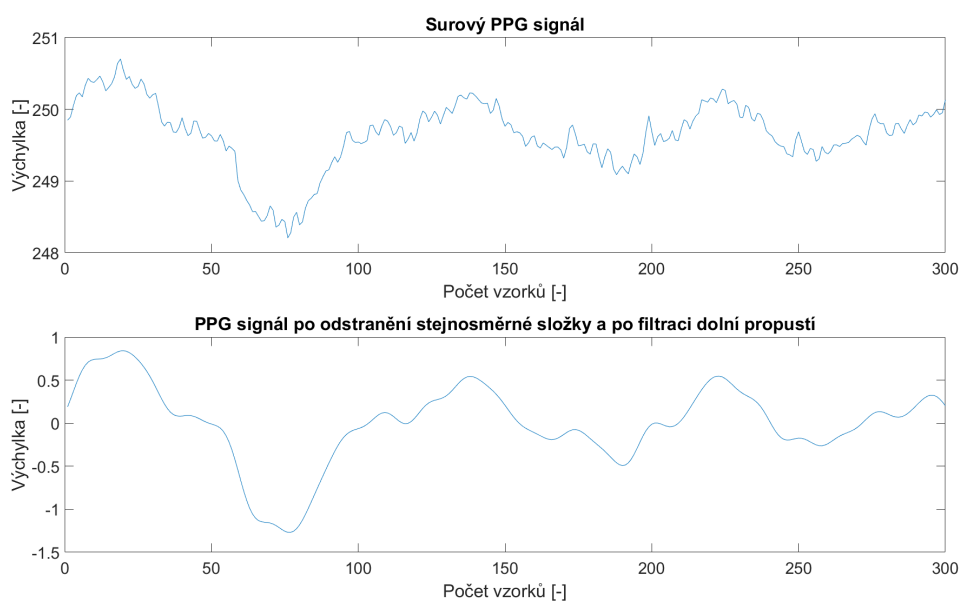
Obr. 8.2: Šablona PPG pro signál dobré kvality.



Obr. 8.3: Šablona PPG pro signál špatné kvality.



Obr. 8.4: Surový a filtrovaný signál PPG dobré kvality.



Obr. 8.5: Surový a filtrovaný signál PPG špatné kvality.

## 9 Vyhodnocení výsledků

Oba algoritmy byly testovány a optimalizovány na dvou databázích. První je databáze Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG), která obsahuje 48 anotovaných signálů PPG naměřených z prstu pomocí chytrého telefonu spolu s referenčními EKG signály. Délka jednotlivých signálů je 10 s. Data byla naměřena z 12 subjektů (6 žen a 6 mužů) ve věku od 21 do 61 let. Pro snímání PPG byla použita vzorkovací frekvence 30 Hz a pro snímání EKG 1000 Hz. Anotace zahrnují tepovou frekvenci a kvalitu signálu vyjádřenou binárně (hodnota 1 pro dobrou kvalitu a hodnota 0 pro špatnou kvalitu). Druhá databáze vznikla jako součást této práce. Snímání dat pro tuto databázi je blíže popsáno v kapitole 6. Po nasnímání byla data odborně anotována a signály byly rozděleny na úseky o délce 10 s. Výsledná databáze tak obsahovala 3894 úseků signálů PPG spolu s indexy, které určovaly zda měření probíhalo v klidu či při různých aktivitách popsanych v Tab. 6.1. Součástí databáze byly anotace, které obsahovaly referenční tepovou frekvenci stanovenou z EKG a kvalitu signálu. Pro testování algoritmu bylo z druhé databáze použito pouze 1962 signálů, které byly naměřeny z ucha. Zbylé signály byly měřeny z prstu. [18] [19]

### 9.1 Stanovení tepové frekvence

Kritérium pro hodnocení správnosti algoritmu pro stanovení tepové frekvence bylo určeno dle normy [20]. Přesnost stanovení tepové frekvence musí být  $\pm 10\%$  nebo  $\pm 5$  tepů za minutu (platí větší z těchto hodnot). Byla vypočítána úspěšnost algoritmu jako poměr signálů splňujících tuto normu ku všem signálům a dále byla vypočítána průměrná absolutní odchylka podle vzorce (9.1):

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |TF_{ai} - TF_i|, \quad (9.1)$$

kde  $TF_{ai}$  je tepová frekvence podle anotace,  $TF_i$  je tepová frekvence vyhodnocená algoritmem a  $N$  je počet signálů. Výpočty byly provedeny jak pro signály dobré kvality (dle anotace), tak pro všechny signály dohromady. Výsledky můžeme vidět v Tab. 9.1 pro databázi BUT PPG a v Tab. 9.2 pro vlastní naměřenou databázi.

Tab. 9.1: Výsledky algoritmu na databázi BUT PPG.

	úspěšnost algoritmu	průměrná odchylka
dobré signály	100 %	0,09 tepů za minutu
všechny signály	81,25 %	7,43 tepů za minutu

Tab. 9.2: Výsledky algoritmu na vlastní databázi.

	úspěšnost algoritmu	průměrná odchylka
<b>dobré signály</b>	85,22 %	4,69 tepů za minutu
<b>všechny signály</b>	45,46 %	12,35 tepů za minutu

## 9.2 Hodnocení kvality

Úspěšnost tohoto algoritmu byla hodnocena na základě výpočtu sensitivity, specificity a přesnosti. Tyto výpočty jsou blíže popsány včetně vzorců pro výpočet v kapitole 4.3. Úspěšnost algoritmu byla opět hodnocena pro obě databáze. Výsledky jsou vidět na Obr. 9.1 pro databázi BUT PPG a na Obr. 9.2 pro vlastní nasnímanou databázi.

		Vyhodnoceno algoritmem		
		kvalita 0	kvalita 1	
Anotované hodnoty	kvalita 0	TP = 11	FN = 2	senzitivita = 84,62 %
	kvalita 1	FP = 3	TN = 32	specifická = 91,43 %
				přesnost = 89,59 %

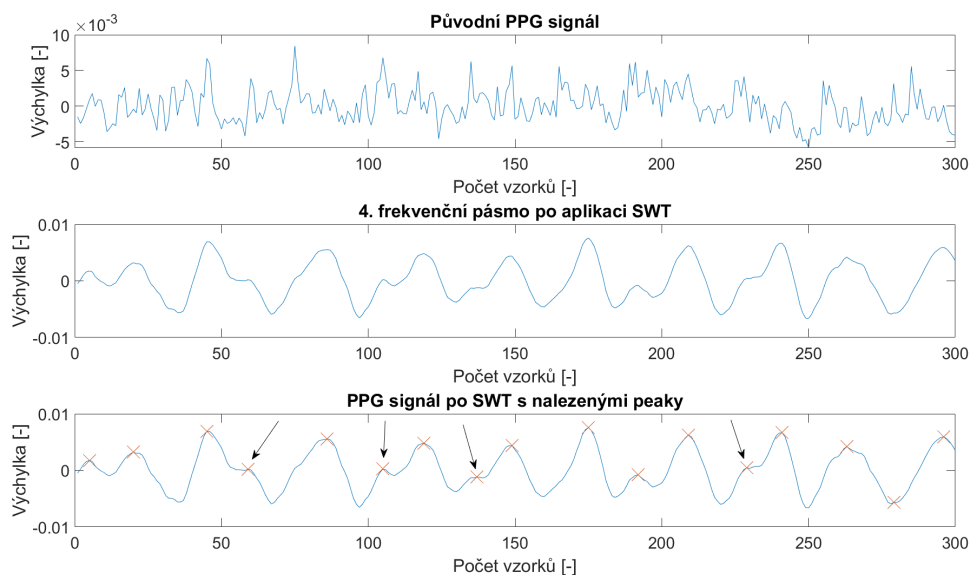
Obr. 9.1: Výsledky algoritmu hodnocení kvality na databázi BUT PPG.

Vyhodnoceno algoritmem				
		kvalita 0	kvalita 1	
Anotované hodnoty	kvalita 0	TP = 1228	FN = 531	senzitivita = 69,81 %
	kvalita 1	FP = 56	TN = 147	specifická = 72,41 %
				přesnost = 70,08 %

Obr. 9.2: Výsledky algoritmu hodnocení kvality na vlastní naměřené databázi.

### 9.3 Diskuze

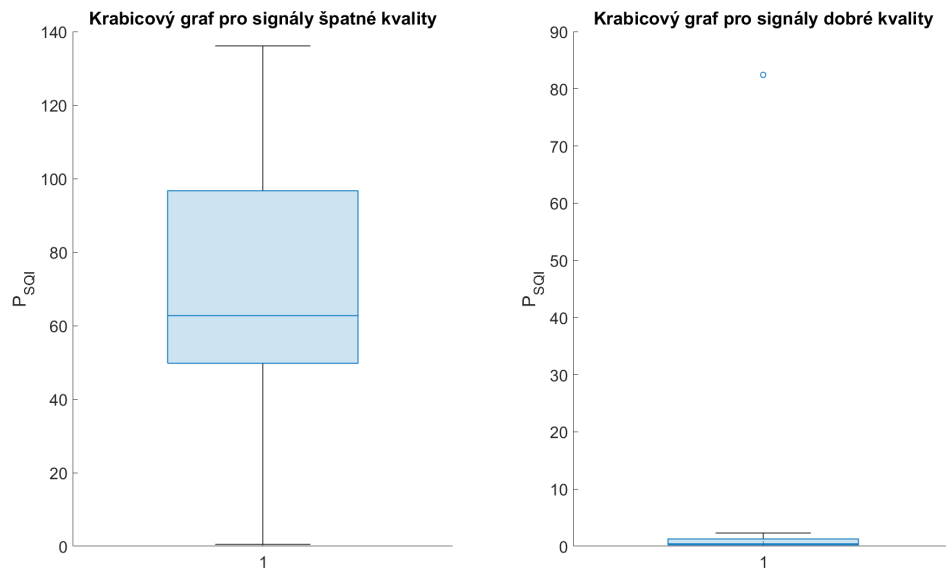
Využití SWT pro hodnocení tepové frekvence mělo, jak můžeme vidět v Tab. 9.1, velkou úspěšnost pro databázi BUT PPG. U kvalitních signálů byla úspěšnost 100 % a průměrná odchylka byla 0,09 tepů za minutu. Na všechny signály bylo použito čtvrté frekvenční pásmo SWT a algoritmus fungoval spolehlivě. Při spuštění na druhé databázi klesla úspěšnost na 85,22 % a průměrná odchylka vzrostla na 4,69 tepů za minutu. Zde mohla chyba nastat špatnou volbou frekvenčního pásma. Tepovou frekvenci u některých signálů lépe vyhodnotilo páté frekvenční pásmo. Nepodařilo se však nastavit vhodný příznak, který by určil, jaké pásmo kdy použít. Další chybu mohla způsobit chybná detekce peaků pomocí funkce *findpeaks*. Ve funkci byl nastaven volitelný parametr zajišťující minimální vzdálenost mezi dvěma peaky nejméně 10 vzorků. Tato vzdálenost by však potřebovala být u některých signálů vyšší, aby nedocházelo k chybné detekci nižších peaků. Ukázka této chyby je na Obr. 9.3. Ke zlepšení by mohlo vést nastavení dalšího volitelného parametru pro minimální výšku peaku. Tento parametr by však pomohl pouze u několika signálů. U většiny signálů by naopak detekci zhoršil a způsobil by tak pokles celkové přesnosti algoritmu. Vhodným řešením by tedy bylo najít vhodný příznak na určení frekvenčního pásma pro použití SWT a příznak, podle kterého by se přizpůsobovala samotná detekce peaků pomocí funkce *findpeaks*.



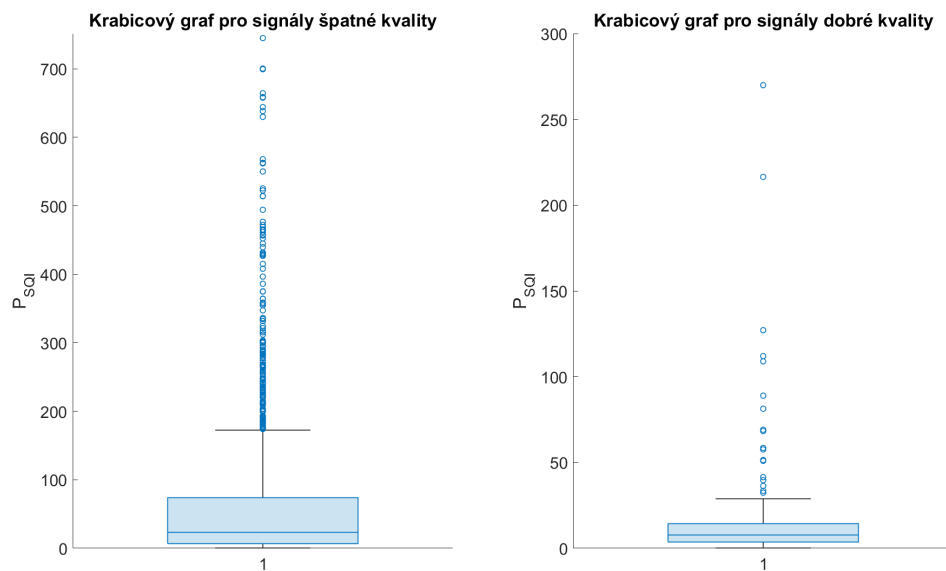
Obr. 9.3: Chybná detekce peaků.

Algoritmus pro hodnocení kvality je sám o sobě zatížen chybou stanovení tepové frekvence, na kterých je založena většina rozhodovacích pravidel. Aby nebyl algoritmus založen pouze na tepové frekvenci, byl přidán výpočet indexu perfuze podle rovnice (4.1). Po výpočtu indexů pro každý signál byl vykreslen krabicový graf jak pro signály anotované jako signály špatné kvality, tak pro signály anotované jako signály dobré kvality. Podle krabicových grafů lze snadno nastavit práh, který rozdělí signály na dobré a špatné. Krabicové grafy pro index perfuze na databázi BUT PPG můžeme vidět na Obr. 9.4. Celková přesnost algoritmu byla 89,59 %. Při spuštění algoritmu na druhé databázi však přesnost klesla na 70,08 %. Chybu způsobila zčásti méně přesná detekce tepové frekvence, na které je založena většina rozhodovacích pravidel. Hlavní chybou zde však byl index perfuze, který nefungoval tak spolehlivě jako u předchozí databáze. Po vykreslení do krabicových grafů se oba grafy z části překrývaly a nebylo tak možné správně nastavit práh, který by kvalitu signálů spolehlivě rozeznal. Krabicové grafy pro vlastní nasnímanou databázi jsou na Obr. 9.5. Příčinou této chyby může být odlišný způsob chování PPG signálu z ucha na rozdíl od PPG signálu nasnímaného z prstu, způsob filtrace signálu nebo jiný způsob anotace než u databáze BUT PPG. Algoritmus se nepodařilo rozšířit o další rozhodovací pravidla, která by fungovala. Byla použita pravidla založená na výpočtu maximální a minimální výchylky signálu, dále výpočet indexu šikmosti, špičatosti a Shannonovy entropie. Žádný z těchto příznaků však nevedl ke zlepšení výsledků algoritmu. Možným řešením by byla lepší filtrace signálu, který hraje roli

ve výpočtu indexu perfuze. Autoři však neuvádí, jakým způsobem je signál filtrován. Dalším možným řešením by bylo zvolení zcela jiné metody. Například metody založené na konvoluční neuronové síti.



Obr. 9.4: Krabicové grafy indexu perfuze databáze BUT PPG.



Obr. 9.5: Krabicové grafy indexu perfuze vlastní nasnímané databáze.



Z celkem 1962 naměřených signálů PPG z ucha je dle anotací pouze 203 signálů dobré kvality a lze je použít na podrobnější analýzu jako například určení tepové frekvence. Zbylých 1759 signálů je špatné kvality. Z těchto výsledků můžeme usoudit, že měření PPG z ucha není spolehlivé. Vliv na měření mají jednak pohybové artefakty, osvětlení, ale i samotné měření z ucha. V druhé části databáze, která byla měřena z prstu, je poměr dobrých a špatných signálů výrazně lepší.

Porovnání výsledků s ostatními autory je v Tab. 9.3. U autora [17] je průměrná odchylka srovnatelná s odchylkou vlastního algoritmu. Autor použil metodu popsanou v kapitole 5.2. Odchylka metody založené na konvoluční neuronové síti z článku [21] má odchylku výrazně vyšší. To je však způsobeno měřením při náročnějších fyzických aktivitách jako běhání, jízda na kole, hraní stolního fotbalu nebo chůze po schodech. Výrazně menší odchylku můžeme vidět u [22]. Rozdíl průměrné odchylky je dán použitím komplexnějšího algoritmu založeného na hlubokém učení.

Tab. 9.3: Srovnání algoritmu s ostatními autory.

	<b>vlastní algoritmus</b>	<b>[17]</b>	<b>[21]</b>	<b>[22]</b>
<b>průměrná odchylka [tepy/min]</b>	4,69	3	7,47	0,47

V Tab. 9.4 můžeme vidět vliv jednotlivých artefaktů na kvalitu signálů. Nej kvalitnějších signálů bylo dle výsledků možné dosáhnout přitlačením telefonu k uchu. Výsledky byly dokonce lepší než při měření v klidu. Naopak nejhorší kvalita signálů byla při chůzi, mluvení a změně světla. Kvalita signálů při pohybu telefonu po uchu, kašli a smíchu byla podobná.

Tab. 9.4: Vliv artefaktů na kvalitu signálu.

	<b>kvalita 1</b>	<b>kvalita 0</b>	<b>poměr kvalitních signálů</b>
<b>klid</b>	181	1189	7,64 %
<b>přitlačení k uchu</b>	10	64	13,51 %
<b>pohyb po uchu</b>	3	71	4,05 %
<b>chůze</b>	0	74	0 %
<b>kašel</b>	3	71	4,05 %
<b>smích</b>	3	71	4,05 %
<b>změna světla</b>	2	146	1,35 %
<b>mluvení</b>	1	73	1,35 %

## 10 Závěr

Práce je tvořena teoretickou částí, která zahrnuje základní poznatky o srdci, EKG, PPG, metodách pro stanovení kvality PPG a stanovení tepové frekvence z PPG.

V praktické části je popsán proces snímání a zpracování dat v podobě signálů EKG, PPG z ucha, zrychlení, dechové křivky, krevního tlaku a hladiny glykémie. Z takto naměřených dat od čtyř studentů vznikla databáze, která byla následně anotována. Dále praktická část obsahuje vlastní řešení algoritmů pro stanovení tepové frekvence a hodnocení kvality signálu.

Algoritmus pro hodnocení kvality zahrnuje kaskádu rozhodovacích pravidel založených na tepové frekvenci, ale i výpočet indexu perfuze, který bývá označován jako zlatý standard. Algoritmus fungoval poměrně spolehlivě na databázi BUT PPG, kde byla přesnost algoritmu 89,59 %, sensitivita 84,62 % a specifická 91,43 %. Při spuštění na vlastní nasnímané databázi byly však výsledky horší a přesnost klesla na 70,08 %. Sensitivita vyšla 69,81 % a specifická 72,41 %. Kvalita signálu je důležitý parametr pro další analýzu PPG jako například stanovení tepové frekvence.

Algoritmus pro stanovení tepové frekvence je založen na použití stacionární vlnkové transformace. Signál byl rozložen na frekvenční pásma a ve čtvrtém frekvenčním pásmu byla provedena detekce peaků a pomocí výpočtu určena tepová frekvence. Průměrná odchylka byla 0,09 tepů za minutu na první databázi a 4,69 tepů za minutu na druhé databázi.

Poslední část práce zahrnuje zhodnocení dosažených výsledků algoritmů a diskuzi. Tam jsou popsány možné chyby a nedostatky použitých algoritmů, srovnání algoritmu pro stanovení tepové frekvence s ostatními autory a celkové využití snímání PPG z ucha pomocí chytrého telefonu. Snímání PPG z ucha se ukázalo jako málo spolehlivé, protože většina signálů měla špatnou kvalitu a nelze je použít na další analýzu.

# Literatura

- [1] WARD, Jeremy a Roger LINDEN. *Základy fyziologie*. Praha: Galén, c2010. ISBN 978-80-7262-667-0.
- [2] HOLIBKOVÁ, Alžběta a Stanislav LAICHMAN. *Přehled anatomie člověka*. 5. vyd. Olomouc: Univerzita Palackého v Olomouci, 2010. ISBN 978-80-244-2615-0.
- [3] MOUREK, Jindřich. *Fyziologie: učebnice pro studenty zdravotnických oborů*. 2., dopl. vyd. Praha: Grada, 2012. Sestra (Grada). ISBN 978-80-247-3918-2.
- [4] Národní zdravotnický informační portál [online]. Praha: Ministerstvo zdravotnictví ČR a Ústav zdravotnických informací a statistiky ČR, 2021 [cit. 15.11.2021].
- [5] MORNSTEIN, Vojtěch. *Lékařská fyzika a biofyzika*. Brno: Masarykova univerzita, 2018. ISBN 978-80-210-8984-6.
- [6] KOZUMPLÍK, Jiří. *Analýza biologických signálů 1* Brno, Vysoké učení technické, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2018.
- [7] 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.
- [8] ALLEN, John. *Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement*. Physiological Measurement [online]. 2007, 28(3), R1-R39 [cit. 2021-11-11]. ISSN 0967-3334. Dostupné z: doi:10.1088/0967-3334/28/3/R01.
- [9] LANDREANI, Federica, Damien GOLIER, Amin HOSSEIN, Jérémy RABINEAU, Philippe VAN DE BORNE, Enrico CAIANI a Pierre-François MIGEOTTE. *Heartbeat Detection Using Three-Axial Seismocardiogram Acquired by Mobile Phone* [online]. [cit. 2021-11-10]. Dostupné z: doi:10.22489/CinC.2018.215.
- [10] NEMCOVA, Andrea, Ivana JORDANOVA, Martin VARECKA, Radovan SMISEK, Lucie MARSANOVA, Lukas SMITAL a Martin VITEK. *Monitoring of heart rate, blood oxygen saturation, and blood pressure using a smartphone*. Bio-medical Signal Processing and Control [online]. 2020, 59 [cit. 2021-11-09]. ISSN 17468094. Dostupné z: doi:10.1016/j.bspc.2020.101928.

- [11] KOLÁŘ, Radim. *Lékařská diagnostická technika*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2007.
- [12] TABELI, Fatemehsadat, Rifat ZAMAN, Kamrul H. FOYSAL, Rajnish KUMAR, Yeeseok KIM, Jo Woon CHONG a Wajid MUMTAZ. *A novel diversity method for smartphone camera-based heart rhythm signals in the presence of motion and noise artifacts*. PLOS ONE [online]. 2019, 14(6) [cit. 2021-11-11]. ISSN 1932-6203. Dostupné z: doi:10.1371/journal.pone.0218248.
- [13] ELGENDI, Mohamed. *Optimal Signal Quality Index for Photoplethysmogram Signals*. Bioengineering [online]. 2016, 3(4) [cit. 2021-11-09]. ISSN 2306-5354. Dostupné z: doi:10.3390/bioengineering3040021.
- [14] NAEINI, Emad Kasaeyan, Iman AZIMI, Amir M. RAHMANI, Pasi LILJEBERG a Nikil DUTT. *A Real-time PPG Quality Assessment Approach for Healthcare Internet-of-Things*. Procedia Computer Science [online]. 2019, 151, 551-558 [cit. 2021-12-16]. ISSN 18770509. Dostupné z: doi:10.1016/j.procs.2019.04.074.
- [15] NĚMCOVÁ Andrea, Martin VÍTEK. *Application of SWT for Heart Rate Monitoring Using Smartphone Camera*. [online]. Mikulov: IEEE Student Branch Conference, 2017.
- [16] GALLI, Alessandra, Guglielmo FRIGO, Claudio NARDUZZI a Giada GIORGI. *Robust estimation and tracking of heart rate by PPG signal analysis*. In: 2017 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) [online]. IEEE, 2017, 2017, s. 1-6 [cit. 2021-11-10]. ISBN 978-1-5090-3596-0. Dostupné z: doi:10.1109/I2MTC.2017.7969715.
- [17] SIDDIQUI, Sarah Ali, Yuan ZHANG, Zhiquan FENG a Anton KOS. *A Pulse Rate Estimation Algorithm Using PPG and Smartphone Camera*. Journal of Medical Systems [online]. 2016, 40(5) [cit. 2021-11-13]. ISSN 0148-5598. Dostupné z: doi:10.1007/s10916-016-0485-6.
- [18] NĚMCOVÁ, Andrea, SMÍŠEK, Radovan, VARGOVÁ, Enikö, MARŠÁNOVÁ, Lucie, VÍTEK, Martin a SMITAL, Lukáš. (2021). *Brno University of Technology Smartphone PPG Database (BUT PPG)* (version 1.0.0). PhysioNet. Dostupné z: <https://doi.org/10.13026/7vy8-av04>.

- [19] GOLDBERG, Louis, AMARAL, Luis, GLASS, Leon, HAUSDORF, Jeffrey, IVANOV, Plamen, MARK, Roger. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* [Online]. 101 (23), pp. e215–e220."(2000).
- [20] 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.
- [21] REISS, Attila, Ina INDLEKOFER, Philip SCHMIDT a Kristof VAN LAERHOVEN. Deep PPG: Large-Scale Heart Rate Estimation with Convolutional Neural Networks. *Sensors* [online]. 2019, 19(14) [cit. 2022-05-23]. ISSN 1424-8220. Dostupné z: doi:10.3390/s19143079
- [22] 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* [online]. 2021, 21(23), 27106-27115 [cit. 2022-05-23]. ISSN 1530-437X. Dostupné z: doi:10.1109/JSEN.2021.3123243

## Seznam symbolů a zkratek

<b>AC</b>	pulzující složka
<b>ASNS</b>	aktivita sympatického nervového systému
<b>BUT PPG</b>	Brno University of Technology Smartphone PPG Database
<b>CNN</b>	konvoluční neuronová síť
<b>DC</b>	nepulzující složka
<b>EKG</b>	elektrokardiogram, elektrokardiografie
<b>Eq</b>	ekvalizér
$E_{SQI}$	index entropie
<b>FIR</b>	filtry s konečnou impulsní charakteristikou
<b>HR</b>	tepová frekvence
<b>HRV</b>	variabilita srdečního rytmu
<b>IIR</b>	filtry s nekonečnou impulsní charakteristikou
$K_{SQI}$	index strmosti
<b>LED</b>	elektroluminiscenční dioda
$N_{SQI}$	index poměru signálu k šumu
<b>PPG</b>	fotopletysmogram
<b>PRV</b>	variabilita tepové frekvence
$P_{SQI}$	index perfuze
<b>ROI</b>	oblast zájmu
<b>SQI</b>	index kvality signálu
$S_{SQI}$	index šikmosti
<b>SWT</b>	stacionární vlnková transformace