



# 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

## ANALÝZA HRV ZALOŽENÁ NA PPG SIGNÁLU

HRV ANALYSIS BASED ON PPG SIGNAL

### DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

### AUTOR PRÁCE

AUTHOR

**Bc. Žaneta Martinů**

### VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

**Ing. Lukáš Smital, Ph.D.**

**BRNO 2023**

# Diplomová práce

magisterský navazující studijní program **Biomedicínské inženýrství a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

**Studentka:** Bc. Žaneta Martinů

**ID:** 208876

**Ročník:** 2

**Akademický rok:** 2022/23

**NÁZEV TÉMATU:**

## **Analýza HRV založená na PPG signálu**

### **POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:**

1) Seznamte se základními metodami a principy analýzy variability srdečního rytmu (HRV). Proveďte rešerši v oblasti využitelnosti PPG signálů k HRV analýze. 2) Najděte vhodnou databázi synchronně měřených EKG a PPG signálů, případně si naměřte vlastní databázi přístroji zapůjčenými na UBMI. 3) Navrhněte a realizujte detektor systolických a diastolických vrcholů v PPG signálu. Ověřte jeho funkčnost a zhodnoťte jeho spolehlivost na vhodných datech. 4) Navrhněte vhodné příznaky HRV analýzy v časové i frekvenční oblasti. Tyto příznaky odvoďte jak na základě EKG, tak PPG signálu a vzájemně vhodným způsobem porovnejte. 5) Proveďte zhodnocení úspěšnosti HRV analýzy vycházející z PPG signálu a diskutujte její přesnost a použitelnost v praxi.

### **DOPORUČENÁ LITERATURA:**

[1] VADREVVU, S. a MANIKANDAN, M. S. A Robust Pulse Onset and Peak Detection Method for Automated PPG Signal Analysis System. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 68(3), 807–817, 2019. doi: 10.1109/tim.2018.2857878.

[2] ALGHOUL, K., ALHARTHI, S., AL OSMAN, H. a EL SADDIK, A. Heart Rate Variability Extraction From Videos Signals: ICA vs. EVM Comparison. IEEE Access, 5, 4711–4719, 2017. doi: 10.1109/access.2017.2678521.

**Termín zadání:** 6.2.2023

**Termín odevzdání:** 22.5.2023

**Vedoucí práce:** Ing. Lukáš Smital, Ph.D.

**prof. Ing. Valentine Provazník, Ph.D.**  
předseda rady studijního programu

### **UPOZORNĚNÍ:**

Autor diplomové práce nesmí při vytváření diplomové 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**

Diplomová práce se zabývá detekcí systolického a diastolického vrcholu pulzních vln fotopletysmografické databáze. Detektory jsou implementovány v prostředí MATLAB. Druhá část diplomové práce využívá rozměření fotopletysmografického signálu pro určení variability tepové frekvence. Posledním bodem diplomové práce je zhodnocení využití variability tepové frekvence a její porovnání oproti variabilitě srdečního rytmu.

## **KLÍČOVÁ SLOVA**

Variabilita srdečního rytmu, variabilita tepové frekvence, fotopletysmografie, PPG, pulzní vlna, systolický vrchol, diastolický vrchol.

## **ABSTRACT**

The thesis deals with the detection of systolic and diastolic peaks of pulse waves in a photoplethysmographic database. The detectors are implemented in MATLAB. The following part of the thesis uses the signal delineation of the photoplethysmographic signal to determine pulse rate variability. The final part of the thesis evaluates the use of pulse rate variability and compares it to the heart rate variability.

## **KEYWORDS**

Heart rate variability, pulse rate variability, photoplethysmography, PPG, pulse wave, systolic peak, diastolic peak.

MARTINŮ, Žaneta. *Analýza HRV založená na PPG signálu*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2023, 93 s. Diplomová práce. Vedoucí práce: Ing. Lukáš Smital, PhD.

## Prohlášení autora o původnosti díla

**Jméno a příjmení autora:** Bc. Žaneta Martinů  
**VUT ID autora:** 208876  
**Typ práce:** Diplomová práce  
**Akademický rok:** 2022/23  
**Téma závěrečné práce:** Analýza HRV založená na PPG signálu

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracovala 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 autorka uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušila autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhla nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědoma 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 autorky\*

---

\*Autor podepisuje pouze v tištěné verzi.

## PODĚKOVÁNÍ

Ráda bych poděkovala vedoucímu diplomové práce panu Ing. Lukáši Smitalovi, Ph.D. za odborné vedení, konzultace, trpělivost a podnětné návrhy k práci.

# Obsah

Úvod	13
<b>1 Variabilita srdečního rytmu (HRV)</b>	<b>14</b>
1.1 Autonomní nervový systém a variabilita srdečního rytmu . . . . .	14
1.2 Metody popisu variability srdečního rytmu . . . . .	15
1.2.1 Analýza variability srdečního rytmu v časové oblasti . . . . .	16
1.2.2 Analýza srdeční variability ve frekvenční oblasti . . . . .	19
1.2.3 Nelineární hodnocení variability srdečního rytmu . . . . .	21
<b>2 Fotopletysmografie (PPG)</b>	<b>23</b>
2.1 Snímání fotopletysmografické křivky . . . . .	23
2.2 Fotopletysmografický signál . . . . .	24
2.3 Pulzní vlna . . . . .	25
2.4 Variabilita tepové frekvence . . . . .	26
<b>3 Databáze</b>	<b>28</b>
3.1 Databáze pro vyhodnocení detekce vrcholů . . . . .	28
3.2 Databáze pro HRV analýzu . . . . .	29
<b>4 Analýza fotopletysmografického signálu</b>	<b>30</b>
4.1 Předzpracování signálu . . . . .	31
4.2 Detekce systolického vrcholu . . . . .	34
4.2.1 Adaptive Threshold Method . . . . .	35
4.2.2 Auto-Threshold Peak Detection . . . . .	37
4.2.3 Automatic Multi-Scale Peak Detection . . . . .	39
4.2.4 Optimalizace algoritmu AMPD . . . . .	42
4.3 Vyhodnocení detekce systolického vrcholu . . . . .	43
4.3.1 Určení rychlosti sklonu pro ATM . . . . .	44
4.3.2 Určení velikosti okna pro AMPD . . . . .	45
4.3.3 Porovnání konzistence anotovaných značek mezi experty . . . . .	48
4.3.4 Porovnání úspěšnosti detekce jednotlivých detektorů . . . . .	49
4.4 Detekce diastolického vrcholu . . . . .	52
4.4.1 Detekce na základě druhé derivace . . . . .	52
4.4.2 Vyhodnocení detekce diastolického vrcholu . . . . .	54
<b>5 Analýza HRV a PRV</b>	<b>57</b>
5.1 Referenční body pro PRV analýzu . . . . .	57
5.2 Analýza parametrů HRV a PRV v časové oblasti . . . . .	59

5.2.1	Porovnání parametrů HRV a PRV v časové oblasti . . . . .	60
5.2.2	Diskuse . . . . .	64
5.3	Analýza parametrů HRV a PRV ve frekvenční oblasti . . . . .	64
5.3.1	Výpočet výkonového spektra . . . . .	66
5.3.2	Porovnání parametrů HRV a PRV ve frekvenční oblasti . . . . .	67
5.3.3	Diskuse . . . . .	72
5.4	Výpočet parametrů pro nelineární metody . . . . .	73
5.4.1	Výpočet Poincarého mapy . . . . .	73
5.4.2	Výpočet histogramu srdečních intervalů . . . . .	74
5.4.3	Porovnání parametrů HRV a PRV pro nelineární metody . . . . .	75
5.4.4	Diskuse . . . . .	78
	<b>Závěr</b>	<b>80</b>
	<b>Literatura</b>	<b>82</b>
	<b>Seznam symbolů a zkratk</b>	<b>88</b>
	<b>Seznam příloh</b>	<b>90</b>
	<b>A Výsledky hodnocení jednotlivých záznamů pro AMPD, ATM a ATPD</b>	<b>91</b>

# Seznam obrázků

1.1	HRV signály při různých emočních stavech zdravého pacienta. . . . .	15
1.2	Výkonové spektrum odpovídající pětiminutovému záznamu. (a) Výkonové spektrum odpovídající dvacetičtyřhodinovému záznamu. (b) .	20
1.3	Poincarého mapa pro pětiminutový záznam se zobrazenými metrikami SD1 a SD2. . . . .	21
1.4	Zobrazení NN histogramu (D). . . . .	22
2.1	Ukázka transmisního a reflexního PPG detektoru. . . . .	24
2.2	Zjednodušené zobrazení složek záznamu PPG při snímán. . . . .	24
2.3	Charakteristická pulzní vlna PPG křivky. . . . .	25
2.4	Zobrazení odvození interbeat intervalu z PPG signálu pomocí systolického vrcholu jako referenčního bodu. . . . .	26
4.1	Blokový diagram obecného detektoru vrcholů signálu. . . . .	30
4.2	Blokový diagram MODWT rozkladu. . . . .	31
4.3	Ukázka jednotlivých rozkladových pásem po aplikaci MODWT na signál PPG. . . . .	33
4.4	Vyfiltrovaný signál PPG pomocí nulování koeficientů MODWT. . . . .	34
4.5	Záznam PPG s výraznými rozdíly pohybových artefaktů a nezašuměného signálu. . . . .	35
4.6	Ukázka určeného adaptivního prahu pro záznam PPG. . . . .	36
4.7	Ukázka určeného prahu pro ATPD pro záznam PPG. . . . .	38
4.8	Blokový diagram obecného algoritmu AMPD. . . . .	39
4.9	Ukázka výpočtů metody AMPD. . . . .	41
4.10	Závislost úspěšnosti detekce a časové náročnosti AMPD na volbě velikosti okna. . . . .	47
4.11	Porovnání anotovaných značek určených experty DT a JM pro druhý záznam $SpO_2$ . . . . .	48
4.12	Ukázka detekce navržených detektorů v nezašuměném úseku ABP. . . . .	51
4.13	Ukázka detekce navržených detektorů v úseku obsahující šum signálu $SpO_2$ . . . . .	51
4.14	Pulzní vlna a její derivace signálu ABP. . . . .	53
4.15	Detekce diastolického vrcholu nezašuměného segmentu signálu ABP. . . . .	54
4.16	Detekce diastolického vrcholu zašuměného segmentu signálu ABP . . . . .	55
4.17	Detekce diastolického vrcholu signálu $SpO_2$ . . . . .	56
4.18	První a druhá derivace pulzní vlny signálu $SpO_2$ . . . . .	56
5.1	Histogram délek srdečních intervalů. . . . .	58
5.2	Histogram délek kvalitních úseků. . . . .	59
5.3	Rozložení parametrů v časové oblasti pro všechny vybrané záznamy. . . . .	61

5.4	Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG v časové oblasti. . . . .	63
5.5	Ukázka výkonového spektra srdečních intervalů PPG a EKG signálu. . . . .	67
5.6	Rozložení parametrů ve frekvenční oblasti pro všechny vybrané záznamy při výběru segmentů o délce 60 s a více. . . . .	69
5.7	Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG ve frekvenční oblasti při výběru segmentů o délce 60 s a více. . . . .	70
5.8	Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG ve frekvenční oblasti při výběru segmentů o délce 120 s a více. . . . .	71
5.9	Poincarého mapa PPG a EKG. . . . .	74
5.10	Histogram srdečních intervalů PPG a EKG. . . . .	75
5.11	Rozložení parametrů pro nelineární metody pro všechny vybrané záznamy při výběru segmentů o délce 30 s a více. . . . .	76
5.12	Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG pro nelineární metody při výběru segmentů o délce 30 s a více. . . . .	77

# Seznam tabulek

1.1	Rozsah frekvenčních pásem pro HRV analýzu. . . . .	16
1.2	Přehled parametrů HRV v časové oblasti. . . . .	18
1.3	Přehled parametrů HRV ve frekvenční oblasti. . . . .	19
4.1	Frekvenční rozsah jednotlivých vlnkových koeficientů. . . . .	32
4.2	Zhodnocení úspěšnosti detekce ATP pro různou rychlost změny sklonu. . . . .	45
4.3	Zhodnocení úspěšnosti detekce a časové náročnosti AMPD pro různou velikost okna. . . . .	46
4.4	Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD a optimalizované AMPD pro velikost okna 4 500 vzorků. . . . .	47
4.5	Celkové hodnocení úspěšnosti mezi dvěma experty DT a JM. . . . .	48
4.6	Celkové hodnocení úspěšnosti detekce detektorů AMPD, ATM a ATPD vůči anotovaným značkám expertem DT. . . . .	49
4.7	Celkové hodnocení úspěšnosti detekce detektorů AMPD, ATM a ATPD vůči anotovaným značkám expertem JM. . . . .	49
4.8	Porovnání přesnosti detektorů s daty jiných autorů. . . . .	50
5.1	Počet kvalitních segmentů PPG pro každý záznam omezený minimální délkou 30 s. . . . .	60
5.2	Interpretace síly korelace. . . . .	62
5.3	Korelace mezi jednotlivými parametry v časové oblasti s referenčními parametry. . . . .	62
5.4	Počet kvalitních segmentů PPG pro každý záznam omezený minimální délkou 60 s a 120 s. . . . .	65
5.5	Korelace mezi jednotlivými parametry ve frekvenční oblasti s referenčními parametry při výběru segmentů o délce 60 s a více. . . . .	68
5.6	Korelace mezi jednotlivými parametry pro nelineární metody s referenčními parametry při výběru segmentů o délce 30 s a více. . . . .	77
A.1	Zhodnocení úspěšnosti mezi dvěma experty DT a JM. . . . .	91
A.2	Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD proti anotovaným značkám expertem DT. . . . .	91
A.3	Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD proti anotovaným značkám expertem JM. . . . .	91
A.4	Zhodnocení úspěšnosti detekce ATM proti anotovaným značkám expertem DT. . . . .	92
A.5	Zhodnocení úspěšnosti detekce ATM proti anotovaným značkám expertem JM. . . . .	92
A.6	Zhodnocení úspěšnosti detekce ATPD proti anotovaným značkám expertem DT. . . . .	92

A.7 Zhodnocení úspěšnosti detekce ATPD proti anotovaným značkám expertem JM. . . . .	93
--	----

# Úvod

Autonomní nervový systém je součástí centrální nervové soustavy a reguluje viscerální funkce lidského těla. Variabilita srdečního rytmu (*Heart Rate Variability*, HRV) může odrážet nejenom poruchy spojené s autonomním systémem, ale i komplexní interakce mezi mozkiem a kardiovaskulárním systémem. Zvýšená variabilita srdečního rytmu je spjata s dobrým zdravotním stavem, zatímco snížená variabilita srdečního rytmu může naznačovat patologické změny.

Fotopletysmografie (PPG) je cenově dostupná optická metoda, která je jednoduchá, neinvazivní a přenosná. Tato metoda se využívá k monitorování změn objemu krve v mikrovaskulárním řečišti tkáně. Zájem o tuto technologii vede k pokroku metod analýzy pulzních vln. Technologie PPG je pak využívána v řadě komerčně dostupných lékařských přístrojů pro měření saturace krve kyslíkem, krevního tlaku, srdečního výdeje, hodnocení autonomních funkcí a také detekci onemocnění periferních cév.

Za některých podmínek je možné HRV nahradit analýzou variability tepové frekvence (*Pulse Rate Variability*, PRV). Tepovou frekvenci z PPG záznamu bývá obtížnější získat než srdeční rytmus z kontaktních elektrokardiografických přístrojů. Důvodem bývá vyšší zašumění a menší rozlišení PPG záznamů. Další obtíží analýzy dat je pozvolný nárůst a pokles pulzní vlny, kdy je náročnější provést rozměření signálu.

První část této diplomové práce se bude zabývat analýzou dat fotopletysmografické databáze, konkrétněji detekcí systolických a diastolických vrcholů. Zmíněné dva vrcholy jsou typické pro morfologii pulzní vlny. Následuje jejich vyhodnocení, při němž je jako reference použita anotovaná databáze signálů intrakraniálního tlaku, tlaku arteriální krve a měření z pulsního oximetru.

Druhá část této diplomové práce se zabývá určením PRV z PPG, jeho porovnáním s HRV ze simultánně měřeného EKG. Pro analýzu je využito parametrů HRV z časové i frekvenční domény, dále také parametry získané pomocí nelineárních metod.

Parametry jsou vypočítány pomocí signálu PPG. Poté je provedeno srovnání s referenčními parametry získanými z EKG, aby byla posouzena přesnost určení HRV parametrů z PPG.

# 1 Variabilita srdečního rytmu (HRV)

Variabilita srdečního rytmu (*Heart rate variability*, dále také HRV) je variabilita časových intervalů mezi jednotlivými údery srdce. Z elektrokardiografického záznamu lze odvodit intervaly RR. Po sobě jdoucí RR intervaly jsou primární informací popisující HRV. [?] Časové intervaly RR jsou více popsány v podkapitole 1.2.1.

## 1.1 Autonomní nervový systém a variabilita srdečního rytmu

Autonomní nervový systém (dále také ANS), někdy nazývaný jako vegetativní soustava, je součástí periferního nervového systému. Jeho úkolem je regulace vegetativních funkcí lidského těla a aktivity vnitřních orgánů. Významná je jeho spoluúčast na udržování homeostázy lidského těla. Reguluje základní životní funkce, mezi které spadá např. srdeční frekvence, krevní tlak, dýchání nebo trávení. [44] [51]

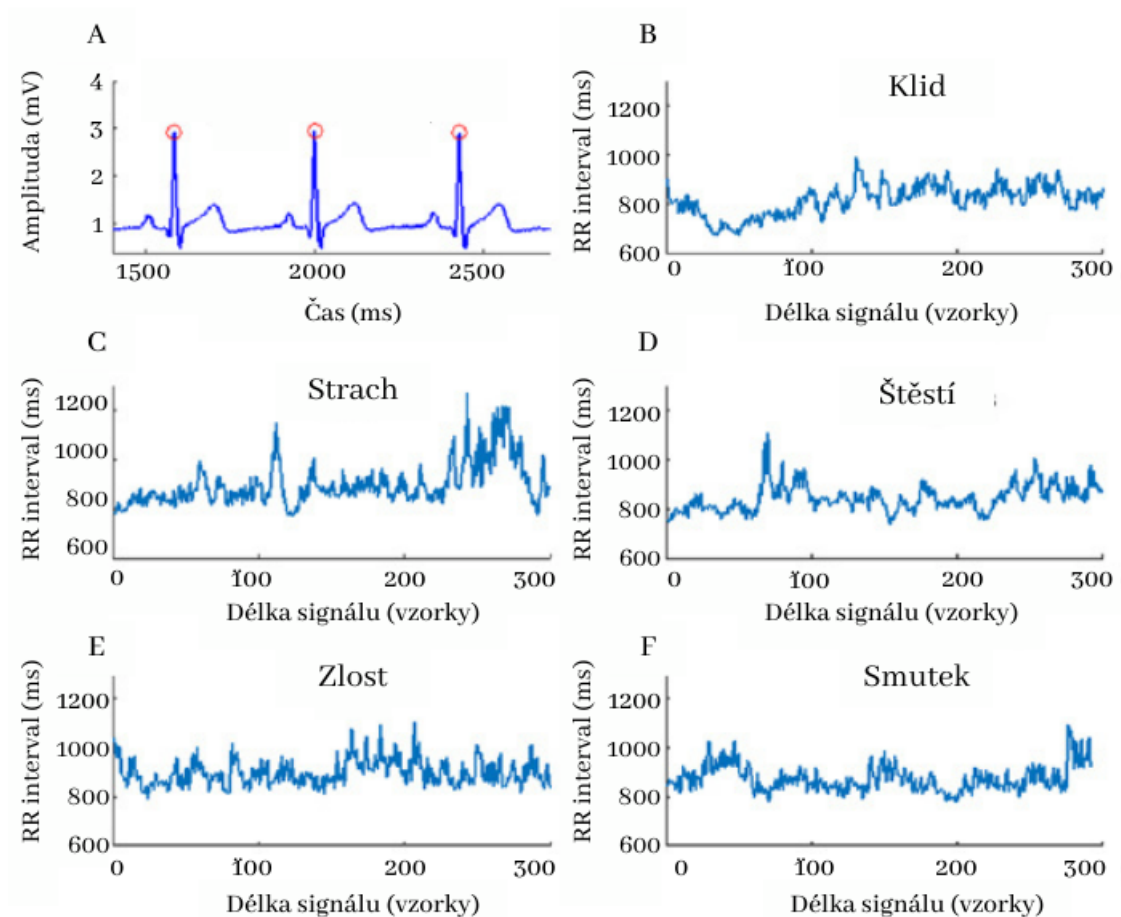
Pozornost se soustřeďuje na eferentní část ANS, která se z funkčního hlediska dělí na sympatickou a parasympatickou část. Sympatická a parasympatická část mají do určité míry antagonistické účinky. Aktivace sympatického autonomního nervového systému je navozena situacemi spojenými s výdejem energie a emočním vypětím. Tyto situace vedou např. ke zvýšení krevního tlaku, vazokonstrikci kožních cév nebo zvýšení mentální aktivity. Parasympatický autonomní systém reguluje funkce především související s trávením a ukládáním energie. [44]

Signály generující HRV mají původ v mozku a přes sympatické a vagální nervy stimulují sinoatriální uzlík. Sinoatriální uzlík je vlastním pacemakerem srdeční aktivity. Pomocí HRV můžeme pozorovat funkce ANS, které regulují funkci sinoatriálního uzlu. Funkce ANS jiných orgánových systémů nelze pomocí HRV rozpoznat. [17] [51]

HRV tak může být indikátorem nejenom poruch autonomního nervového systému, ale můžeme HRV i spojit s některými patofyziologickými stavy. Pomocí HRV můžeme popisovat srdeční problémy, ale např. i duševní stres. Mezi nejznámější klinické události, které lze pomocí HRV vyvodit, patří náhlá srdeční smrt, ischemická choroba srdeční, srdeční selhání nebo kardiovaskulární rizikové faktory (kouření, cukrovka, hyperlipidémie a hypertenze). [?] [38] [53]

Zdravé srdce je spjaté s určitou mírou variability srdečního rytmu. Ztráta této variability může značit jisté poškození srdce. Tedy pokud je srdeční aktivita striktně periodická, může být tato skutečnost spojena s patologií. Změny periodicity úzce souvisí s koordinací sympatika a parasympatika. HRV je tak indikátorem adaptace srdce na měnící se okolí.

Na Obr. 1.1 je demonstrován signál HRV za různých emočních stavů zdravého pacienta. Emočními stavy jsou strach (C), štěstí (D), zlost (E) a smutek (F). Při emoci strach se v lidském těle aktivuje především sympatikus, což vede zejména ke zvýšení srdečního tepu. Celkovým pozorovaným důsledkem jsou větší výkyvy srdeční frekvence pacienta. Na Obr. 1.1 (C) můžeme pozorovat vyšší HRV s většími výkyvy při emoci strachu v průběhu času oproti jiným emočním stavům. [55]



Obr. 1.1: HRV signály při různých emočních stavech zdravého pacienta. EKG záznam (A), HRV signál v klidu (B), HRV signál při strachu (C), HRV signál při štěstí (D), HRV signál při zlosti (E), HRV signál při smutku (F). [55]

## 1.2 Metody popisu variability srdečního rytmu

Variabilita srdečního rytmu je často popisovaná pomocí metrik jak v časové, tak frekvenční doméně [45]. Dalším popisem HRV jsou nelineární metriky, někdy také nazývané jako geometrické [15] [23].

Popis HRV se také dělí na popis v dlouhodobém, v krátkodobém (*short time, ST*) a v ultrakrátkém (*ultra short time, UST*) časovém úseku. Dlouhodobý popis se vztahuje na úseky dlouhé přibližně dvacet čtyři hodin, krátkodobý na záznamy okolo pěti minut a ultrakrátký na méně než pětiminutové úseky. [45]

Oscilace srdečního rytmu dělíme na ultranízko-frekvenční (*ultra-low frequency, ULF*), na velminízko-frekvenční (*very low frequency, VLF*), nízkofrekvenční (*low frequency, LF*) a vysokofrekvenční pásma (*high frequency, HF*) [23] [45]. Přehled a frekvenční rozsahy pásem jsou uvedeny v Tab. 1.1.

Tab. 1.1: Rozsah frekvenčních pásem pro HRV analýzu. [23] [45]

Název pásma	Spodní hranice frekvenčního rozsahu [Hz]	Horní hranice frekvenčního rozsahu [Hz]
ULF	0	0,003
VLF	0,003	0,04
LF	0,04	0,85
HF	0,15	0,4

### 1.2.1 Analýza variability srdečního rytmu v časové oblasti

Parametry HRV v časové doméně kvantifikují množství variability naměřených intervalů mezi srdečními tepy a dalšími proměnnými, které jsou odvozené z těchto intervalů. Mezi odvozené proměnné patří především statistické parametry, které využívají např. průměr, střední hodnotu nebo rozdíl. [45] [53]

Časový interval je období mezi dvěma po sobě jdoucími srdečními tepy. Intervaly mezi všemi po sobě jdoucími srdečními tepy se označují jako intervaly RR. Intervaly NN jsou označovány intervaly mezi normálními srdečními tepy nebo také mezi tepy, ze kterých byly odstraněny artefakty. [45] [53]

Přehled HRV parametrů je uveden v Tab. 1.2. Nárůst při abnormálním stavu značí zvýšenou sympatickou aktivitu, zatímco pokles značí pokles vagální aktivity. Další metriky, které do této kategorie spadají, jsou jednoduché metriky vycházející z prosté statistiky srdečních intervalů. Příkladem je průměrná délka srdečního intervalu, průměrná velikost tepové frekvence nebo maximální či minimální trvání srdečního intervalu.

Průměrná tepová frekvence je definována jako počet srdečních tepů za minutu v průběhu určitého časového úseku. Tuto hodnotu lze vypočítat jako počet srdečních

tepů, které jedinec zaznamenal během tohoto období, dělený počtem minut, po které byl měřen. Jednotkou této veličiny je počet tepů za minutu (*beats per minute, bpm*).

Parametry označované jako klinicky užitečnější jsou parametry vycházející ze statistických operací jako RMSSD, pNN50, SDNN, SDANN a další. [53].

Střední kvadrát po sobě jdoucích normálních RR intervalů, tedy NN intervalů, je označován jako RMSSD. Odráží variabilitu mezi jednotlivými po sobě jdoucími QRS komplexy. Je tedy primárním měřítkem srdeční vagové modulace odrážející se na variabilitě srdeční frekvence. RMSSD pro dlouhodobé záznamy silně koreluje s parametry pNN50 a HF, které je blíže popsáno v podkapitole 1.2.2. [45]

Vzorec pro výpočet RMSSD je [22]

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{n=3}^N (I(n) - I(n-1))^2}, \quad (1.1)$$

kde  $I$  je RR interval a  $N$  je celkový počet intervalů RR v záznamu.

Parametr NN50 odpovídá počtu párů sousedních NN intervalů z celého záznamu, které se od sebe liší o více než 50 ms v dlouhodobém záznamu. Z něho je odvozen parametr pNN50, který odpovídá poměru NN50 k počtu všech NN intervalů v dlouhodobém záznamu. [45]

Pomocí SDNN je popisovaná celková variace HRV. SDNN je vypočítaná jako [22]

$$SDNN = \sqrt{\frac{N}{N-1} \sum_{n=2}^N (I(n) - \bar{I})^2}, \quad (1.2)$$

kde  $I$  je RR interval,  $\bar{I}$  je průměr všech RR intervalů a  $N$  je celkový počet intervalů RR v záznamu. Pomocí SDNN můžeme sledovat dlouhodobé faktory odpovědné za HRV. Těmito faktory je např. cirkadiální rytmus nebo fyzická aktivita. [53]

Dlouhodobé signály mohou být rozděleny do pětiminutových signálů. Vzniklé pětiminutové úseky mohou být statisticky analyzované. Index pak více odráží HRV způsobenou faktory s kratší cyklickou dobou nebo působícími kratší dobu než pět minut. Konkrétním příkladem je SDNN index uvedený v Tab. 1.2. [53] Výpočet SDNN indexu je [13]

$$SDNN_{index} = \frac{1}{N} \sum_{n=i}^N SDNN_i, \quad (1.3)$$

kde  $SDNN_i$  je průměr směrodatné odchylky průměru NN intervalů pro každý pětiminutový segment.

Parametr SDANN odráží cirkadiální rytmus autonomní funkce. Jedná se o směrodatnou odchylku průměru NN intervalů pro každý pětiminutový segment dlouhodobého záznamu. Jeho výpočet je [13]

$$SDANN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\bar{RR}_i - \bar{RR})^2}, \quad (1.4)$$

kde  $\bar{RR}_i$  je průměr intervalů v pětiminutových úsecích a  $\bar{RR}$  je průměr všech RR intervalů v záznamu.

Tab. 1.2: Přehled parametrů HRV v časové oblasti. [45] [53]

Proměnná	Jednotky	Popis	Abnormální stav
SDNN	ms	Směrodatná odchylka NN intervalů	Nárůst
SDRR	ms	Směrodatná odchylka RR intervalů	Nárůst
SDANN	ms	Směrodatná odchylka průměru NN intervalů pro každý pětiminutový segment dvacetičtyř hodinového záznamu	Nárůst
SDNN index	ms	Průměr směrodatné odchylky průměru NN intervalů pro každý pětiminutový segment dvacetičtyř hodinového záznamu	Nárůst
NN50	-	Množství po sobě jdoucích intervalů lišících se o více než 50 ms	Pokles
pNN50	%	Relativní množství po sobě jdoucích intervalů lišících se o více než 50 ms	Pokles
SDSD	ms	Směrodatná odchylka rozdílů mezi sousedními intervaly NN	Pokles
Rozdíl HR max a HR min	bpm	Průměrný rozdíl mezi nejvyšší a nejnižší TF každý respirační cyklus	-
RMSSD	ms	Odmocnina z po sobě jdoucích rozdílů RR intervalů	Pokles

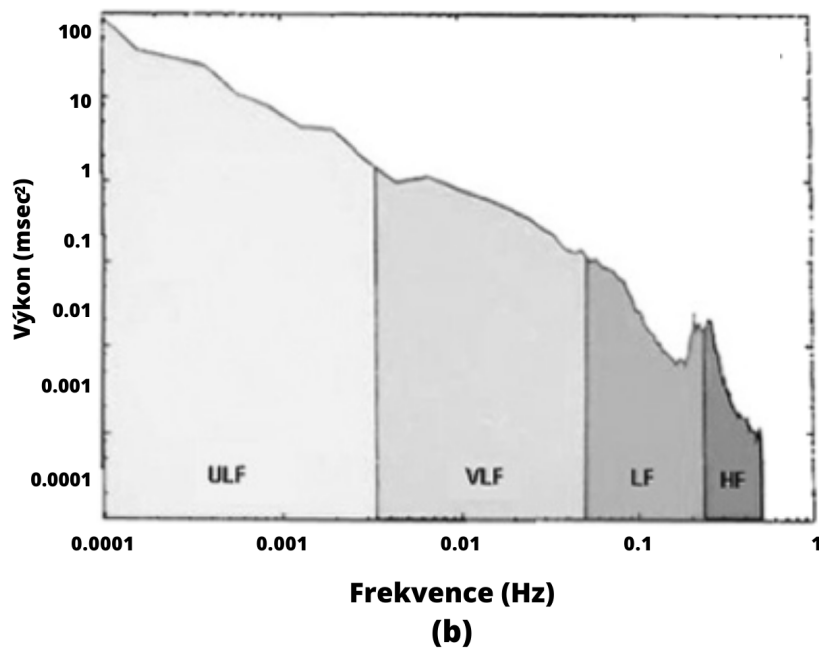
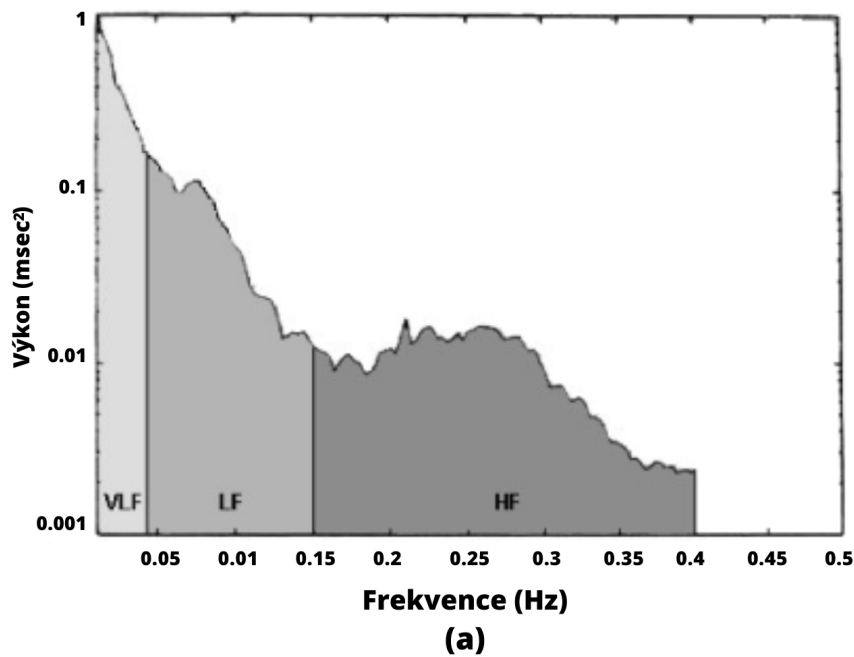
## 1.2.2 Analýza srdeční variability ve frekvenční oblasti

Odhad pomocí analýzy variability srdečního rytmu ve frekvenční oblasti se provádí rozdělením záznamu na různé frekvenční složky. Následně je hodnocen absolutní nebo relativní výkon těchto složek ve spektrální oblasti. [45] [53] Jednotlivé parametry HRV ve frekvenční oblasti jsou uvedeny v Tab. 1.3.

Tab. 1.3: Přehled parametrů HRV ve frekvenční oblasti.] [53]

Parametr	Jednotky	Popis	Frekvenční pásmo
Celková energie	ms <sup>2</sup>	Celková energie rozptylů všech NN intervalů	≤ 0,4 Hz
5-min celková energie	ms <sup>2</sup>	Celková energie rozptylů všech NN intervalů v kratších segmentech	≤ 0,4 Hz
ULF	ms <sup>2</sup>	Absolutní výkon ULF pásma	≤ 0,003 Hz
VLF	ms <sup>2</sup>	Absolutní výkon VLF pásma	0,003–0,04 Hz
LF	ms <sup>2</sup>	Absolutní výkon LF pásma	0,04–0,15 Hz
LF norm	nu	Relativní výkon LF pásma v normalizovaných jednotkách	0,04–0,15 Hz
LF peak	Hz	Frekvence dosahující maximálního výkonu v LF pásmu	0,04–0,15 Hz
HF	ms <sup>2</sup>	Absolutní výkon HF pásma	0,15–0,4 Hz
HF norm	nu	Relativní výkon LF pásma v normalizovaných jednotkách	0,15–0,4 Hz
HF peak	Hz	Frekvence dosahující maximálního výkonu v HF pásmu	0,15–0,4 Hz
LF/HF	-	Poměr LF a HF parametru	-

Ke kvantifikaci cyklických fluktuací RR intervalů lze použít buď rychlou Fourierovu transformaci nebo autoregresní techniky [23]. Ve výkonových spektrech pětiminutových záznamů obvykle pozorujeme dva vrcholy. První je vysokofrekvenční vrchol mezi 0,15 a 0,40 Hz a druhý nízkofrekvenční vrchol mezi 0,04 a 0,15 Hz. Vysokofrekvenční vrchol reprezentuje dechovou frekvenci. Intervaly RR jsou ventilací modulovány. Tento jev se nazývá respirační sinusová arytmie. Nízké frekvence jsou modulovány aktivitou baroreceptorů v klidovém režimu. [23]



Obr. 1.2: Výkonové spektrum odpovídající pětiminutovému záznamu. (a) Výkonové spektrum odpovídající dvacetičtyřhodinovému záznamu. (b) [23]

Na Obr. 1.2 jsou zobrazena výkonová spektra pětiminutového a dvacetičtyřhodinového záznamu s logaritmickým měřítkem výkonu. Použití logaritmického měřítka umožňuje dosáhnout lepšího rozložení výkonu při zobrazení [53]. Frekvence odpovídající rozsahu pásma UHF se dají určit pouze pro dlouhodobé záznamy. Důvodem je doba trvání jedné periody oscilace srdečního rytmu. [23] [45]

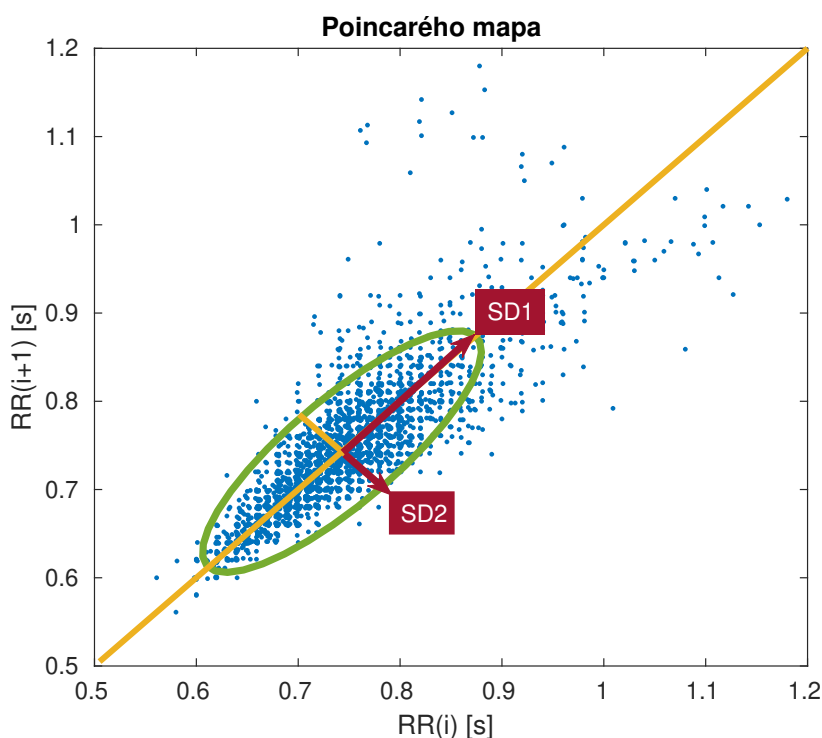
### 1.2.3 Nelineární hodnocení variability srdečního rytmu

Nelineárním měřením HRV kvantifikujeme strukturu časové řady intervalů RR, na rozdíl od analýzy uvedené v předchozích podkapitole 1.2.1, kdy hodnocení probíhá v závislosti na umístění v časovém měřítku. [23] Tyto nelineární metriky jsou méně ovlivněny kvalitou dat. Jsou spíše vhodné pro hodnocení dlouhodobé variability.

Nazývají se také geometrickými metrikami, jelikož jsou odvozeny pomocí převodu informací o NN intervalech do geometrických forem. [45] [53]

Typickým zobrazením nelineárního hodnocení je Poincarého mapa RR intervalů. V tomto zobrazení je každý RR interval ( $RR_{i+1}$ ) funkcí předcházejícího RR intervalu ( $RR_i$ ). Poincarého mapa je zobrazena na Obr. 1.3. Hlavní výhodou je jednoduchá vizualizace změn v rozložení těchto vzdáleností. Na základě této vizualizace je možné pozorovat různé abnormální (resp. normální) vzorce umístění bodů v grafu a rychle vyhodnocovat tyto změny. [15] [23]

Z grafu se určují odchylky SD1 a SD2 odrážející krátkodobou a dlouhodobou variabilitu záznamu. SD1 je určena jako rozptyl bodů grafu kolmo k linii identity. SD2 je určena jako rozptyl bodů grafu podél linie identity. Linie identity odpovídá funkci, kdy souřadnice bodů jsou pro obě osy identické. [15] [23]



Obr. 1.3: Poincarého mapa pro pětiminutový záznam se zobrazenými metrikami SD1 a SD2.

Dalším příkladem jsou metriky HRV trojúhelníkový index nebo TINN odvozené z histogramu NN intervalů. Takový histogram je vyzobrazen na Obr. 1.4. Oba parametry určují celkovou variabilitu srdečního rytmu [13].

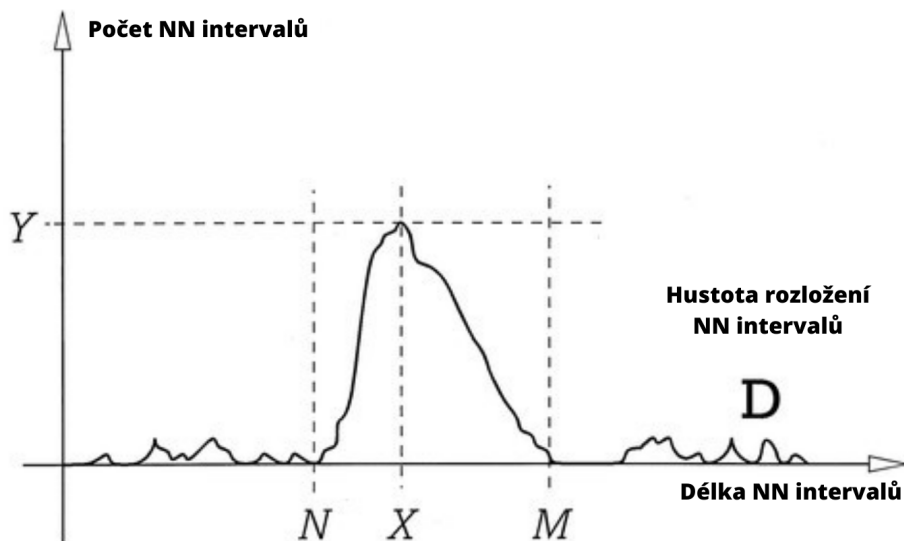
HRV trojúhelníkový index je integrál hustoty histogramu RR intervalu dělený jeho výškou. HRV trojúhelníkový index je odvozen z histogramu na Obr. 1.4 pomocí integrálu křivky  $D$  podělené bodem  $Y$ . [32] [45] [53]

Vzorec trojúhelníkového indexu je zapsán jako

$$HRV_{Tri} = \frac{N - 1}{max_i b(t_i)}, \quad (1.5)$$

kde  $N$  značí počet prvků, tedy hodnota čitatele ve vzorci je počet NN intervalů. Hodnota jmenovatele ve vzorci odpovídá maximální výšce histogramu všech NN intervalů.

TINN značí šířku základny trojúhelníkové interpolace. Z histogramu na Obr. 1.4 je TINN index odvozen jako vzdálenost bodů  $M$  a  $N$ . [32] [45] [53]



Obr. 1.4: Zobrazení NN histogramu (D). [32]

## 2 Fotopletysmografie (PPG)

Fotopletysmografie (*photoplethysmography*, dále také PPG) je jednoduchou optickou metodou, při které se měří množství světla absorbované nebo odražené při průchodu živou tkání a krví. Pomocí PPG detekujeme změnu objemu krve v tepnách, žilách i kapilárách. [10] [26]

Měření probíhá v oblasti, kterou pokrývá optická sonda měřicího systému. Signál PPG tedy zaznamenává celkovou směr průtoku krve v žilách a tepnách kardiovaskulárního oběhového systému. Měření může probíhat buď v transmisním nebo reflexním režimu. Tyto režimy jsou blíže popsány v podkapitole 2.1. Měřena je intenzita světla, která dopadá na fotodetektor. Předpokládá se, že změny proudu fotodetektoru po dopadu souvisí se změnami objemu krve pod sondou. [10] [26]

Jedná se o neinvazivní metodu měření. PPG signál se používá k měření mnoha fyziologických parametrů. Příkladem těchto parametrů jsou tepová frekvence, saturace krve kyslíkem, krevní tlak, dechová frekvence nebo doba ejekčního účinku levé komory [29].

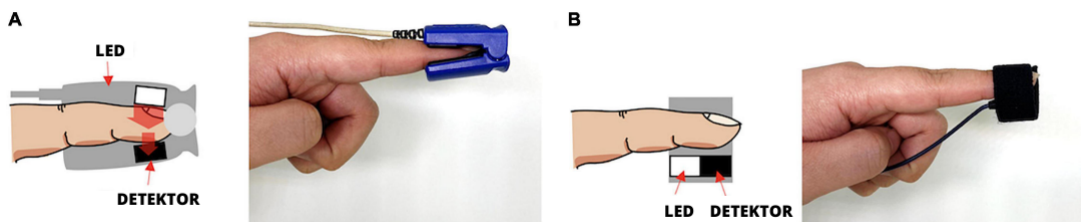
### 2.1 Snímání fotopletysmografické křivky

Obvykle měření PPG signálu probíhá na periferních místech těla. Těmito místy mohou být prst na ruce, čelo, ušní lalůček nebo palec na noze. Tedy je snímán objem krve v mikrovaskulárních řečištích. [10] Na zmíněných místech je jednoduché provést měření PPG, díky jejich dobré prokrvenosti. Intenzita světla je ovlivněna nejenom vlastním objemem krve v místě měření, ale také koncentrací hemoglobinu, natočením molekul hemoglobinu a arteriálního průměru v místě měření. [41]

PPG je možné měřit v transmisním a reflexním módu. Pro transmisní mód snímání PPG je zaznamenáváno množství prošlého signálu skrze tkáň po přímé optické dráze. Tato přímá optická dráha je naznačena na Obr. 2.1 (A). Reflexní mód snímání má optickou dráhu mezi reflektorem a fotodetektorem zakřivenou. Je tak zaznamenáváno odražené světlo. [26] [29]

Reflexní metoda má výhodu, že ji lze využít na jakoukoliv část těla, jelikož senzor a detektor jsou umístěni na stejné straně měřené tkáně. Senzor a detektor jsou zobrazeny na Obr. 2.1 (B). U reflexní metody však hrozí vyšší míra pohybových artefaktů a šumu oproti transmisnímu měření. V současné době přenosná zařízení s PPG senzorem obvykle využívají reflexní metodu k zaznamenávání signálu. [8] [29] [41]

LED dioda emitující světlo je na Obr. 2.1 zaznačena bílým obdélníkem a fotodetektor zachycující modulované světlo černým obdélníkem. LED dioda a fotodetektor tvoří vlastní PPG přístroj. [41]

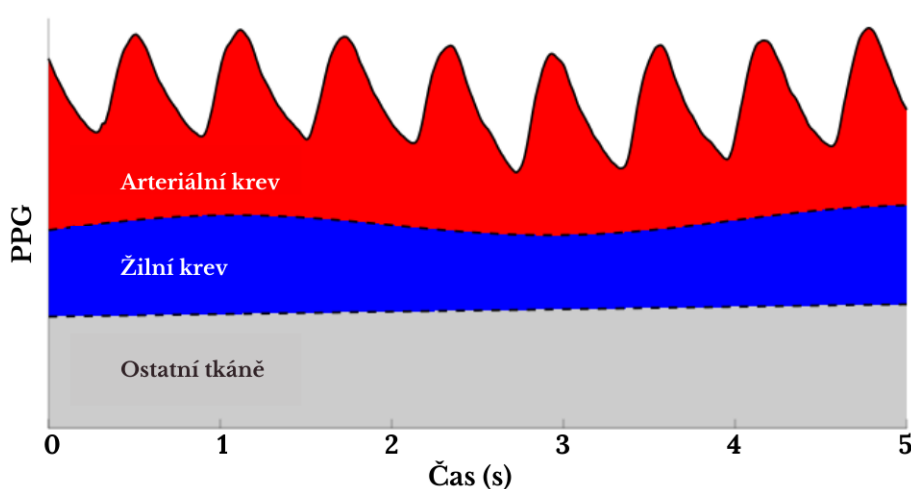


Obr. 2.1: Ukázka transmisního (A) a reflexního (B) PPG detektoru. [41]

LED dioda vysílá světlo o vlnové délce 640–660 nm odpovídající červenému světlu nebo 880-940 nm odpovídající infračervenému světlu. Čím je vlnová délka emitovaného světla vyšší, tím je větší průnik světla do tkáně. Odražené světlo pulzující složky dosahuje svého maxima v rozmezí vlnových délek 510 a 590 nm. Horní hranice daného rozmezí odpovídá žlutému světlu, střední hodnota rozmezí odpovídá zelenému světlu. [10] [41]

## 2.2 Fotopletysmografický signál

Signál PPG je tvořen dvěma složkami, pulzujícím objemem krve a nepulzujícím objemem. Pulzující složka je synchronní s tepem a souvisí se změnami objemu krve v cévním řečišti během srdečního cyklu. Naměřený PPG signál je tedy funkcí změny objemu krve a nelze jej použít ke kvantifikaci množství krve. [10] [29]

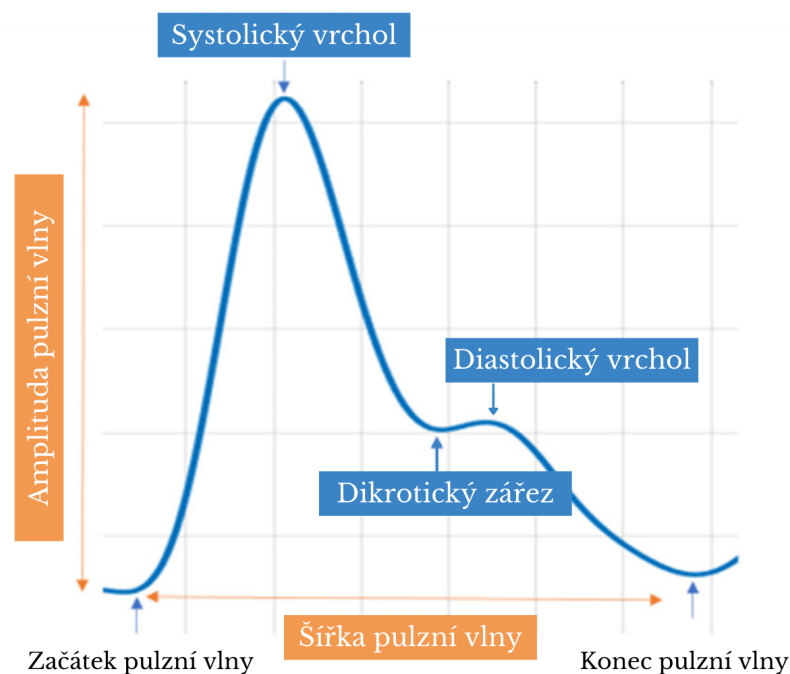


Obr. 2.2: Zjednodušené zobrazení složek PPG záznamu při snímání. [26]

Oscilace vyšších frekvencí pulzující složky značí změny objemu krve v tepnách a na Obr. 2.2 je zobrazena pomocí plochy vyplněné červenou barvou. Za nepulzující složku je označována směs změn světla v živé tkáni a v objemu žilní krve. Na Obr. 2.2 jsou tyto složky zaznačeny plochou vyplněnou modrou barvou a šedou barvou. [26].

## 2.3 Pulzní vlna

Typický morfologický tvar pulzní vlny PPG signálu je zobrazen na Obr. 2.3. Systolický vrchol slouží jako hlavní indikátor pro záznam změny objemu při arteriálním průtoku krve u tělesného povrchu. [8]



Obr. 2.3: Charakteristická pulzní vlna PPG křivky. [29]

Tvar vlny PPG se mění podle srdeční aktivity. Může se také změnit v důsledku dýchání, aktivity autonomního nervového systému, arteriální aktivity i žilní aktivity. [41]

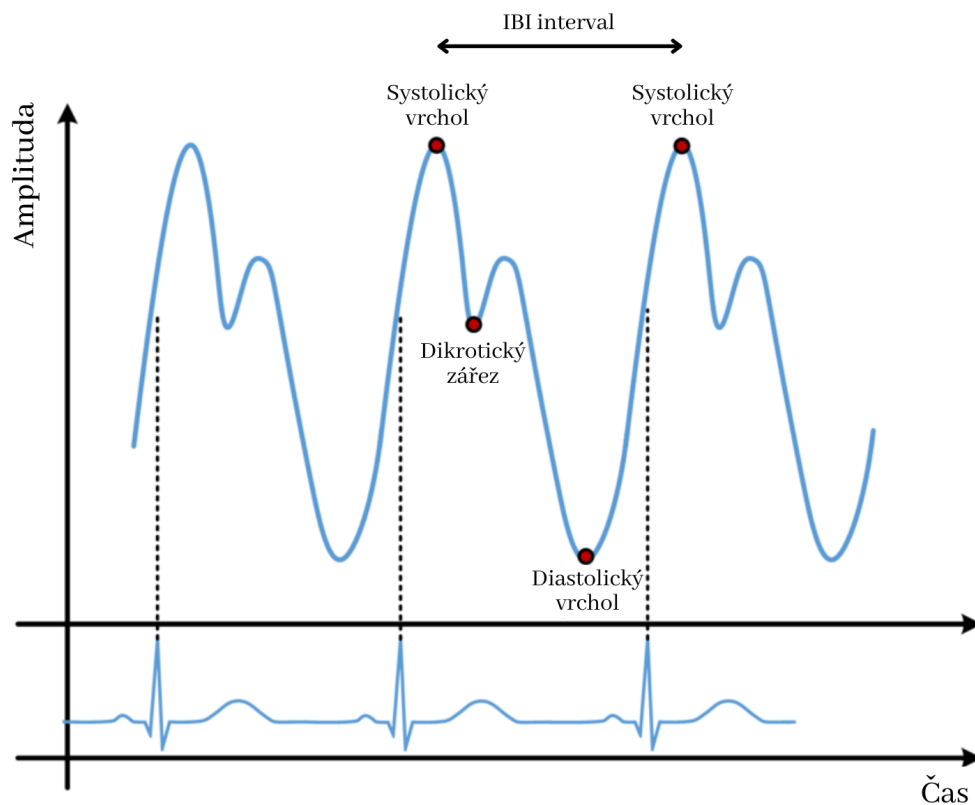
Na křivce pulzní vlny je možné pozorovat dva vrcholy. První je označován jako systolický vrchol a druhý jako diastolický vrchol. Systolický vrchol je výsledkem přímé tlakové vlny putující z levé komory na periferii těla. Diastolický vrchol je vytvořen odrazem této tlakové vlny od tepen v dolní části těla. [35]

Z pulzní vlny PPG křivky lze odvodit několik parametrů. Začátek pulzu je definován jako nejnižší bod před začátkem nárůstu vlny v systolické fázi. Systolický vrchol značí bod, kdy je měřený objem nejvyšší.

Těsně před uzavřením aortální chlopně lze pozorovat dočasné zvýšení objemu krve v kapilárách. Je to v důsledku výskytu tlakového gradientu v opačném směru, než je průtok krve. V daném okamžiku je lokální minimum považováno za dikrotický zářez. Lokální maximum za dikrotickým zářezem je označováno jako diastolická vlna. [29] [41] Dalšími parametry můžou být šířka pulzu a amplituda [10] [29].

## 2.4 Variabilita tepové frekvence

Termín variabilita tepové frekvence (*Pulse Rate Variability*, dále také PRV) se používá k označení HRV získané ze signálů PPG. [38]. PRV pozorujeme jako variabilitu mezi interbeat intervaly (dále také IBI nebo IB interval) odvozených z PPG signálu [26].



Obr. 2.4: Zobrazení odvození interbeat intervalu z PPG signálu pomocí systolického vrcholu jako referenčního bodu. [14]

IB interval se odhaduje jako časový rozdíl mezi dvěma výskyty referenčního bodu na dvou po sobě jdoucích pulzních vlnách [26]. Na Obr. 2.4 je zobrazen IBI, kdy jako referenční bod byl zvolen systolický vrchol dvou po sobě jdoucích pulzních vln. Z Obr. 2.4 také vidíme, že délka intervalu RR elektrokardiografického signálu může přibližně odpovídat délce intervalu IB. Předpokladem je tedy, že výsledky odhadu PRV z fotopletysmografického signálu lze úzce spojit s odhadem HRV popsáním v kapitole 1 z elektrokardiografického signálu. [14]

PRV je určena pro analýzu autonomního nervového systému za různých podmínek. Takovými podmínkami jsou: přítomnost mentálních nebo somatických onemocnění, spánek nebo účinky některých léků. [38]

Ačkoli PRV byla považována za náhradu HRV, bylo zjištěno, že PRV se za určitých okolností liší od HRV. Ukázalo se, že některé faktory mohou mít různé účinky na PRV ve srovnání s HRV. Mezi tyto faktory patří např. stres, respirační vzorce, cvičení, ortostatické změny a okolní teplota. Původ těchto rozdílů však není známý. Předpokládá se, že tyto rozdíly mohou vyplývat z fyziologických procesů. Takovým procesem by mohla být změna hemodynamiky, která je z velké části řízena autonomním nervovým systémem. [38] [39]

## 3 Databáze

V této práci jsou v kapitole 4.3 navrženy metody pro detekci systolických vrcholů fotopletysmografického signálu, dále také detekce diastolických vrcholů v kapitole 4.4. Relevantní je také zhodnocení správnosti výsledků těchto detektorů. Pro tento účel je vhodné využít databázi, která obsahuje anotované značky vrcholů nebo vlastní ruční anotace naměřených záznamů.

Praktická část dále pokračuje odvozením HRV příznaků z EKG a PPG záznamů. Aby bylo možné tyto příznaky porovnat a vyhodnotit úspěšnost HRV analýzy vycházející z PPG signálu, je nutné využít stejné časové okamžiky signálu jak PPG, tak EKG. Proto jsou pro danou praktickou část jsou vhodná data simultánně měřené PPG a EKG.

### 3.1 Databáze pro vyhodnocení detekce vrcholů

Pro hodnocení detektorů v této diplomové práci byla použita databáze, která je představena v článku [1].

Databáze byla pořízena na oddělení Pediatrické intenzivní péče (Pediatric Intensive Care Unit) v Doernbecherské dětské nemocnici (Doernbecher Children's Hospital), která je součástí Oregonské univerzity pro zdraví a vědu (Oregon Health and Science University). Signály byly získány systémem sběru dat v Laboratoři komplexních systémů (Complex Systems Laboratory, CSL) a jsou součástí databáze CSL. Pacienti pro danou studii byli vybráni ze skupiny subjektů přijatých pro traumatické poranění mozku, sepsi a srdeční patologie.

Záznamy obsahují měření intrakraniálního tlaku (*intracranial pressure, ICP*), měření tlaku arteriální krve (*arterial blood pressure, ABP*) a měření z pulzního oximetru (*pulse oximetry, SpO<sub>2</sub>, POX*). Záznamy jsou vzorkovány s vzorkovací frekvencí 125 Hz. Rozlišení dat je  $\pm 0,2 \text{ mmHg}$  (8 bitů, 256 hladin).

Morfologie vln ABP a  $SpO_2$  záznamů se obvykle skládá ze systolického vrcholu, diastolického vrcholu a dikrotického zářezu. Tato morfologie pulzní vlny je více popsána v podkapitole 2.3.

Pro každé měření jsou v databázi obsaženy dva záznamy od různých pacientů. Jedná se celkem o šest záznamů. Každý záznam nabývá délky šedesát minut. Záznamy dohromady obsahují 42 539 tepů. Pro detekci vrcholů v této práci bude tedy využito pouze záznamů ABP1, ABP2, POX1 a POX2.

ICP záznamy mají jinou morfologii než ABP a  $SpO_2$  záznamy. Jejich vlny obvykle obsahují tři vrcholy, odpovídající perkuznímu, tidálnímu a diastolickému vrcholu [1]. Tyto záznamy nebudou použity pro hodnocení detekce jednotlivých vrcholů v podkapitolách 4.3 a 4.4 kvůli jejich odlišné morfologii pulzních vln.

V záznamech se projevuje různý druh šumu. Mezi tyto šumové faktory, které se objevují ve signálech, patří fluktuace nulové izolinie, modulace amplitudy dýcháním, síťový šum a změny morfologie vln.

Systolické vrcholy celého záznamu jsou anotovány prvním expertem, zvaným DT. V každém záznamu je pak vybraný úsek anotován druhým expertem JM. Skrze všech šest záznamů je druhým expertem anotováno 7 128 tepů. Vybrané úseky obsahují normální i zašuměný signál.

## 3.2 Databáze pro HRV analýzu

Záznamy z databáze byly měřeny pomocí přenosného zařízení Empatica E4 ve formě náramku. Náramek Empatica se umísťuje na levé zápěstí měřené osoby. Vzorkovací frekvence naměřených signálů odpovídá 64 Hz.

Princip snímání PPG pomocí náramku se podobá snímání fungování klasické pulzní oxymetrie v reflexním režimu popsaném v podkapitole 2.1. Avšak využívá zelené a červené světlo místo klasické kombinace červeného a infračerveného světla. Naměřené zelené světlo nese většinu informace o pulzní vlně. Čím více je krev okysličená, tím více je absorbováno světlo. Během srdečního tepu tedy dochází k vysoké absorpci světla a poklesu snímané křivky zeleného světla. Naměřené světlo při červené expozici obsahuje referenční úroveň světla, která se používá pro odstranění pohybových artefaktů. [19]

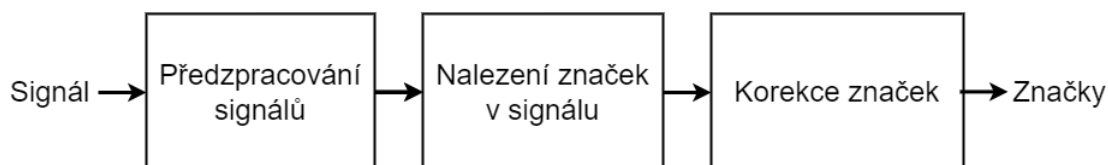
Data EKG byla nasnímaná pomocí přístroje Bittium Faros 180 se zvolenou vzorkovací frekvencí 1 000 Hz.

Signály PPG byly nadvzorkovány na vzorkovací frekvenci odpovídající vzorkovací frekvenci EKG 1 000 Hz. Signály PPG a EKG byly zarovnány a nakonec byly odstraněny části signálů, kde nedocházelo k časovému překryvu mezi signály PPG a EKG.

K signálům EKG byly poskytnuty anotované pozice R vln. V databázi je také zahrnuta anotace ohledně kvality PPG signálů. Anotace je uložena jako vektor obsahující hodnoty nul a jedniček, kde nula označuje nekvalitní úseky a jednička označuje kvalitní úseky. Každý desetisekundový úsek PPG signálu je hodnocen z hlediska kvality. Kvalitní úseky mají vždy minimální délku 10 s.

## 4 Analýza fotopletysmografického signálu

Většina metod detekce vrcholů se skládá ze tří hlavních fází, které jsou uvedené v blokovém diagramu na Obr. 4.1. První fáze označovaná jako předzpracování signálu obsahuje především filtraci signálu. Další fáze je vlastní detekce klíčových bodů. Mezi klíčové body můžeme zahrnout především detekci vybraných vrcholů. Posledním krokem je korekce detekovaných značek v signálu. [50]



Obr. 4.1: Blokový diagram obecného detektoru vrcholů signálu.

Tvorba kvalitního filtru pro filtraci PPG signálů hraje významnou roli ve zpracování PPG signálů. Filtrační algoritmy mohou zavádět časové zpoždění klíčových bodů PPG signálu. Dalším problémem při filtraci PPG signálů je vyvážení mezi účinnou filtrací a částečným vyhlazením pulzní vlny, zejména dikrotického zářezu a diastolické vlny. [10]

Takové zahlazování může činit obtíže při rozměřování signálu PPG. Vhodné je navrhnout takový filtr, který by filtroval nevyžádaný šum v signálu a zároveň nezahlazoval tvar jednotlivých pulzních vln. Filtr je v této práci navržen v podkapitole 4.1 pomocí vlnkové transformace, konkrétněji Maximal Overlap Wavelet Transform, a nulování jednotlivých rozkladových pásem.

Mezi detekce klíčových bodů v navrženém algoritmu patří detekce systolického vrcholu a detekce diastolického vrcholu. Pro detekci systolického vrcholu byly navrženy tři metody detekce, které jsou uvedené v podkapitole 4.3. Následně je úspěšnost těchto detektorů vyhodnocena v podkapitole 4.3.4.

Detekce diastolického vrcholu je uvedena v podkapitole 4.4 a je implementovaná pomocí druhé derivace signálu PPG. Úspěšnost detekce diastolického vrcholu je uvedena v podkapitole 4.4.2.

Mezi korekci značek patří např. v podkapitole 4.2.1 využití refrakterní doby, kdy není za jedním detekovaným vrcholem po určitou dobu detekovan žádný další vrchol.

## 4.1 Předzpracování signálu

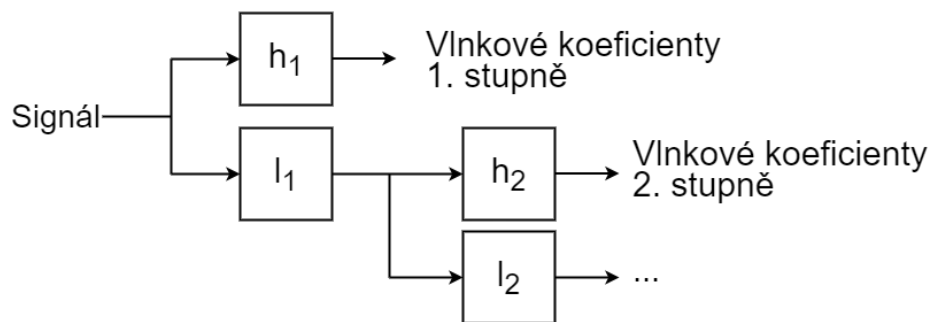
Kvalita PPG signálů závisí na umístění měřicího přístroje na těle, kontaktu přístroje s kůží, vlastnostmi kůže měřené osoby, saturaci krve, rychlosti průtoku krve v měřeném místě, teplotě kůže i měřicího přístroje a různých pohybech měřené osoby. Tyto faktory mohou způsobit nechtěné artefakty, které se v PPG záznamu mohou vyskytnout. Tyto artefakty tak mohou ovlivnit kvalitu analýzy PPG záznamů. [9]

Mezi hlavní rušení záznamů PPG patří náhodný šum, pohybové artefakty a kolísání nulové izolinie. Toto rušení může být způsobeno zmíněnými faktory. [28] Pohybové artefakty v záznamu se vyskytují především v dlouhodobých záznamech PPG.

Diskrétní vlnková transformace (dále také DWT) má mnoho využití. Jedním z těchto využití je odstranění šumu ze signálu.

Ve Fourierově analýze rozkládá diskrétní Fourierova transformace (dále také FT) signál na sinusové základní funkce různých frekvencí. U vlnkové transformace, využívající bázovou vlnku odvozenou od základní bázové funkce pomocí posunutí a změny měřítka, dochází k transformaci jednorozměrného prostoru do dvourozměrného. DWT je implementace metody vlnkové transformace, kdy je využívána diskrétní sada měřítka a posunu bázové vlnky.

FT obsahuje informaci o frekvenční doméně signálu. Na rozdíl od FT vlnková transformace poskytuje informaci o časově-frekvenční doméně signálu. Vlnková transformace tak může být využita pro filtrování s časovou lokalizací pro odstranění šumu při zachování důležitých vlastností signálu. [37]



Obr. 4.2: Blokový diagram MODWT rozkladu.

Maximal Overlap Wavelet Transform (dále také MODWT) je modifikací DWT. Při MODWT neprobíhá žádné podvzorkování jednotlivých koeficientů. Tedy všechna pásma rozkladu MODWT si zachovávají stejné časové rozlišení bez fázového zkreslení. Pro DWT je nutná délka signálu odpovídající délce  $2^J$ , kde  $J$  značí jakéko-

liv kladné celé číslo. Využitím MODWT se tak vyhneme zmíněným nevýhodám DWT. [56]

MODWT je implementována pomocí sady filtrů dolní propusti  $l_i$  a horní propusti  $h_i$ , kde  $i$  značí stupeň rozkladu. Pomocí těchto filtrů je signál rozložen na aproximační pásmo (dolní propust) a pásmo vlnkových koeficientů (horní propust). [33] Na blokovém schéma na Obr. 4.2 jsou naznačeny první dva stupně rozkladu signálu pomocí MODWT.

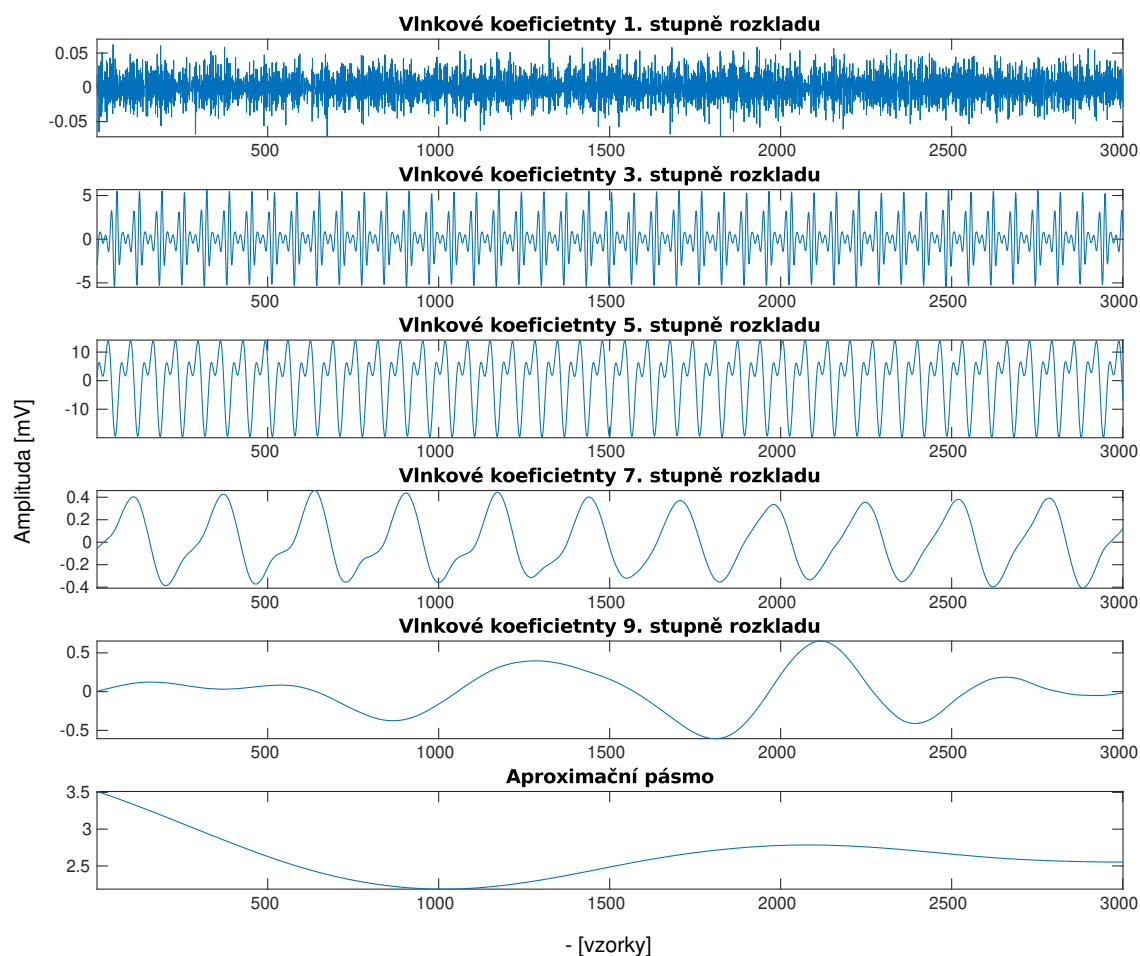
MODWT je v prostředí MATLAB implementována pomocí funkce *modwt* dostupné z *Wavelet Toolbox*. Počet pásem pro rozklad signálu byl empiricky zvolen na deset. V Tab. 4.1 jsou uvedeny frekvenční rozsahy jednotlivých pásem vzniklých rozkladem signálu o vzorkovací frekvenci 125 Hz.

Tab. 4.1: Frekvenční rozsah jednotlivých vlnkových koeficientů.

Stupeň pásma rozkladu	Frekvenční rozsah [Hz]
1.	62,50-125
2.	31,25-62,50
3.	15,63-31,25
4.	7,81-15,63
5.	3,91-7,81
6.	1,95-3,91
7.	0,91-1,95
8.	0,49-0,91
9.	0,24-0,49
10.	0,12-0,24
Aproximační	0-0,12

Pro vlnkovou transformaci je nutné zvolit bázovou funkci, která umožní vhodnou prostorovou lokalizaci vlastností signálu. Pro PPG signály jsou využity bázové funkce ve článku [21] haar, daubechies (*db4*) a symlet (*sym3*) a ve článku [18] daubechies (*db8*).

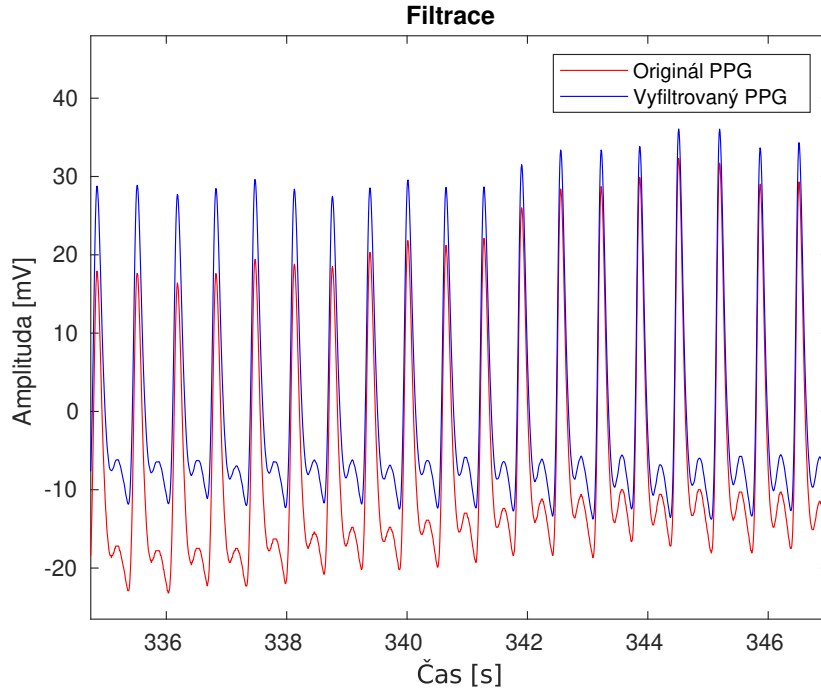
Na základě empirického pozorování byla zvolena bázová funkce *db8*. Ukázka rozkladu PPG signálu je uvedena na Obr. 4.3. Z následující analýzy koeficientů bylo určeno, že se periodická složka signálu PPG nevyskytuje v prvním pásmu značícím nejvyšší frekvence. Na Obr. 4.3 se jedná o první zobrazené pásmo. V posledních dvou pásmech a aproximačním pásmu se periodická složka také nevyskytuje. V těchto pásmech se tedy vyskytuje nízkofrekvenční rušení.



Obr. 4.3: Ukázka jednotlivých rozkladových pásem po aplikaci MODWT na signál PPG.

Můžeme předpokládat, že tyto pásma nenesou žádnou zásadní informaci týkající se základního signálu PPG. Proto mohou být vynulována, tedy všechny koeficienty zmíněných pásem jsou nahrazeny hodnotou nula. Po této operaci je signál restaurován za pomoci zpětné MODWT, která je v prostředí MATLAB implementována jako funkce *imodwt* dostupná z *Wavelet Toolbox*.

Vyfiltrovaný signál je zobrazen na Obr. 4.4 modrou barvou, zatímco původní signál barvou červenou. Můžeme vidět, že nedošlo k zásadní změně surového PPG signálu nebo jeho tvaru, zatímco nízkofrekvenční šum ve formě kolísání nulové izolinie vyfiltrovan je.



Obr. 4.4: Vyfiltrovaný signál PPG pomocí nulování koeficientů MODWT.

## 4.2 Detekce systolického vrcholu

Jak již bylo popsáno v podkapitole 2.3, systolický vrchol je definován jako maximální hodnota pulzní vlny.

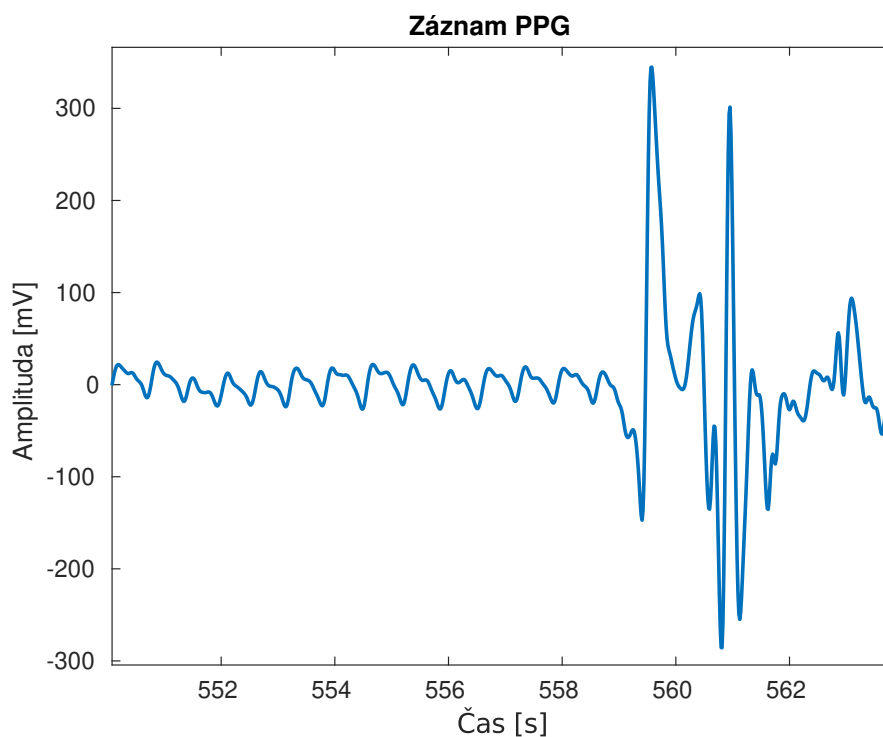
K detekci maximálních a minimálních vrcholů se používá různých metod. Používané metody detekce jsou založeny na adaptivním prahování [43] [46] [47], vlnkové transformaci [34] [50], Hilbertově transformaci [6] nebo konvolučních neuronových sítí [54]. Mezi hlavní nevýhody některých metod patří závislost jejich úspěchu na volbě parametrů.

Mezi zvolené metody detekce vrcholových bodů byly vybrány metody Adaptive Threshold Method (dále také ATM) [46] [47], Auto-Threshold Peak Detection (dále také ATPD) [20] [42] [48] a Automatic Multi-Scale Peak Detection (dále také AMPD) [7] [16] [25] [40] [43] [47] [49]. Vybrané metody detekce jsou schopny se vypořádat s šumem v signálu. Jejich další výhodou je minimální nastavování vstupních parametrů. Pro metodu AMPD se neurčují žádné vstupní parametry avšak na úkor výpočetní náročnosti metody. Jednotlivé metody jsou více popsány v kapitolách 4.2.1, 4.2.2 a 4.2.3.

## 4.2.1 Adaptive Threshold Method

PPG signál a jeho pulzní vlny mají obvykle méně složitou morfologii než jiné fyziologické signály, např. EKG. Tedy detekce vrcholů je z pohledu počtu výskytu vln a jejich tvarů jednodušší. Avšak moc často se v PPG vyskytují význačné artefakty reprezentující pohyb objektu při snímání, fluktuace izolinie způsobené dýcháním a sympatickou aktivitou, artefakty způsobené nízkým prokrvením a jiné. [46]

Metody detekce vrcholů s globálně stanovenou prahovou hranicí tak nemusí být vhodné pro aplikaci na signálech PPG. Proto je globální prahová hodnota nahrazená adaptivní prahovou hodnotou. Adaptivní prahová hodnota se mění v čase signálu dle aktuální velikosti vzorku nebo jeho lokálního okolí. Pomocí adaptivní prahové hodnoty je tak možné aplikovat detekci vrcholů pomocí prahové hodnoty i pro signály, jejichž amplituda se výrazně mění v čase.



Obr. 4.5: Záznam PPG s výraznými rozdíly pohybových artefaktů a nezašuměného signálu.

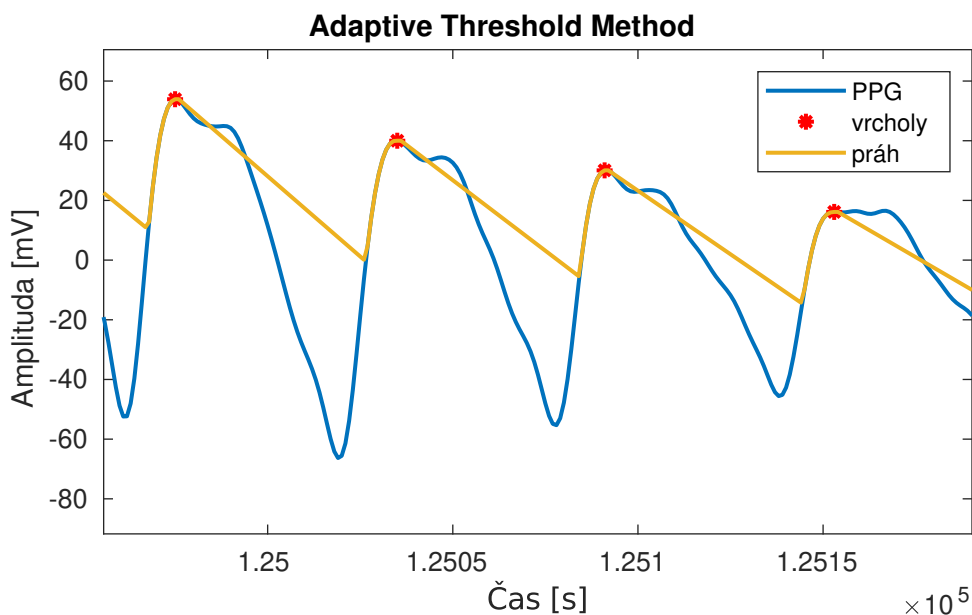
Na Obr. 4.5 je ukázka PPG záznamu s výraznými rozdíly amplitud v průběhu času. V první polovině ukázky pozorujeme nezašuměný signál. V druhé polovině ukázky je zobrazený signál zatížený pohybovými artefakty. Záznam s pohybovými artefakty dosahuje několikanásobně vyšší amplitudy oproti nezašuměnému signálu.

Mezi metody nastavující adaptivní práh patří metoda Adaptive Threshold Method navrhnuta v článku [46] dosahujících dobrých výsledků detekce s nízkou časovou náročností [47].

V ATM je prahová hodnota závislá na amplitudě posledního detekovaného vrcholu signálu. Pro detekci následujícího vrcholu je prahová hodnota přes každý vzorek snižována vypočítaným parametrem určující sklon poklesu.

Prvním krokem metody je vyhledání prvního lokálního maxima v signálu. Práhová hodnota je nastavená pomocí amplitudy vyhledaného vrcholu. Takto nastavená prahová hodnota klesá s časem. Pokud dojde k nalezení bodu, kdy je prahová hodnota překročena amplitudou signálu, prahová hodnota začne následovat signál. Poslední bod před poklesem hodnoty je označen jako vrchol a jeho amplituda je označena jako prahová hodnota. [46]

Z daného bodu prahová hodnota opět začne klesat s určeným parametrem sklonu, dokud není nalezen další bod, který překročí prahovou hodnotu. Všechny tyto zmíněné kroky jsou opakovány pro všechny následující vzorky signálu. [46]



Obr. 4.6: Ukázka určeného adaptivního prahu pro záznam PPG.

Z morfologie pulzní vlny vyplývá, že je nutné určit refrakterní dobu, kdy se v signálu nemůže fyziologicky objevit následující vrchol. Kdyby tato refrakterní doba nebyla určena, bylo by detekováno v některých případech více vrcholů na jedné pulzní vlně.

Inicializační refrakterní doba je určena na hodnotu 0,6 ms, pro následující vrcholy poté jako 0,6-násobek předcházející délky trvání IB intervalu. [46]

Na Obr. 4.6 je zobrazen určený adaptivní práh pro úsek záznamu PPG žlutou barvou. Z Obr. 4.6 je patrné, že práh po nalezení vrcholu klesá s pravidelným sklonem, dokud amplituda signálu není vyšší než práh. Překročení prahu v refrakterní době je ignorováno.

Parametr sklonu, označovaný jako  $k$ , je vypočítán pomocí následujícího vztahu:

$$k = s_r \frac{V_{n-1} + \sigma_{PPG}}{f_s}, \quad (4.1)$$

kde  $s_r$  je empiricky určený parametr změny sklonu,  $V_{n-1}$  je amplituda posledního detekovaného vrcholu v čase,  $\sigma_{PPG}$  je směrodatná odchylka celého signálu a  $f_s$  je vzorkovací frekvence signálu.

Parametr  $s_r$  pro detekci lokálních vrcholů je volen jako záporné číslo. S jeho nižší hodnotou je pokles adaptivní prahové hodnoty rychlejší. [46] Nastavením parametru  $s_r$  se dále zabývá podkapitola 4.3.1.

Pro každý vzorek je pak prahová hodnota  $t_i$  vypočítaná jako

$$t_i = t_{i-1} + k, \quad (4.2)$$

kde  $t_{i-1}$  je prahová hodnota určená pro předcházející vzorek. [46]

## 4.2.2 Auto-Threshold Peak Detection

Metoda Auto-Threshold Peak Detection navržená v článku [20] se skládá ze dvou kroků. Prvním krokem je určení prahové hodnoty. Druhým krokem je nalezení maximální hodnoty mezi dvěma po sobě jdoucími lokálními minimy. Vrchol tak můžeme považovat za hodnotu lokálního maxima.

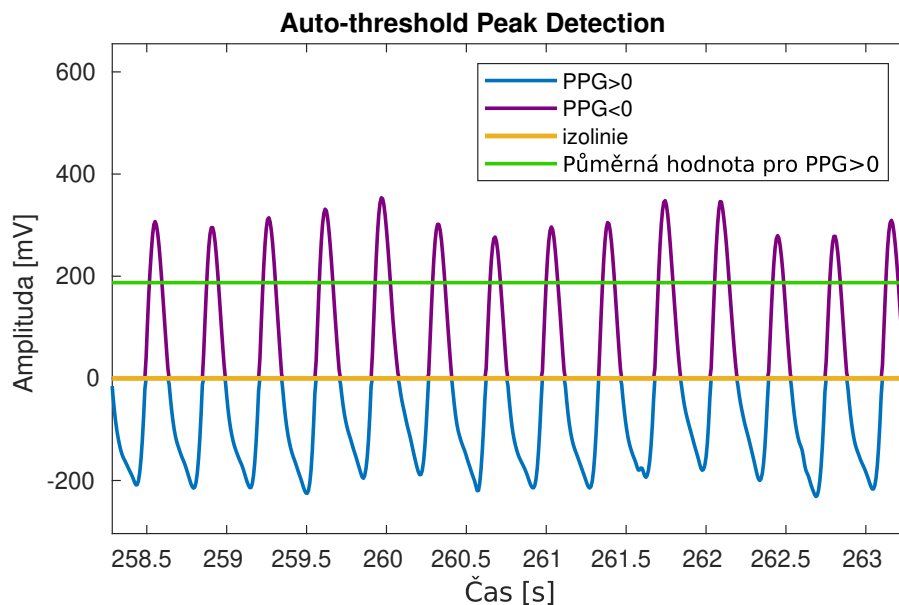
Aby bylo lokální maximum považováno za vrchol, musí být vyšší alespoň o prahovou hodnotu než jeho předcházející lokální minimum. Prahová hodnota je použita i pro určení lokálního minima. Aby bylo lokální minimum využito pro detekci vrcholu, musí být alespoň o prahovou hodnotu nižší než předešlý vrchol. [42]

Vzorec pro určení vrcholů a minimálních hodnot je [20] [42]

$$\begin{aligned} X_{P_j} &\equiv X_{T_i} + \delta \leq X_{P_j} \cap X_{T_{i+1}} + \delta \leq X_{P_j} \\ X_{T_j} &\equiv X_{P_i} + \delta \leq X_{T_j} \cap X_{P_{j+1}} + \delta \leq X_{T_j}, \end{aligned} \quad (4.3)$$

kde  $\delta$  je prahová hodnota,  $X_{P_j}$  je  $j$ -té lokální maximum a  $X_{P_i}$  je  $i$ -té lokální minimum.

Určení prahové hodnoty v člancích [20] a [48] je určováno pomocí algoritmu učení bez učitele do dvou shluků. Předpokladem je, že jeden shluk bude reprezentovat hodnoty pohybující se okolo izolinie, tedy převážně přechody mezi vlnami a šum s nízkou amplitudou. Druhý shluk má reprezentovat hodnoty odpovídající vzestupu vln a vrcholovým hodnotám. Jako práh je poté určena průměrná hodnota shluku odpovídající hodnotám vzestupu pulzních vln a vrcholů. [20] [48]



Obr. 4.7: Ukázka určeného prahu pro ATPD pro záznam PPG.

Při použití shlukovacího algoritmu na využívaná data v této práci v mnoha případech shlukovací algoritmus selhal. Důvodem je výrazný rozdíl amplitud v nezašuměném signálu a v signálu zašuměném pohybovými artefakty. Rozdíl v hodnotě amplitud záznamů z využívané databáze byl již popsán v podkapitole 4.2.1 (Obr. 4.5).

Stejnosemřná komponenta signálu byla odstraněna pomocí odečtení průměru všech vzorků signálu od každého vzorku signálu. Při odstranění stejnosemřné komponenty ze signálu můžeme předpokládat, že nad nulovou izolinií se budou vyskytovat hodnoty odpovídající nárůstu pulzních vln a hodnoty vrcholů. Na Obr. 4.7 jsou tyto hodnoty zobrazeny fialovou barvou.

Pod nulovou izolinií se budou vyskytovat hodnoty vzorků odpovídající poklesům na začátku a konci pulzních vln. Na Obr. 4.7 jsou tyto hodnoty zobrazeny modrou barvou.

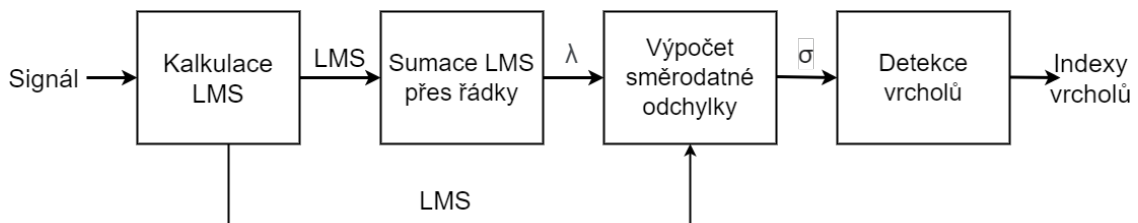
Můžeme tak průměrnou hodnotu shluku odpovídající hodnotám vzestupu pulzních vln a vrcholů nahradit průměrnou hodnotou kladných vzorků. Na Obr. 4.7 je tento práh zakreslen zelenou barvou. Jedná se tedy o vzdálenost vypočítané průměrné hodnoty a hodnoty izolinie, která je na Obr. 4.7 zakreslena žlutou barvou.

### 4.2.3 Automatic Multi-Scale Peak Detection

Metoda Automatic Multi-scale Peak Detection není závislá na volbě parametrů. Tím předchází nevýhodě metod, které jsou z velké části závislé na volbě parametrů. AMPD je metoda určená pro periodické a quasi-periodické signály. Šum v signálu by neměl příliš ovlivnit výsledky AMPD. [16] [49]

AMPD určuje lokální vrcholy v různých časových úsecích, neboli různých velikostí okna  $k$ . Tato období se nazývají škály a představují počet porovnávaných dat v daném čase [40] [49] [52].

Na Obr. 4.8 je uveden obecný algoritmus AMPD metody. První krok je inicializace matice Local Maxima Scalogram (dále také LSM). V dalším kroku je zmenšen počet řádků LSM. Tento krok se provádí kvůli výskytu šumu v signálu a je volitelný. Dále je vypočítána směrodatná odchylka z matice LMS pro každou škálu  $k$ . Vrcholy jsou poté detekovány pomocí nalezení nulové směrodatné odchylky. [40]



Obr. 4.8: Blokový diagram obecného algoritmu AMPD.

Pro algoritmus AMPD nemusí být velikost okna předem zadána, jelikož v průběhu metody velikost okna nabývá od její minimální hodnoty po její maximální hodnotu. Minimální hodnoty může nabývat hodnoty jedna, zatímco maximální hodnoty může nabývat hodnoty odpovídající polovině délky signálu. [16] [49]

Prvním krokem algoritmu AMPD je kalkulace LMS. LMS je matice o velikosti  $(L, N)$ , která se počítá pro diskrétně navzorkovaný signál.  $N$  značí délku navzorkovaného signálu a  $L$  značí polovinu této délky. LMS je určena jako [16]

$$LMS_{k,i} = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \cdots & m_{1,N} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \cdots & m_{1,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{L,1} & m_{L,2} & \cdots & m_{L,N} \end{bmatrix}. \quad (4.4)$$

Každý prvek matice LMS je vypočítán pomocí vztahu

$$m_{k,i} = \begin{cases} 0, & \text{pokud } x_{i-1} > x_{i-k-1} \wedge x_{i-1} > x_{i+k-1} \\ r, & \text{jinak,} \end{cases} \quad (4.5)$$

kde škála  $k$  nabývá hodnot z množiny  $\{1, 2, \dots, L\}$ ,  $i$  poté nabývá hodnot z množiny  $\{k+2, \dots, N-k+1\}$ . Symbol  $r$  značí číslo z uniformní distribuce náhodných čísel z intervalu  $(1, 2)$ . [40] [43] [49] [52]

První řádek LMS má nejvyšší rozlišení potenciálních vrcholových bodů. Po řádcích se snižuje rozlišení po polovinu délky signálu [49].

Dále je vypočítaná směrodatná odchylka pro každý sloupec LSM dle vzorce

$$\sigma_i = \frac{1}{\lambda - 1} \sum_{k=1}^{\lambda} \left[ \left( LMS_{k,i} - \frac{1}{\lambda} \sum_{k=1}^{\lambda} LMS_{k,i} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad i \in 1, \dots, N. \quad (4.6)$$

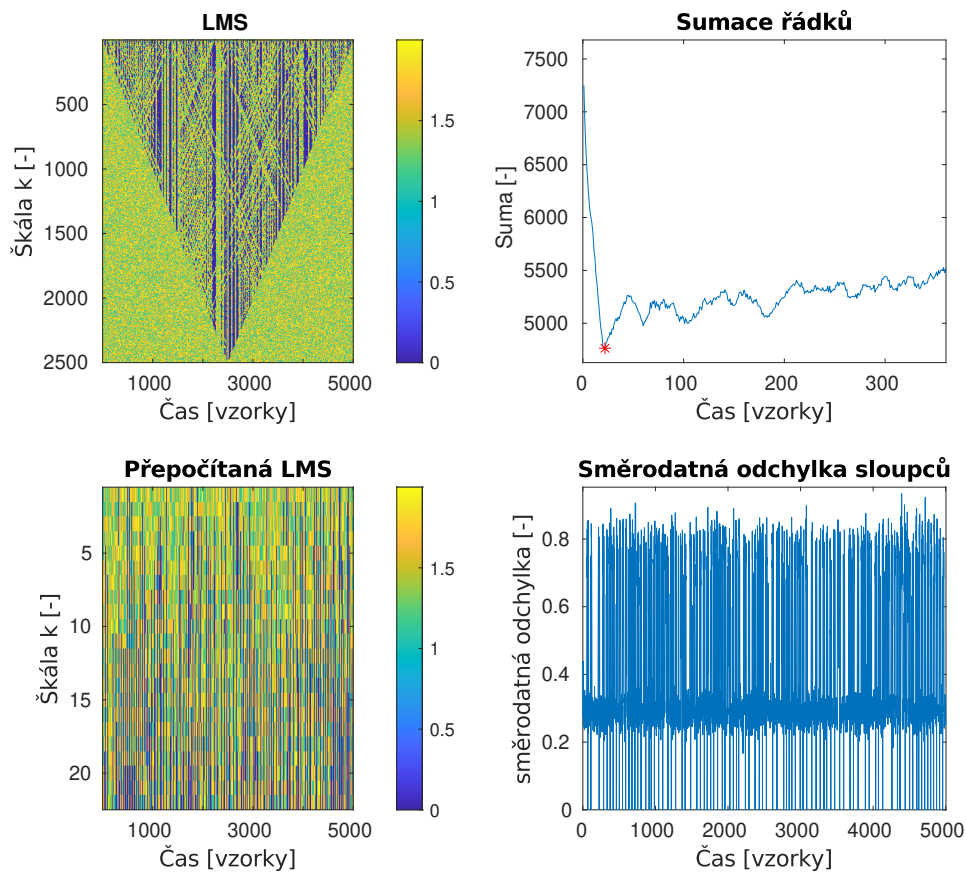
Nulová směrodatná odchylka značí výskyt vrcholu na daném indexu [40] [52]. Pokud se vyskytuje v signálu šum, tyto hodnoty nemusí být nulové, ale pouze velmi malé. Proto je nutné stanovit prahovou hodnotu směrodatné odchylky. Nižší hodnota směrodatné odchylky, než zvolená prahová hodnota, značí výskyt vrcholu. Pro danou situaci je parametr  $\lambda$  roven  $L$ . [40] [49]

Tato skutečnost vede opět k určování parametru prahové hodnoty, a tedy závislosti výsledku metody na zvolené prahové hodnotě.

Aby daný parametr nemusel být volen, je určena nižší hodnota  $\lambda$  ve vzorci 4.6. Pro matici je vypočítána sumace všech řádků matice, tedy sumace LMS pro každé  $k$ . Takový vektor vypovídá o distribuci nul v matici LMS. Vektor těchto sumací je označen jako  $y$  a je vypočítán [40] [7]

$$y_k = \sum_{i=1}^N m_{k,i}, \quad k \in 1, \dots, L. \quad (4.7)$$

Z vektoru  $y$  je určen index minimální hodnoty. Matice LMS je poté zkrácena přes rozměr  $k$ , tedy přes řádky od počátečního indexu po určenou hodnotu  $\lambda$ . Všechny škály  $k$  odpovídající délce okna větší než  $\lambda$ , jsou odstraněny z matice LMS. Z původní matice  $LMS = (m_{k,i})_{L \times N}$  se tedy stane nová matice  $LMS = (m_{k,i})_{\lambda \times N}$ , z které je vypočítávaná směrodatná odchylka dle vztahu 4.6. [40] [49]



Obr. 4.9: Ukázka výpočtů metody AMPD.

Na Obr. 4.9 je ukázka postupu výpočtu kroků metody AMPD na vybraném úseku signálu PPG. Na prvním snímku je zobrazena vypočtená původní matice LMS pro všechny škály  $k$  přes  $N$  vzorků signálu. Na druhém snímku je po sumaci všech řádků určen ten, který nabývá minimální hodnoty. Zde je tento bod zobrazen červeným symbolem a nabývá hodnoty škály  $k$  odpovídající 20. Na třetím snímku je zobrazena naškálovaná matice LMS. Přes rozměr škály nabývá pouze hodnot  $k$  z množiny  $\{1, 2, \dots, 20\}$ . Na posledním snímku je zobrazena určená směrodatná odchylka každého sloupce, tedy pro každý vzorek signálu. Indexy s nulovou směrodatnou odchylkou jsou označeny jako vrcholy signálu.

#### 4.2.4 Optimalizace algoritmu AMPD

Ukládání hodnot ve formátu čísla s plovoucí čárkou (*float*) je velmi paměťově náročné. V prostředí MATLAB je se jedná o datový typ *double* (*double-precision floating-point value*), který je reprezentován šedesáti čtyřmi bity. Generované náhodné číslo  $r$  z uniformního rozložení, používané pro výpočet prvků matice LSM ve vzorci 4.8, je implementováno pomocí *double*.

Paměťová složitost implementovaného výpočtu LMS je  $O(N^2)$ , tedy narůstá kvadraticky s délkou navzorkovaného signálu. U delších signálů dochází k výraznému využití operační paměti počítače.

Jednou možností řešení daného problému je rozdělení navzorkovaného signálu na několik kratších úseků. Poté je možné aplikovat detekci na jednotlivé úseky. Vhodnějším řešením takového problému je změna datového typu zmíněných prvků matice LSM. V prostředí MATLAB existuje datový typ *single*, který je reprezentován třiceti dvěma bity. Však paměťově nejjednodušším datovým typem jsou logické hodnoty (*logical* v prostředí MATLAB), které v paměti zabírají pouze jeden bit. Logické hodnoty jsou reprezentované jednou ze dvou hodnot: jedna (*true*) nebo nula (*false*).

Je možné optimalizovat výpočet každého prvku LMS, jak je popsáno v podkapitole 4.2.3, nahrazením datového typu čísla s plovoucí čárkou logickou hodnotou. [25] [52]

Poté dojde k náhradě náhodného čísla  $r$  ze vzorce 4.8 za logickou hodnotu jedna a hodnoty nula za logickou hodnotu nula. Každý prvek matice LSM ze vzorce 4.4 je pak vypočítán za pomoci vztahu [25] [52]

$$m_{k,i} = \begin{cases} 0, & \text{pokud } x_{i-1} > x_{i-k-1} \wedge x_{i-1} > x_{i+k-1} \\ 1, & \text{jinak.} \end{cases} \quad (4.8)$$

Hodnota  $\lambda$ , která je určena jako index minimální hodnoty z vektoru  $y_k$ , je vypočítaná obdobně dle vzorce 4.7.

Z matice  $LMS = (m_{k,i})_{\lambda \times N}$  je namísto směrodatné odchylky, dané vzorcem 4.6, vypočítaná sumace přes všechny škály  $k$ . Její označení je  $s_i$  a definujeme ji jako [52]

$$s_i = \sum_{k=1}^{\lambda} m_{k,i}, \quad i \in 1, \dots, N. \quad (4.9)$$

Za vrcholy jsou pak označeny ty indexy, pro které suma hodnot  $s_i$  odpovídá nulové hodnotě.

### 4.3 Vyhodnocení detekce systolického vrcholu

Validace tří navržených algoritmů v podkapitolách 4.2.2, 4.2.2 a 4.2.3 je prováděna porovnáním s anotovanou databází, která je podrobně popsána v podkapitole 3.1. Pro vyhodnocení úspěšnosti algoritmů jsou použity úseky, které jsou anotované dvěma experty DT a JM. Jedná se o segmenty, které obsahují jak nezašuměný úsek signálu, tak úsek obsahující artefakty.

Pro práci s detektory je využito pouze záznamů ABP1, ABP2, POX1 a POX2. Záznamů ICP nebylo využito, kvůli jejich odlišné morfologii. Popis databáze a popis záznamů je více uveden v podkapitole 3.1.

Tolerance pro odchylku detekovaného vrcholu od referenčního vrcholu je stanovena na 48 ms, což odpovídá maximální přípustné odchylce mezi těmito dvěma vrcholy. S použitím dané tolerance je možné porovnat jednotlivé úspěšnosti detektorů s úspěšnostmi detektorů navržených v článcích [1] a [30].

Pro vyhodnocení detekce je použita pozitivní predikce, senzitivita, detekční chyba a F-skóre.

Pozitivní predikce (dále také P+) je pravděpodobnost detekce skutečného vrcholu mezi detekovanými vrcholy v signálu. Senzitivita (dále také  $Se$ ) je pravděpodobnost detekce vrcholu, pokud se vyskytuje v referenci. Chyba detekce (dále také DER) je pravděpodobnost, že detekovaný vrchol neodpovídá skutečnému vrcholu signálu. [12]

Senzitivita značí poměr vrcholů detekovaných algoritmem k referenčním vrcholům v signálu. Pozitivní predikce je poměr skutečných vrcholů k vrcholům detekovaným algoritmem. Chyba detekce reprezentuje procento nesprávně detekovaných vrcholů. [4] [12] [47]. F-skóre popisuje celkovou úspěšnost detektoru [36]. Vzorce uvedených metrik jsou

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4.10)$$

$$P_+ = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (4.11)$$

$$DER = \frac{FP + FN}{TP + FN}, \quad (4.12)$$

$$F - score = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN}. \quad (4.13)$$

TP je počet správně detekovaných vrcholů, FN je počet vrcholů v signálu, které nebyly detekovány, a FP je počet chybně detekovaných vrcholů.

### 4.3.1 Určení rychlosti sklonu pro ATM

Pro detekci vrcholů pomocí metody ATM popsané v podkapitole 4.2.1 je nutné zvolit odpovídající rychlost poklesu sklonu adaptivní prahové hodnoty. Je nutné zvolit takovou hodnotu tohoto parametru, aby bylo dosaženo co nejvyšší úspěšnosti detekce. Parametr  $s_r$  ze vzorce 4.1 určuje rychlost změny sklonu. Parametr  $s_r$  pro určení lokálních vrcholů je volen jako záporné číslo.

Množina jednotlivých hodnot  $s_r$  je  $\{-0,6; -0,7; \dots; -1,9\}$ . Množina hodnot  $s_r$  byla volena na základě předchozí vizuální analýzy. Jednotlivými hodnoty  $s_r$  byly hodnoceny za pomoci anotovaných značek. Úspěšnosti detekce algoritmu ATM z hlediska F-skóre pro oba experty jsou uvedeny v Tab.4.2. Jedná se o průměrné hodnoty použitých čtyř záznamů z databáze popsané v kapitole 3.1. V Tab. 4.2 je také uvedeno celkové F-skóre, vypočítané průměrem z F-skóre vůči dvou expertům.

Jako optimální hodnota  $s_r$  byla zvolena hodnota -1,3. Pro zvolené  $s_r$  bylo dosaženo nejvyššího celkového F-skóre 96,65 %. Metoda ATM pro  $s_r$  odpovídající -1,3 dosahuje nejvyššího F-skóre i z hlediska hodnocení s každým expertem. V porovnání s expertem DT dosahuje vyhodnocení F-skóre 95,56 % a ve srovnání s expertem JM F-skóre 97,73 %.

Tab. 4.2: Zhodnocení úspěšnosti detekce ATP pro různou rychlost změny sklonu.

Rychlost změny sklonu [-]	ATM - DT F-skóre [%]	ATM - JM F-skóre [%]	Celkové F-skóre [%]
-0,6	89,95	91,99	90,97
-0,7	89,43	91,59	90,51
-0,8	90,39	92,63	91,51
-0,9	94,37	96,57	95,47
-1,0	95,32	97,50	96,41
-1,1	95,38	97,56	96,47
-1,2	95,52	97,69	96,61
-1,3	95,56	97,73	96,65
-1,4	95,53	97,71	96,62
-1,5	95,54	97,72	96,63
-1,6	95,42	97,60	96,51
-1,7	94,35	96,50	95,42
-1,8	89,63	91,82	90,72
-1,9	83,52	85,69	84,61

### 4.3.2 Určení velikosti okna pro AMPD

Detekce vrcholů pomocí algoritmu AMPD, představeného v kapitole 4.2.3, je nutné z hlediska délky signálu z databáze, popsané v kapitole 3.1, rozdělit na detekci v jednotlivých oknech. Tedy je nutné zvolit takovou délku okna, která rozdělí jednotlivé záznamy na určité segmenty. V jednotlivých segmentech se pak použije metoda detekce vrcholů metodou AMPD.

Je nutné najít takovou délku okna, která rozdělí záznam na jednotlivé segmenty, tak aby bylo dosaženo co nejvyšší úspěšnosti detekce s ohledem na výpočetní náročnost metody. Kvůli výpočetní náročnosti algoritmu bude využito pro volbu délky okna optimalizované metody AMPD popsané v podkapitole 4.2.4.

Optimalizovaný algoritmus AMPD pro jednotlivé velikosti oken ze zvolené množiny {500, 1 000, ..., 7 500} byl hodnocen vůči anotovaným značkám obou expertů. Úspěšnosti detekce pro algoritmus AMPD pro různé velikosti okna rozdělující záznam na jednotlivé segmenty jsou uvedeny v Tab. 4.3. Jsou zde uvedeny průměrné hodnoty metrik pro čtyři vybrané záznamy z databáze popsané v kapitole 3.1. V Tab. 4.3 je také uvedeno celkové F-skóre, vypočítané průměrem z F-skóre vůči dvěma expertům.

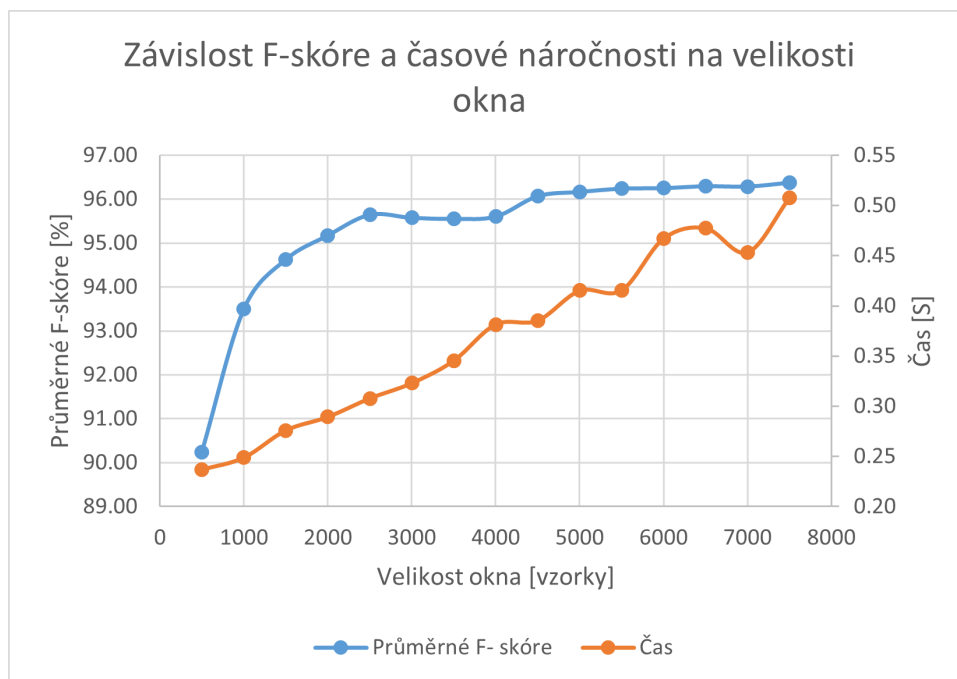
Tab. 4.3: Zhodnocení úspěšnosti detekce a časové náročnosti AMPD pro různou velikost okna.

Velikost okna [vzorky]	AMPD - DT F-skóre [%]	AMPD - JM F-skóre [%]	Celkové F-skóre [%]	Čas [s]
500	88,86	91,62	90,24	0,24
1000	91,98	95,01	93,50	0,25
1500	93,12	96,13	94,63	0,28
2000	93,63	96,71	95,17	0,29
2500	94,13	97,16	95,65	0,31
3000	94,03	97,12	95,58	0,32
3500	94,00	97,10	95,55	0,35
4000	94,05	97,16	95,60	0,38
4500	94,51	97,63	96,07	0,39
5000	94,62	97,71	96,17	0,42
5500	94,73	97,75	96,24	0,42
6000	94,70	97,81	96,25	0,47
6500	94,75	97,84	96,30	0,48
7000	94,73	97,85	96,29	0,45
7500	94,80	97,96	96,38	0,51

Závislosti úspěšnosti detekce a časové náročnosti algoritmu z Tab. 4.3 byly vyneseny do grafu na Obr. 4.10. Z grafu na Obr. 4.10 je patrné, že hodnoty F-skóre se zvyšují pro větší hodnotu okna až po nejvyšší uvedenou hodnotu 7 500 vzorků. Mezi hodnotami velikosti okna 4 500 až 7 500 vzorků je nárůst těchto hodnot pomalý, zatímco nárůst časové náročnosti algoritmu výrazně roste s velikostí okna. Nárůst časové náročnosti algoritmu v závislosti na velikosti okna se přibližuje lineárnímu trendu, až na některé odchylky.

Jako ideální hodnota okna pro optimalizovaný algoritmus AMPD je tedy volena hodnota 4 500 vzorků. Pro vyšší hodnoty okna je nárůst F-skóre malý, zatímco časová náročnost výrazně stoupá.

Následně je porovnána úspěšnost optimalizovaného algoritmu AMPD pro zvolenou délku okna s úspěšností původního algoritmu AMPD pro stejnou délku okna. Zvolená délka okna je tedy 4 500 vzorků. Rozdíl mezi úspěšnostmi detekce původního algoritmu AMPD a optimalizovaného algoritmu AMPD je velmi malý.



Obr. 4.10: Závislost úspěšnosti detekce AMPD na volbě velikosti okna.

Tab. 4.4: Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD a optimalizované AMPD pro velikost okna 4 500 vzorků.

Algoritmus	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	Čas [s]
<b>Původní AMPD - DT</b>	95,11	92,44	12,15	93,75	9,07
<b>Optimalizovaný AMPD - DT</b>	95,09	93,88	10,94	94,48	0,37
<b>Původní AMPD - JM</b>	98,37	95,48	5,32	96,05	9,07
<b>Optimalizovaný AMPD - JM</b>	98,28	96,99	4,70	97,63	0,37

Časová náročnost algoritmů se velmi liší. Původní algoritmus je v daném případě přibližně dvacet pětkrát pomalejší než optimalizovaný algoritmus.

Z hlediska úspěšnosti detekce i časové náročnosti je pro aplikaci detekce v této práci přijatelnější optimalizovaný AMPD algoritmus. Proto pro porovnání jednotlivých algoritmů z podkapitoly 4.3 je použit optimalizovaný algoritmus AMPD. Porovnání úspěšnosti jednotlivých detektorů je popsáno v následující podkapitole 4.3.4.

### 4.3.3 Porovnání konzistence anotovaných značek mezi experty

Evaluace úspěšnosti detektorů probíhá na úsecích, které jsou anotované oběma experty DT a JM. Nejprve je zhodnocená konzistence mezi anotovanými značkami mezi oběma experty.

Odchylky pro čtyři vybrané záznamy mezi experty jsou uvedeny v Tab. A.1 v příloze A. Z tabulky je patrné, že oba experti se naprosto shodují značkami v záznamech ABP1 a ABP2.

Vysoké shody dosahují i pro signál POX1, tedy první záznam  $SpO_2$ , a to z hlediska F-skóre v 99,81 %. V POX2 se shodují z hlediska F-skóre v 82,02 %.

Tab. 4.5: Celkové hodnocení úspěšnosti mezi dvěma experty DT a JM.

Algoritmus	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]
DT - JM	95,53	95,40	9,06	95,47



Obr. 4.11: Porovnání anotovaných značek určených experty DT a JM pro druhý záznam  $SpO_2$ .

V Tab. 4.5 jsou uvedeny průměrné úspěšnosti mezi experty pro všechny čtyři vybrané záznamy z databáze představené z kapitoly 3.1. Průměrně se experti DT a JM shodují z hlediska F-skóre v 95,53 %. Jako referenční soubor pro vyhodnocení byly použity značky experta DT, vůči němu byly porovnávány značky experta JM.

Hlavní příčinou odchylek ve značení expertů jsou především oblasti s vysokou mírou šumu. Na Obr. 4.11 je zobrazen zašuměný úsek druhého záznamu  $SpO_2$ , kde dochází k rozdílnosti značek mezi experty.

#### 4.3.4 Porovnání úspěšnosti detekce jednotlivých detektorů

V Tab. A.2, A.4 a A.6 v příloze A jsou uvedeny úspěšnosti jednotlivých algoritmů pro jednotlivé čtyři záznamy ABP1, ABP2, POX1 a POX2. V Tab. 4.6 jsou uvedeny průměrné úspěšnosti pro tři implementované metody detekce vrcholů. Těmi jsou optimalizovaná AMPD, ATM a ATPD.

V Tab. A.3, A.5 a A.7 v příloze A jsou uvedeny úspěšnosti jednotlivých algoritmů pro uvedené záznamy. V Tab. 4.7 jsou uvedeny průměrné úspěšnosti pro tři implementované metody detekce vrcholů.

Tab. 4.6: Celkové hodnocení úspěšnosti detekce detektorů AMPD, ATM a ATPD vůči anotovaným značkám expertem DT.

Algoritmus	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	Čas [s]
AMPD - DT	95,06	93,96	10,90	94,51	0,81
ATM - DT	95,43	95,69	8,90	95,56	0,02
ATPD - DT	95,09	95,14	9,76	95,11	0,02

Tab. 4.7: Celkové hodnocení úspěšnosti detekce detektorů AMPD, ATM a ATPD vůči anotovaným značkám expertem JM.

Algoritmus	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	Čas [s]
AMPD - JM	98,28	96,99	4,70	97,63	0,81
ATM - JM	97,66	97,80	4,54	97,73	0,02
ATPD - JM	98,29	98,20	3,51	98,24	0,02

Implementované detektory v této práci jsou porovnané i s detektory představenými v článku [1] (TABLE II) a s implementovaným detektorem v článku [30]. Výsledné hodnoty senzitivity a pozitivní predikce pro toleranci 48 ms jsou porovnány v Tab. 4.8. Tyto hodnoty jsou určeny k anotovaným značkám expertem DT. Implementované algoritmy k značkám DT uvedeným v Tab. 4.6 dosahují nižší úspěšnosti.

Implementované algoritmy v této práci však dosahují velmi podobné úspěšnosti uvedené v Tab. 4.7 k značkám anotovaným expertem JM. Navržené metody detekce v této práci tedy více kopírují anotované značky experta JM.

Všechny algoritmy detekce vykazují podobnou úspěšnost jako sami dva experti mezi sebou. Hodnoty evaluátorů mezi dvěma experty byly uvedeny v Tab. 4.5.

Tab. 4.8: Porovnání přesnosti detektorů s daty jiných autorů.

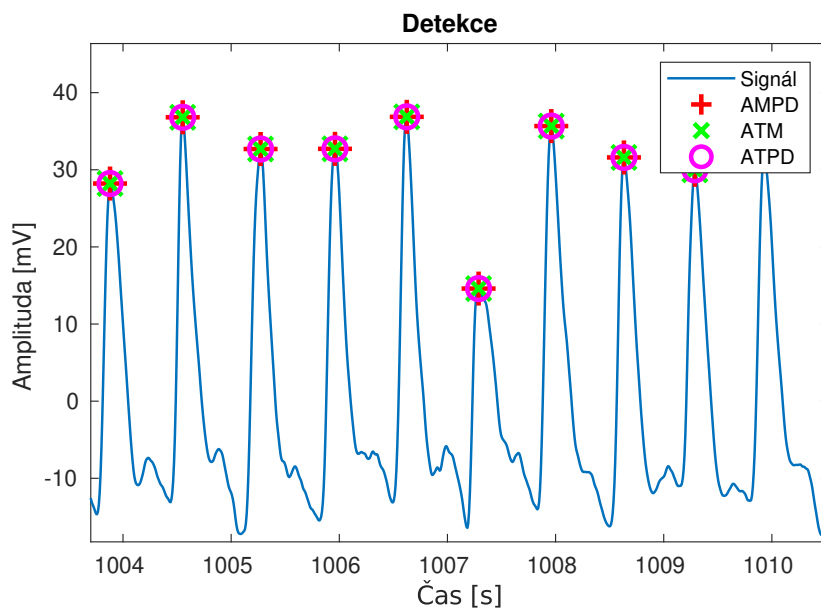
	<b>AMPD</b>	<b>ATM</b>	<b>ATPD</b>	<b>[1]</b>	<b>[30]</b>
P+	95,06	95,43	95,09	98,43	98,57
Se	93,96	95,69	95,14	99,36	99,74

Na Obr. 4.12 je zobrazena detekce v úseku signálu ABP, který neobsahuje šum. Detektory se shodují na detekovaných značkách v zobrazeném úseku signálu. Všechny detekované značky odpovídají systolickým vrcholům signálu.

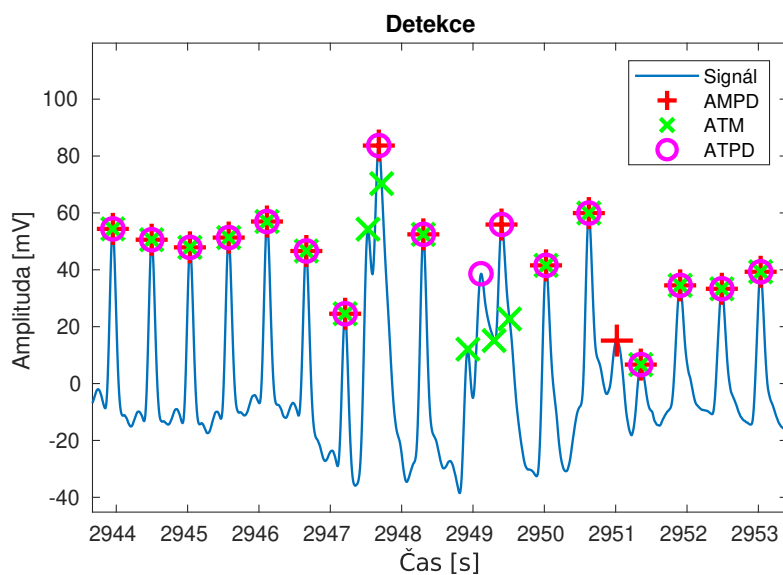
Na Obr. 4.13 je zobrazena detekce v úseku stejného signálu obsahující šum. Rozdílnost úspěšnosti detekce je především ovlivněna úseky s šumem, kdy detektory zaznamenávají rozdílné vrcholy.

Na zobrazeném úseku signálu na Obr. 4.13 metody ATM a ATPD zaznamenaly. V úseku přibližně 2753,5 s vrchol, který nebyl ani jedním expertem anotován. Jedná se tak o falešně pozitivní detekci těchto dvou metod. v úseku přibližně 2755 s byl detekován vrchol pouze metodou ATM a ATPD. Metoda AMPD v daném úseku vrchol nedetekovala, jedná se tak o falešně negativní detekci metody AMPD. Následující vrchol v úseku přibližně 2755,5 s byl detekován pouze metodou ATM. Daný vrchol byl označen oběma experty jako systolický. Pro metodu AMPD a ATPD se tak jedná o falešně negativní detekci.

Dle časové náročnosti algoritmů však můžeme říct, že algoritmus AMPD je oproti algoritmům ATM a ATPD mnohonásobně pomalejší. Detekce jednoho souboru průměrně trvá 0,5871 s. Pro algoritmus ATM detekce jednoho souboru průměrně trvá 0,0181 s. Pro algoritmus ATPD detekce jednoho souboru průměrně dosahuje 0,0137 s. Algoritmus ATPD tak v porovnání s algoritmem AMPD a ATM můžeme označit za nejméně časově náročný.



Obr. 4.12: Ukázka detekce navržených detektorů v nezašuměném úseku ABP.



Obr. 4.13: Ukázka detekce navržených detektorů v úseku obsahující šum signálu  $SpO_2$ .

Celková úspěšnost F-skóre pro implementované metody AMPD, ATM a ATPD z hlediska F-skóre je 94,51 %, 95,56 % a 95,11 % k referenčním značkám experta DT. Zatímco k referenčním značkám experta JM je celková úspěšnost detekce z hlediska F-skóre 97,63 %, 97,73 % a 98,24 %.

## 4.4 Detekce diastolického vrcholu

Dikrotický zářez je dočasný pokles amplitudy signálu PPG za systolickým vrcholem. Diastolický vrchol je následné opětovné zvýšení amplitudy signálu PPG za dikrotickým zářezem. Morfologie pulzní vlny byla již blíže popsána v podkapitole 2.3. Diastolický vrchol odpovídá odrazu tlakové vlny od tepen cévního systému spodní části lidského těla [35].

Morfologie pulzní vlny, neboli její tvar, je ovlivněn srdečním tepem, hemodynamikou a vlastnostmi cévního systému. Můžeme tak pozorovat různá zkreslení morfologie pulzních vln mezi měřenými subjekty. [9] Diastolický vrchol je obtížnější detekovat oproti systolickému vrcholu, jelikož ne vždy se v signálu vyskytuje jako lokální maximum. Také jeho amplituda bývá výrazně nižší oproti systolickému vrcholu.

Pro vyhodnocení detekce systolického vrcholu je využito signálů ABP a  $SpO_2$  z databáze popsané v kapitole 3.1. Signály ICP ze stejné databáze nejsou použity z důvodu odlišné morfologie pulzních vln, kde jsou pozorovány tři vrcholy pulzní vlny. Více je tato rozdílnost morfologie pulzních vln popsána v kapitole 3.1. Jelikož pro databázi nejsou dostupné anotované značky diastolických vrcholů, vyhodnocení v podkapitole 4.4.2 probíhá na základě subjektivního pozorování.

### 4.4.1 Detekce na základě druhé derivace

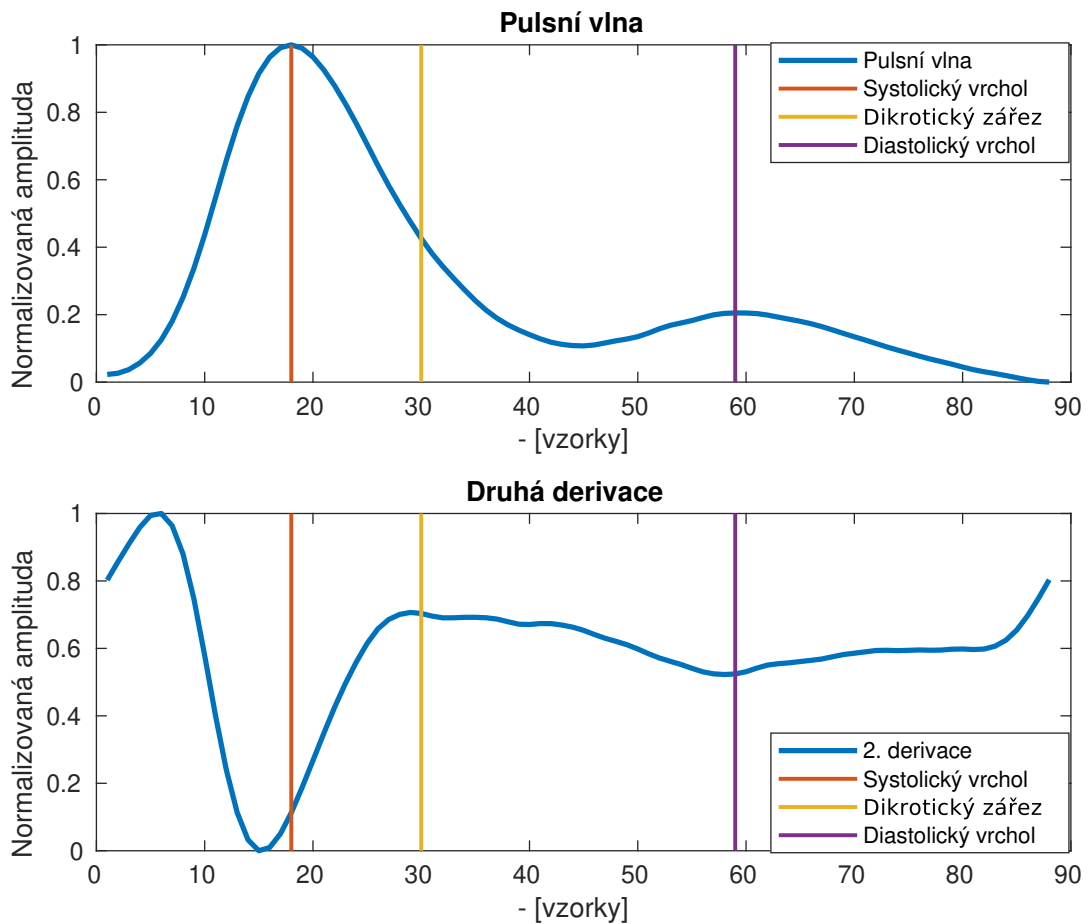
První krokem detekce je vymezení pulzní vlny a nalezení jejího systolického vrcholu. Pro tento krok je využit detektor ATPD představený v podkapitole 4.2.2. Principem metody je nalezení lokálního maxima mezi dvěma po sobě jdoucími lokálními minimy. Podmínkou pro označení lokálního maxima jako vrcholu je překonání prahové hodnoty oproti předcházejícímu lokálnímu minimu. To samé platí i pro označení lokálního minima za začátek pulzní vlny. Lokální minimum je označeno za začátek pulzní vlny pokud je menší alespoň o prahovou hodnotu než předcházející vrchol.

Nejprve nalezneme každou pulzní vlnu, která se nachází od jednoho začátku pulzní vlny a končí v následujícím začátku pulzní vlny. Pro každou takto vymezenou pulzní vlnu vybereme odpovídající systolický vrchol. Odpovídající systolický vrchol se nachází mezi těmito dvěma po sobě jdoucími začátky pulzních vln.

Diastolický vrchol se vyskytuje za systolickým vrcholem a před koncem pulzní vlny. Můžeme se tedy vymežit pouze na určitý segment pulzní vlny, kde bude detekce diastolického vrcholu probíhat. Výhodou metody ATPD pro detekci diastolického vrcholu tedy je, že není nutné dodatečně detekovat začátky pulzních vln. Začátky pulzních vln jsou již v průběhu metody detekovány.

Pulzní vlna v signálu je nejprve vyhlazena pomocí průměrující okna o délce pět vzorků. Vyhlazení signálu průměrujícím oknem je v prostředí MATLAB implementováno pomocí funkce *smoothdata* a jeho argumentu *movmean*.

Druhá derivace nám dává informaci o konvexitě původní funkce a o tom, kde jsou inflexní body funkce. Druhá derivace křivky PPG se používá ke stabilizaci základní linie a umožňuje snadnou vizualizaci a detekci jednotlivých komponent pulzní vlny. [9] Pro detekci diastolického vrcholu je nejprve vypočítána druhá derivace pulzní vlny. Derivace v prostředí MATLAB může být vypočítána pomocí funkce *diff*. Funkce *diff* je na signál aplikována dvakrát. Na Obr. 4.14 je zobrazen průběh pulzní vlny signálu ABP a její druhá derivace. Systolický vrchol je na Obr. 4.14 označen oranžovou značkou.



Obr. 4.14: Pulzní vlna a její derivace signálu ABP.

Výsledná druhá derivace je opět vyhlazena průměrujícím oknem, které má délku pět vzorků. Druhá derivace je vyhlazena pro zajištění jejího hladšího průběhu, aby detekce diastolického vrcholu nebyla falešně detekovaná v nesprávném lokálním minimu.

Ve většině případů nejnižší hodnota druhé derivace odpovídá systolickému vrcholu. Lokální maximum za systolickým vrcholem odpovídá dikrotickému zářezu. Následné další lokální minimum odpovídá diastolickému vrcholu.

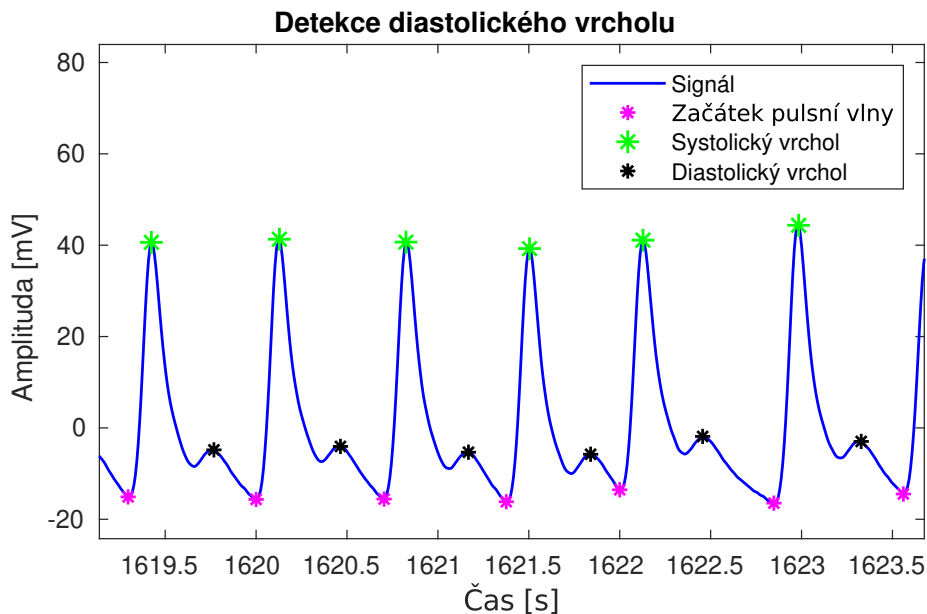
Za systolickým vrcholem byl nalezen bod druhé derivace, kde je ukončeno její stoupaní. Tento bod je na Obr. 4.14 označen žlutou značkou.

Pro detekci dikrotického zářezu by bylo nutné následné upřesnění tohoto bodu, avšak pro detekci diastolického vrcholu bude tento označený bod dostačující.

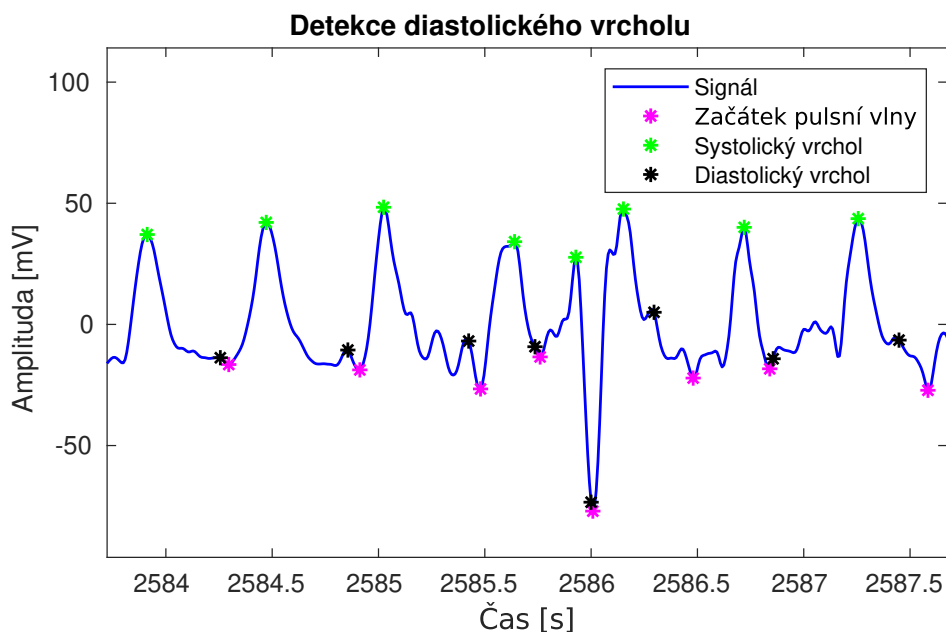
Následně je v segmentu nalezen bod nabývající minimální hodnoty od dikrotického zářezu po konec vlny. Tento bod je považován za místo s výskytem diastolické vlny. Detekovaná diastolická vlna je na Obr. 4.14 označena fialovou značkou.

#### 4.4.2 Vyhodnocení detekce diastolického vrcholu

Na Obr. 4.15 je ukázka správně detekovaného diastolického vrcholu pro první signál ABP v segmentu signálu neobsahující šum. Pro každou pulzní vlnu je vidět výrazný dikrotický zářez, který následuje za systolickým vrcholem. Za dikrotickým zářezem je patrná diastolická vlna, která pro dané pulzní vlny nabývá lokálního maxima.



Obr. 4.15: Detekce diastolického vrcholu nezašuměného segmentu signálu ABP.

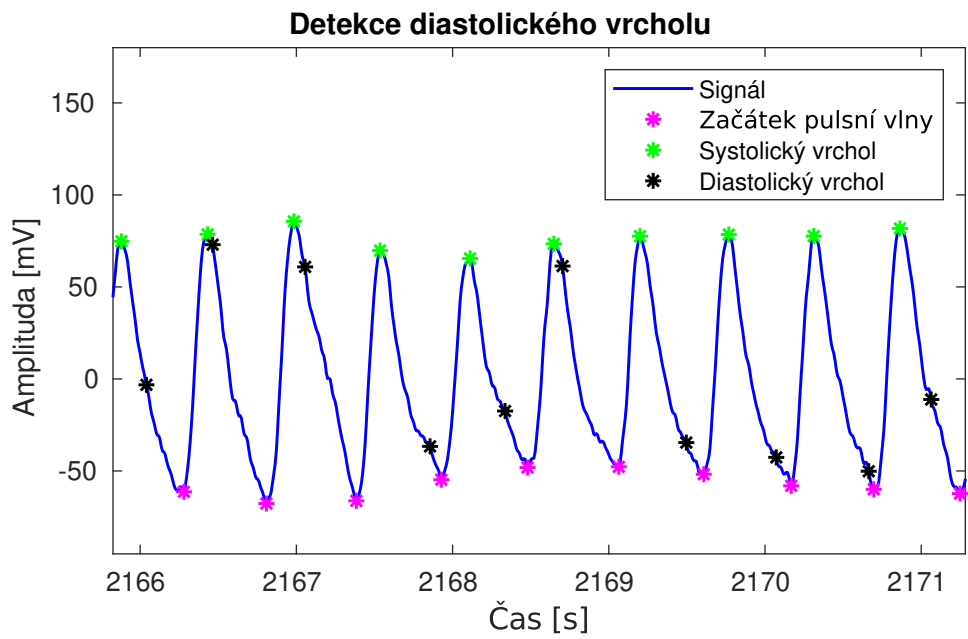


Obr. 4.16: Detekce diastolického vrcholu zašuměného segmentu signálu ABP.

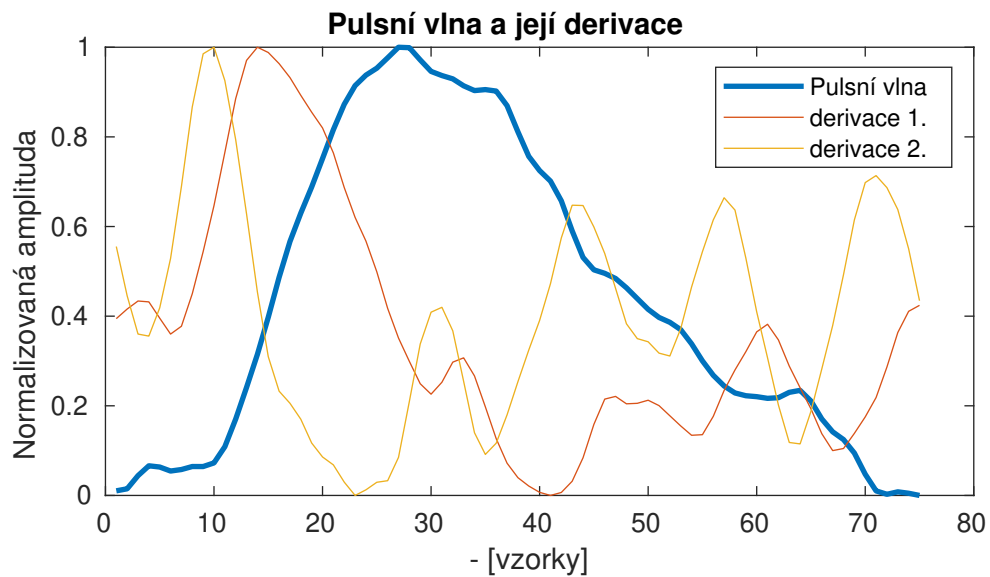
Na Obr. 4.16 je zobrazen segment s výskytem šumu stejného signálu ABP. Artefakty způsobené šumem v některých místech nabývají vyšší amplitudy než samotný diastolický vrchol. To znemožňuje detekci diastolického vrcholu pomocí druhé derivace. Zároveň je ale i obtížné, až nemožné subjektivně určit místo výskytu diastolického vrcholu.

Na Obr. 4.17 je zobrazen signál POX2, na kterém je velmi obtížné detekovat diastolický vrchol. Např. u zobrazené druhé a třetí pulzní vlny na Obr. 4.17 byl diastolický vrchol detekován těsně za vrcholem systolické vlny. Nejedná se o správnou detekci diastolické vlny. Např. pro pátou a šestou zobrazenou pulzní vlnu na Obr. 4.17 je detekován diastolický vrchol správně.

Důvodem, proč nelze detekovat diastolický vrchol, je průběh pulzní vlny, který není hladký. To vede k nerovnostem v první derivaci. V druhé derivaci se pak tyto nerovnosti výrazně projeví. Průběh první a druhé derivace pulzní vlny signálu POX2 je zobrazen na Obr. 4.18. To vede k falešné detekci dikrotického zářezu i diastolické vlny v lokálních minimech odpovídajícím nerovnostem v signálu, nikoliv odpovídajícím komponentám pulzní vlny.



Obr. 4.17: Detekce diastolického vrcholu signálu  $SpO_2$ .



Obr. 4.18: První a druhá derivace pulsní vlny signálu  $SpO_2$ .

## 5 Analýza HRV a PRV

Pro analýzu byly zvoleny parametry odvozené v časové oblasti i frekvenční oblasti, dále také nelineárně odvozené parametry.

Ze srdečních intervalů jsou vypočítány různé parametry v časové oblasti: RMSSD, NN50, pNN50, SDNN aj.

Ve frekvenční doméně jsou parametry odvozeny z výkonového spektra RR intervalů. Příkladem těchto parametrů jsou výkon jednotlivých pásem, frekvence dosahujícího maxima ve výkonovém spektru v určitém pásmu nebo celková energie výkonového spektra.

Mezi parametry odvozené z nelineárních metod patří SD1, SD2 odvozené z Poincarého mapy a jejich poměr, dále HRV trojúhelníkový index a TINN odvozený z histogramu srdečních intervalů. Výše uvedené parametry a jejich výpočty jsou blíže popsány v podkapitole 1.2.1.

V této kapitole se budu blíže zabývat výběrem těchto parametrů a jejich implementací v prostředí MATLAB. Také se tato kapitola bude zabývat výběrem referenčních bodů pro PRV analýzu.

Pro analýzu HRV a PRV bylo využito databáze představené v podkapitole 3.2. Databáze obsahuje dvacet simultánně měřených a zarovnaných záznamů PPG a EKG signálů. Dále databáze obsahuje anotaci kvality PPG signálu, pomocí které je možné vybrat kvalitní úseky PPG.

Záznam označený indexem 47 byl vyloučen z analýzy. Protože více než polovina segmentů PPG označených jako kvalitní obsahovala artefakty s amplitudami až stonásobně vyššími než amplitudy pulzní vlny. Tyto artefakty způsobily selhání detekce referenčních bodů pulzní vlny. Pro analýzu HRV bylo celkem použito devatenáct záznamů.

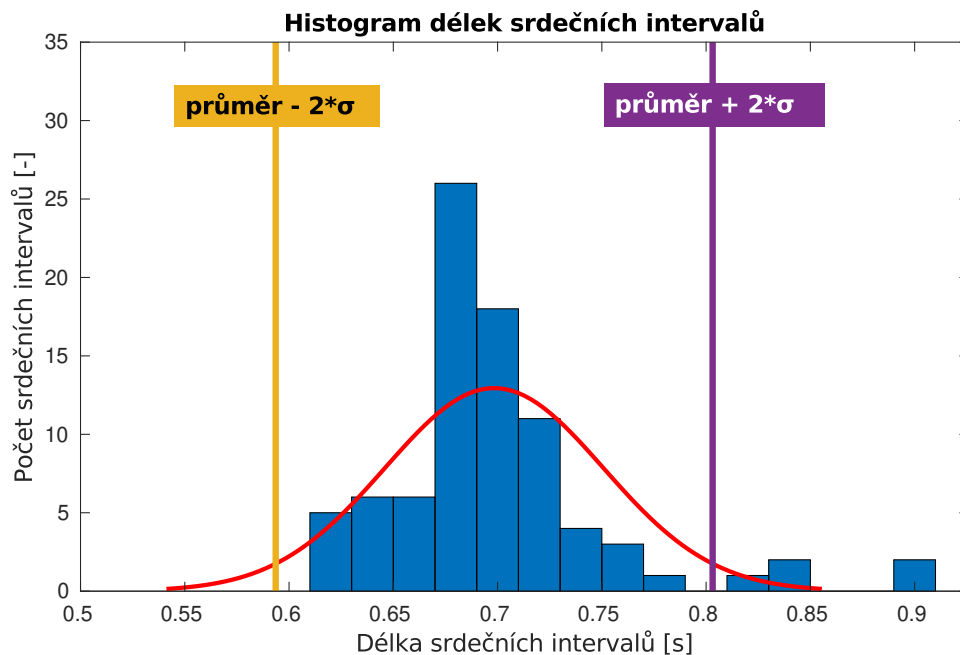
### 5.1 Referenční body pro PRV analýzu

Pro výpočet PRV parametrů byl zvolen z představených detektorů systolických vrcholů v podkapitole 4.3 detektor ATPD popsáný v podkapitole 4.2.2. Na základě dosažených výsledků dosahuje mírně lepší úspěšnosti než detektor ATM a výrazně nižší časové náročnosti než detektor AMPD. Další výhodou detektoru ATPD oproti detektorům ATM a AMPD je, že v průběhu metody jsou detekovány nejenom systolické vrcholy, ale i začátky pulzních vln. Díky tomuto postupu bude možné porovnat parametry PRV odvozené z referenčních bodů vrcholů a také z těchto začátků pulzních vln.

Pro identifikaci jednotlivých parametrů v podkapitolách 5.2.1, 5.3.2 a 5.4.3 byly použity následující zkratky:  $PPG_P$  označuje parametr získaný z PPG signálu pomocí referenčních bodů systolického vrcholu a  $PPG_T$  označuje parametr získaný z PPG signálu pomocí referenčních bodů začátků pulzních vln.

Dále byla implementovaná korekce některých potenciálně nesprávně detekovaných referenčních bodů. Malé množství chyb v detekci je možné opravit odstraněním odlehlých hodnot [31]. K odstranění odlehlých hodnot bylo využito Z-skóre. Hodnota Z-skóre udává, o kolik směrodatných odchylek byla hodnota vzdálena od průměru. Směrodatná odchylka určuje, jak moc jsou hodnoty rozptýleny či odchýleny od průměru hodnot.

Hodnoty horní hranice  $T_h$  a spodní hranice  $T_l$  jsou určeny jako  $T_h = 2$  a  $T_l = -2$ , což odpovídá Z-skóre dvou směrodatných odchylek v kladném a záporném směru od průměru. Pomocí výběru srdečních intervalů s absolutním Z-skóre větším než dva identifikujeme odlehlé hodnoty, které jsou poté nahrazeny mediánem délek srdečních intervalů. [31]



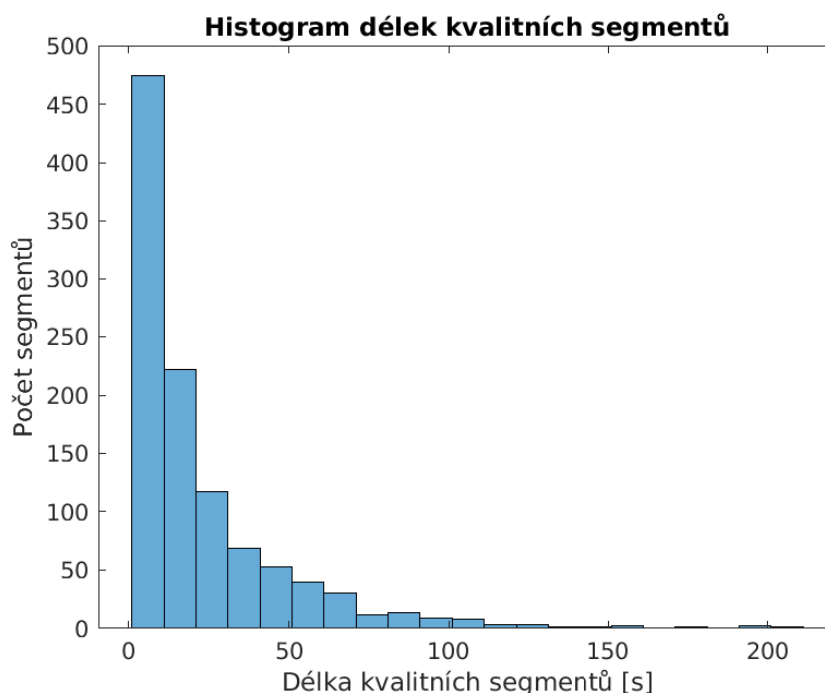
Obr. 5.1: Histogram délek srdečních intervalů.

Na Obr. 5.1 je uveden histogram rozložení délek srdečních intervalů jednoho signálu. Horní hranice  $T_h$  je zaznačena fialovou barvou a spodní hranice  $T_l$  barvou žlutou. Hodnoty srdečních intervalů, které se vyskytují nad fialovou hranicí na Obr. 5.1, jsou nahrazeny. Na Obr. 5.1 se žádné hodnoty nevyskytují pod žlutou hranicí.

## 5.2 Analýza parametrů HRV a PRV v časové oblasti

Parametry HRV v časové oblasti jsou obvykle vypočítány z intervalů srdečních tepů pro velikost časového okna třicet sekund až pět minut. [2]

Celkem se v databázi představené v podkapitole 3.2 ve všech dvaceti záznamech PPG vyskytuje 1047 kvalitních úseků. Histogram rozložení jejich délek trvání je na Obr. 5.2. Pro analýzu v časové oblasti byla zvolena minimální délka časové oblasti pro zachování co nejvyššího počtu úseků. Tato délka je tedy třicet sekund. Celkem bylo zvoleno 349 kvalitních úseků signálů, které nabývají délky 30 s a více.



Obr. 5.2: Histogram délek kvalitních úseků.

Na základě úspěšnosti detekce referenčních bodů v PPG signálu byl dále omezen počet úseků. Byl určen počet srdečních intervalů v těchto úsecích a následně byl porovnán s odpovídajícím počtem srdečních intervalů v EKG signálu. Úseky, ve kterých se tyto počty lišily o více než tři srdeční intervaly, byly z analýzy vyřazeny.

Celkový počet úseků použitý pro analýzu HRV a PRV v časové oblasti činí 258 při použití systolického vrcholu jako referenčního bodu a 260 při použití začátku pulzních vln jako referenčního bodu. V Tab. 5.1 jsou uvedeny počty kvalitních segmentů pro každý záznam s délkou větší než 30 s, které byly použity pro analýzu.

Tab. 5.1: Počet kvalitních segmentů PPG pro každý záznam omezený minimální délkou 30 s.

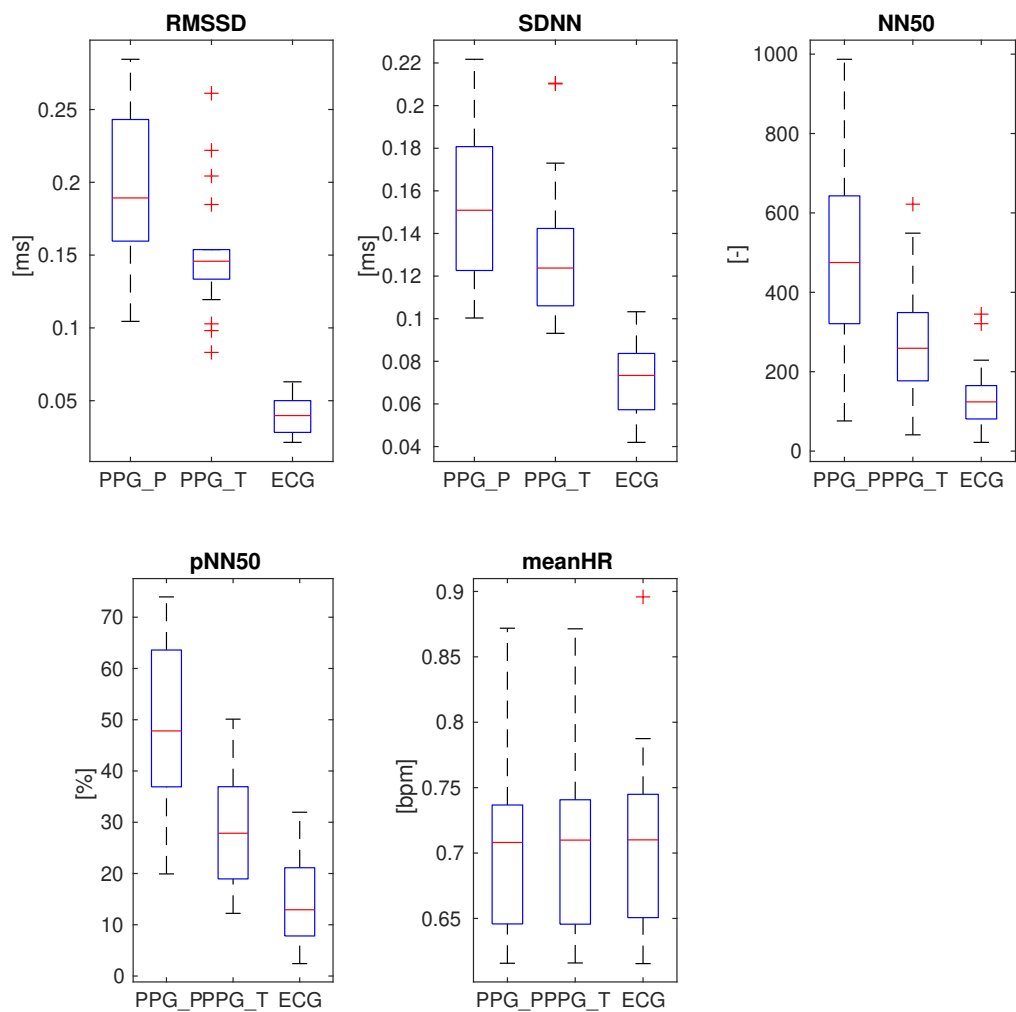
Index záznamu	Počet segmentů pro $PPG_P > 30s$	Počet segmentů pro $PPG_T > 30s$
10	22	22
11	9	9
17	12	13
25	12	12
26	9	9
3	12	13
33	18	18
34	15	17
38	2	2
4	10	10
40	19	17
44	20	22
49	18	16
56	22	23
58	14	15
59	17	15
62	10	10
66	9	9
8	8	8
<b>Celkem</b>	<b>258</b>	<b>260</b>

Mezi analyzované parametry HRV byly zvoleny nejčastěji používané metriky pro analýzu krátkodobých signálů, a to RMSSD, SDNN, NN50, pNN50 a průměrná tepová frekvence ( $meanHR$ ). [2] [5] [24]

### 5.2.1 Porovnání parametrů HRV a PRV v časové oblasti

Uvedené parametry v časové oblasti byly určeny pro každý záznam zvlášť, tedy celkem devatenáct hodnot pro každý parametr. Hodnoty byly vizualizovány pomocí boxplotu, který umožňuje snadné zobrazení rozložení dat a zároveň ukazuje jejich klíčové charakteristiky jako jsou medián, kvartily a rozptyl.

Pro každý parametr jsou na Obr. 5.3 zobrazeny tři boxploty. První dva boxploty ukazují rozložení parametrů mezi segmenty v PPG signálech v závislosti na použitém referenčním bodu. V třetím boxplotu jsou znázorněny referenční parametry HRV pro EKG signály.



Obr. 5.3: Rozložení parametrů v časové oblasti pro všechny vybrané záznamy.

Dále byl určen korelační koeficient mezi jednotlivými parametry pro odpovídající si úseky PPG a EKG.

Lineární korelační koeficient je číslo vypočítané z daných dat, které měří sílu lineárního vztahu mezi dvěma proměnnými. Znaménko lineárního korelačního koeficientu udává směr lineárního vztahu. Pokud korelační koeficient je blízko 1 nebo -1, lineární vztah je silný. Naopak blízko nule vypovídá o tom, že se mezi proměnnými vztah nevyskytuje. V daném případě těmito proměnnými mohou být parametry HRV s PRV.

Pearsonův korelační koeficient je nejčastěji využívaným lineárním korelačním koeficientem. Jeho vztah pro výpočet je

$$r_{Pearson}(a, b) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{a,i} - \bar{X}_a)(Y_{b,i} - \bar{Y}_b)}{\left(\sum_{i=1}^n (X_{a,i} - \bar{X}_a)^2 (Y_{b,i} - \bar{Y}_b)^2\right)^{\frac{1}{2}}}, \quad (5.1)$$

kde  $n$  je počet atributů a  $\bar{X}_a$ , resp.  $\bar{Y}_b$ , je průměr atributů pro proměnnou  $X$ , resp.  $Y$ .

Určení síly vztahu mezi dvěma proměnnými je důležitým krokem při analýze dat a interpretaci výsledků. V Tab. 5.2 jsou uvedeny kategorie síly pro různé hodnoty korelačního koeficientu. Ačkoli korelace naznačuje sílu vztahu mezi těmito dvěma metodami, nemusí nutně zaručovat shodu. Proto by se při analýze dat neměla používat pouze korelace, ale měly by se použít i další statistické metody, jako je například porovnání průměrů aj.

Tab. 5.2: Interpretace síly korelace.

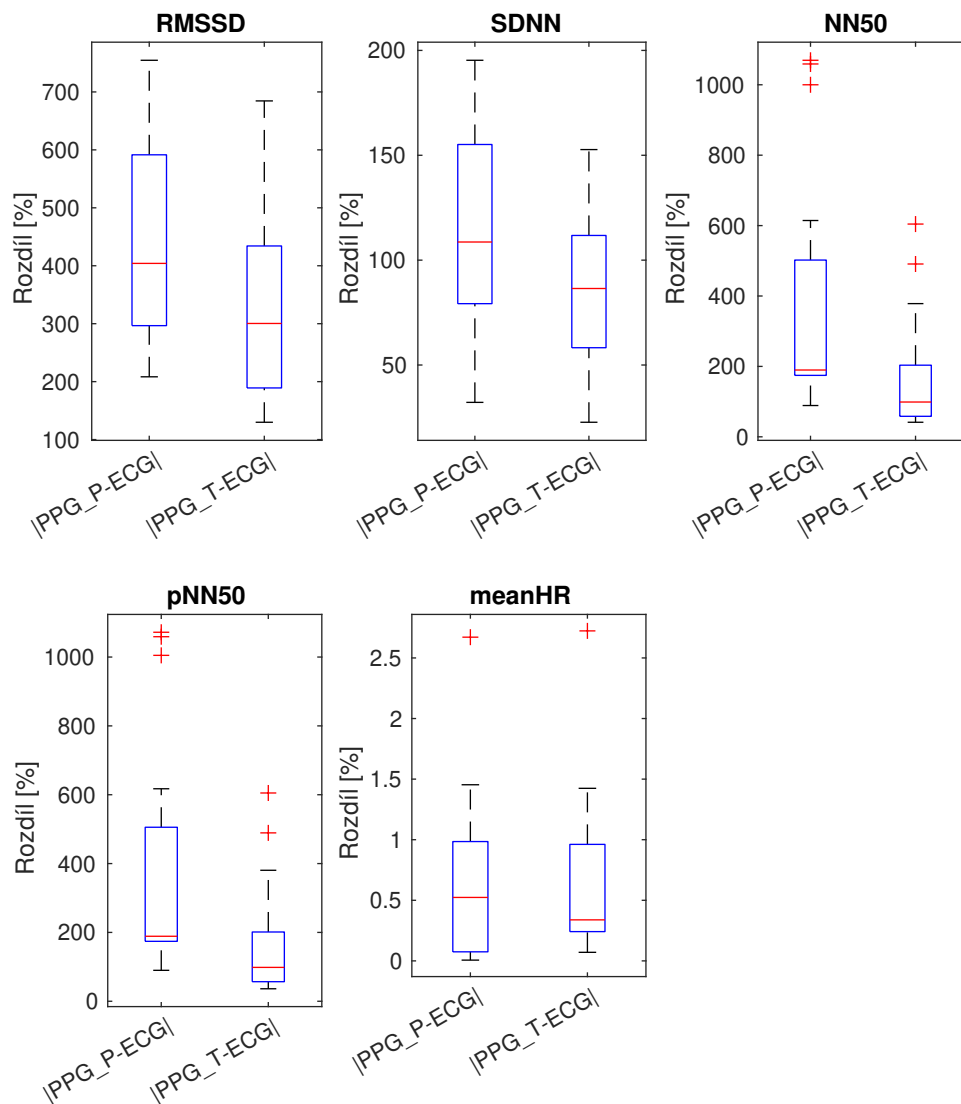
Korelační koeficient	Síla vztahu
$< 0,3$	Slabá
$0,3 - 0,6$	Střední
$0,6 - 0,7$	Mírně silná
$0,7 - 0,9$	Silná
$> 0,9$	Téměř dokonalá

Tab. 5.3: Korelace mezi jednotlivými parametry v časové oblasti s referenčními parametry.

	Systolické vrcholy	Začátky pulzních vln
<b>RMSSD</b>	0,4969	0,3291
<b>SDNN</b>	0,6487	0,7141
<b>NN50</b>	0,8211	0,8577
<b>pNN50</b>	0,8367	0,8386
<b>meanHR</b>	0,9972	0,9964

Výsledky jednotlivých korelací mezi parametry HRV v časové oblasti pro odpovídající si úseky v PPG a EKG signálu jsou uvedeny v Tab. 5.3.

Pro každý parametr byl vypočten rozdíl hodnot mezi určenými parametry z PPG a EKG signálu v absolutní hodnotě pro všechny vybrané segmenty signálu. Tento rozdíl hodnot je uveden v procentech, o kolik se vypočtený parametr liší od referenčního parametru. Na Obr. 5.4 jsou zobrazeny výsledné grafy v závislosti na použitém referenčním bodu PPG.



Obr. 5.4: Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG v časové oblasti.

## 5.2.2 Diskuse

Z výsledků vyplývá, že parametry pro průměrnou tepovou frekvenci z PPG signálu dosahují velmi podobných hodnot jako z EKG signálu, a to s korelací 0,9972 a 0,9964 v závislosti na použitém referenčním bodu. Podle Tab. 5.2 se jedná o téměř dokonalou sílu vztahu mezi parametry. Rozložení hodnot na grafu na Obr. 5.3 se při použití obou referenčních bodů velmi podobá. Medián odchylky od referenčních parametrů určených z EKG signálu je 0,52 % pro referenční body systolických vrcholů a 0,33 % pro začátky pulzních vln. Tyto odchylky jsou velmi malé. Výsledky ukazují, že i při použití PPG signálu pro výpočet průměrné tepové frekvence lze dosáhnout přesných výsledků, které jsou srovnatelné s výsledky z EKG signálu.

Hodnota parametru NN50 z PPG signálu vykazuje silný korelační vztah s referenčními parametry (korelace 0,8367 a 0,8386). Medián odchylky je však 98,85 % pro referenční body začátky pulzních vln dle grafu na Obr. 5.4. Minimum procentuální odchylky je 41,38 %. Parametr NN50 vykazuje vysokou rozdílnost při určení z PPG a EKG. Nelze ho tedy označit jako vhodnou náhradu při HRV analýze z PPG namísto EKG. Parametr NN50 určený z PPG signálu za pomoci referenčních bodů systolických vrcholů dosahuje nižší přesnosti.

Hodnota parametru pNN50 je úzce spojena s parametrem NN50. Dosahuje podobné hodnoty korelace s referenčními hodnotami. Výsledné rozdíly jsou však podobně vysoké a tedy i pro parametr pNN50 nastává stejná situace jako pro parametr NN50.

Na základě dosažených výsledků bylo zjištěno, že nebylo možné nahradit parametry RMSSD a SDNN z EKG pomocí PPG. Korelace s referenčními hodnotami ukazuje slabý vztah. Z grafu na Obr. 5.3 je patrné, že vypočítané parametry dosahují značně rozdílného rozsahu hodnot vypočítaných parametrů oproti referenčním.

## 5.3 Analýza parametrů HRV a PRV ve frekvenční oblasti

Spektrální koeficienty jsou ovlivněny délkou signálu. Jako adekvátní délka se odhaduje délka signálu přibližně dvě až pět minut [27]. Jiné zdroje uvádí, že minimální doba záznamů je pět minut pro frekvenční analýzu HRV, aby byla přesnost správná od vysokofrekvenčního pásma (HF) po velmi-nízkofrekvenční pásmo (VLF). Dvě minuty jsou určeny pro zajištění přesnosti frekvenčních parametrů pro parametry nízkofrekvenčního pásma (LF). Parametry HF pásma lze spolehlivě měřit za šedesát sekund. [11]

Frekvenční rozsahy jednotlivých pásem jsou uvedeny v Tab. 1.1. Metriky ve frekvenční oblasti odvozené z těchto pásem jsou uvedené v Tab. 1.3.

Tab. 1.3 uvádí odpovídající metriky i pro pásma o nižších frekvencích než LF. VLF a ULF pásmo nebyly zahrnuty do frekvenční analýzy. Délky segmentů, které byly použity k výpočtu výkonového spektra, jsou příliš krátké na to, aby bylo možné určit frekvence odpovídající parametrům z VLF a ULF pásem. Délky jednotlivých segmentů jsou uvedeny pomocí histogramu na Obr. 5.2.

Pro analýzu ve frekvenční oblasti byly vybrány kvalitní segmenty PPG signálu, které měly délku větší než 60 s a větší než 120 s. Tyto úseky byly vybrány s ohledem na úspěšnost detekce. Byly zahrnuty pouze úseky, ve kterých se počet srdečních intervalů určených z detekovaných referenčních bodů nelišil o více než 3 srdeční intervaly oproti referenčním srdečním intervalům. Ostatní úseky, které nesplňovaly tuto podmínku, byly zanedbány.

Tab. 5.4: Počet kvalitních segmentů PPG pro každý záznam omezený minimální délkou 60 s a 120 s.

Index záznamu	Počet segm. pro $PPG_P$ >60 s	Počet segm. pro $PPG_P$ >120 s	Počet segm. pro $PPG_T$ >60 s	Počet segm. pro $PPG_T$ >120 s
10	8	0	8	0
11	2	1	2	1
17	3	1	3	1
25	4	0	4	0
26	5	0	5	0
3	3	0	2	0
33	6	1	6	1
34	8	0	8	0
38	0	0	0	0
4	3	0	3	0
40	4	1	4	1
44	10	1	8	1
49	8	2	8	3
56	8	3	8	3
58	5	1	5	1
59	6	1	6	1
62	3	0	3	0
66	2	0	2	0
8	1	0	1	0
<b>Celkem</b>	<b>89</b>	<b>12</b>	<b>90</b>	<b>13</b>

V Tab. 5.4 jsou uvedeny počty segmentů, které byly vybrány pro každý záznam v databázi. Zkratka  $PPG_P$  označuje určení srdečních intervalů pomocí systolických vrcholů jako referenčních bodů, zatímco  $PPG_P$  znamená určení intervalů pomocí začátků pulzních vln. Celkem bylo použito osmnáct záznamů s počtem segmentů jedna až deset pro analýzu segmentů o délce 60 s a delších. Dále bylo využito devět záznamů s počtem segmentů jedna až tři pro analýzu segmentů o délce 120 s a delších.

### 5.3.1 Výpočet výkonového spektra

Pro výpočet parametrů ve frekvenční oblasti je nejprve nutné vypočítat výkonové spektrum srdečních intervalů. Pro výpočet výkonového spektra HRV se nejčastěji využívá rychlé Fourierovy transformace a autoregresních modelů. Obě metody dosahují podobných výsledků. Avšak u výpočtu pomocí autoregresních modelů výsledky závisí na využitém modelu a nastavením jeho parametrů. [27]

FFT, která již byla blíže popsána v podkapitole 4.1, má výhodu v jednoduchosti metody a nižší výpočetní náročnosti. Avšak pro využití FFT je nutné vyřešit problém nestejně vzdálenosti jednotlivých srdečních tepů. [27] Pro výpočet a porovnání spektrálních metrik byla využita FFT s interpolací srdečních intervalů.

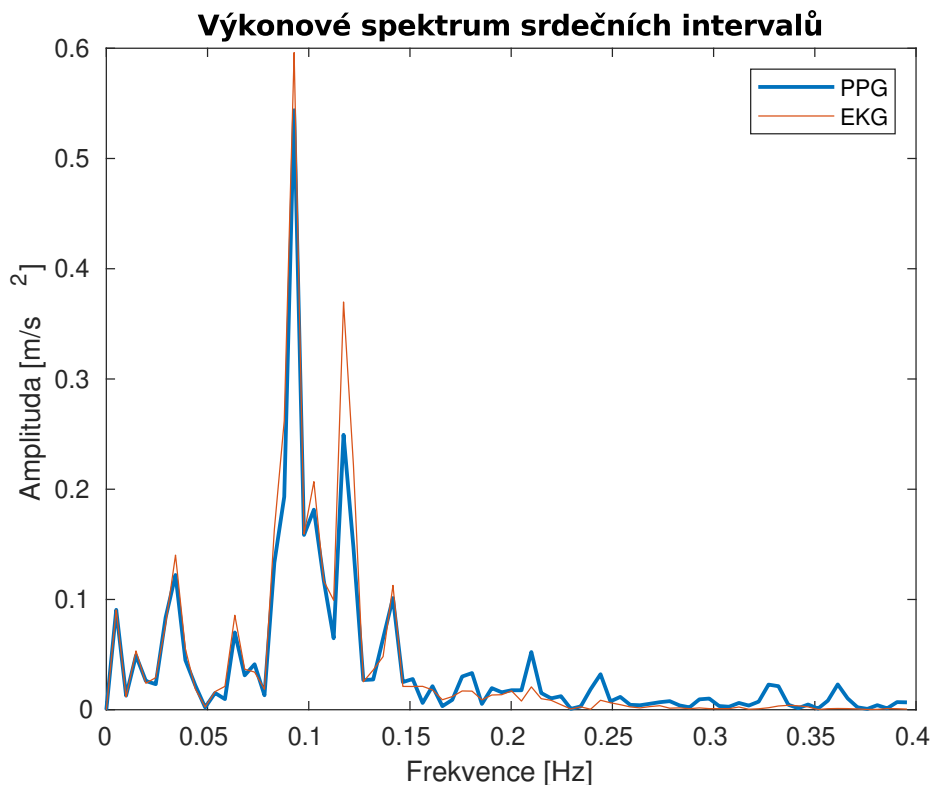
Prvním krokem je řada srdečních intervalů převedena na ekvidistantně vzorkované řady interpolační metodou před odhadem spektra. Interpolační metodou je volen kubický spline, který je často používán k vyhlazování signálu RR intervalů [?].

Získáme tak rovnoměrně rozmístěnou sadu datových bodů, které můžeme použít pro frekvenční analýzu vzorkovanou s libovolným rozlišením. Rozlišení odpovídá hodnotě  $1/Fs$ , kde  $Fs$  značí vzorkovací frekvenci signálů srdečních intervalů po interpolaci.

Hodnota  $Fs$  pro interpolaci byla nastavena na 10 Hz. Danou vzorkovací frekvencí je zajištěno rozlišení spektra přibližně 0,0097 Hz, což bude pro danou aplikaci dostatečné.

Pro každý vybraný segment signálu bylo vypočteno výkonové spektrum pomocí FFT z normalizovaných srdečních intervalů. Spektrální koeficienty byly následně zprůměrovány pomocí váženého průměru, přičemž váha byla určena délkou segmentu. Pro každý jeden signál získáme jedno výkonové spektrum.

Na Obr. 5.5 je zobrazena ukázka výkonového spektra, která byla získána pomocí váženého průměru. Pro ilustraci je na Obr. 5.5 také zaznačeno referenční spektrum srdečních intervalů, které bylo určeno z EKG signálu. Ukázka spektra srdečních intervalů, která byla vypočtena pro signál s indexem 66, dle Tab. 5.4 zahrnuje dva vybrané segmenty. Oba tyto segmenty mají délku 70 s.



Obr. 5.5: Ukázka výkonového spektra srdečních intervalů PPG a EKG signálu.

Je zde patrná podobnost mezi spektry srdečních intervalů PPG a EKG. Obě spektra obsahují dva výrazné vrcholy přibližně v oblasti 0,1 Hz a 0,12 Hz. V obou spektrech jsou také méně výrazné vrcholy, např. vrchol přibližně v oblasti 0,14 Hz nebo 0,065 Hz.

### 5.3.2 Porovnání parametrů HRV a PRV ve frekvenční oblasti

Pro každý vybraný záznam bylo pomocí postupu popsaného v podkapitole 5.3.1 vypočteno vážené průměrné výkonové spektrum. Z výsledného spektra byly vypočteny parametry HRV pro PPG signál odpovídající pásmům HF a LF, které jsou uvedené v Tab. 1.3. Tyto parametry zahrnují celkovou energii výkonového spektra, výkon LF a HF pásem, poměr výkonu mezi LF a HF pásmy, normalizované hodnoty těchto pásem a frekvenční vrchol v LF a HF pásmu.

Kromě toho bylo pro odpovídající segmenty v EKG signálu vypočteno vážené průměrné spektrum. Na základě tohoto spektra byly vypočteny odpovídající parametry, které slouží jako referenční pro porovnání.

Nejprve byly pro výpočet spektra pro každý signál vybrány segmenty o délce 60 s a více. Počet segmentů využitých pro výpočet spektra každého signálu je uveden v Tab. 5.4.

Vypočtené parametry pomocí segmentů delších než 60 s reprezentující HRV vyneseny do boxplotů na Obr. 5.6. První dva boxploty zleva zobrazují vypočtené parametry HRV na základě použitých referenčních bodů PPG. Třetí boxplot zleva zobrazuje vypočtené referenční parametry.

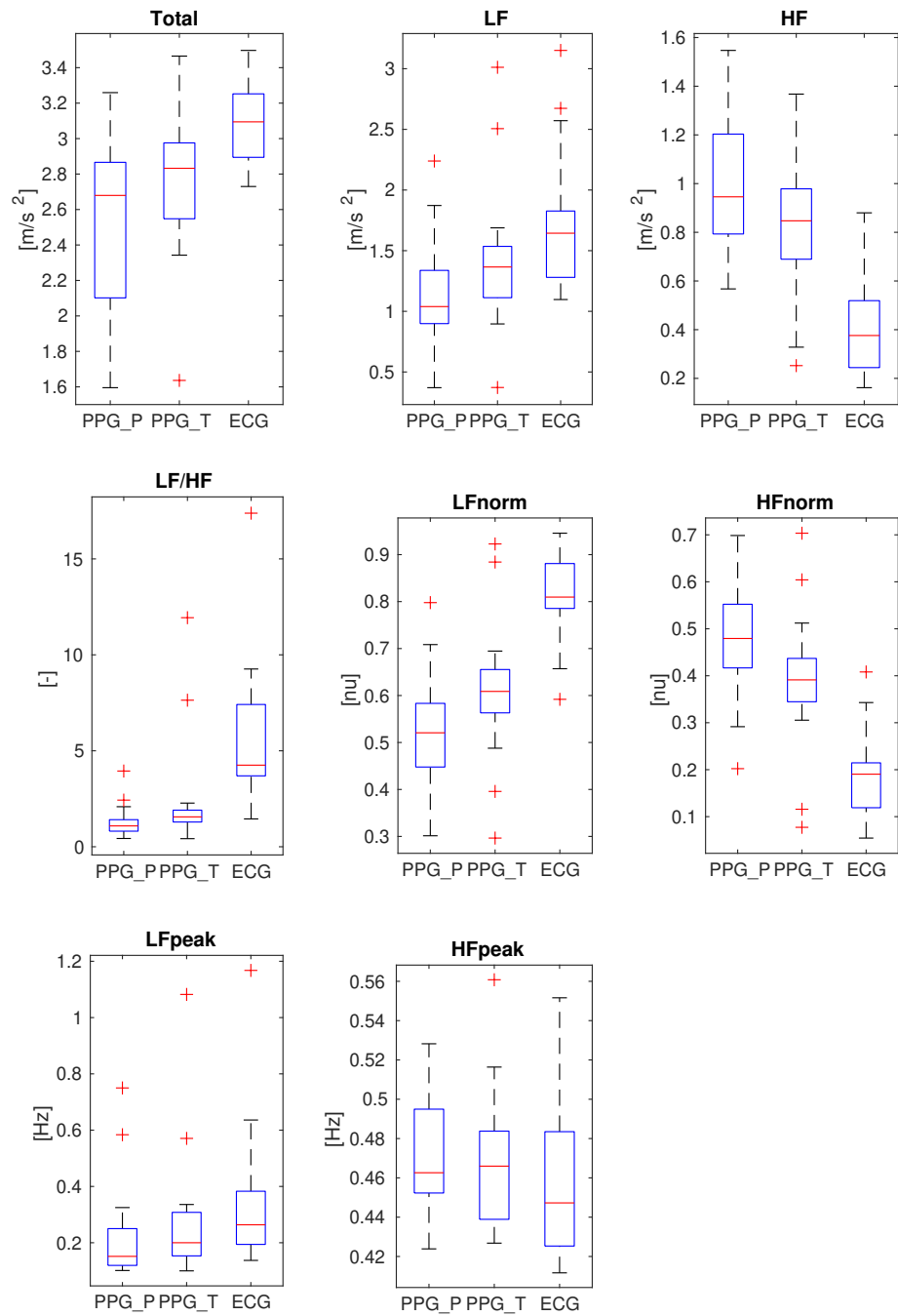
Byly také zjištěny korelace mezi jednotlivými parametry a referenčními parametry. Výsledky korelace jsou uvedeny v Tab. 5.5. V prvním sloupci jsou uvedeny korelace mezi parametry odvozenými pomocí systolických vrcholů z PPG a referenčními parametry, zatímco druhý sloupec zobrazuje korelace mezi parametry odvozenými pomocí začátků pulzních vln a referenčními parametry.

Tab. 5.5: Korelace mezi jednotlivými parametry ve frekvenční oblasti s referenčními parametry při výběru segmentů o délce 60 s a více.

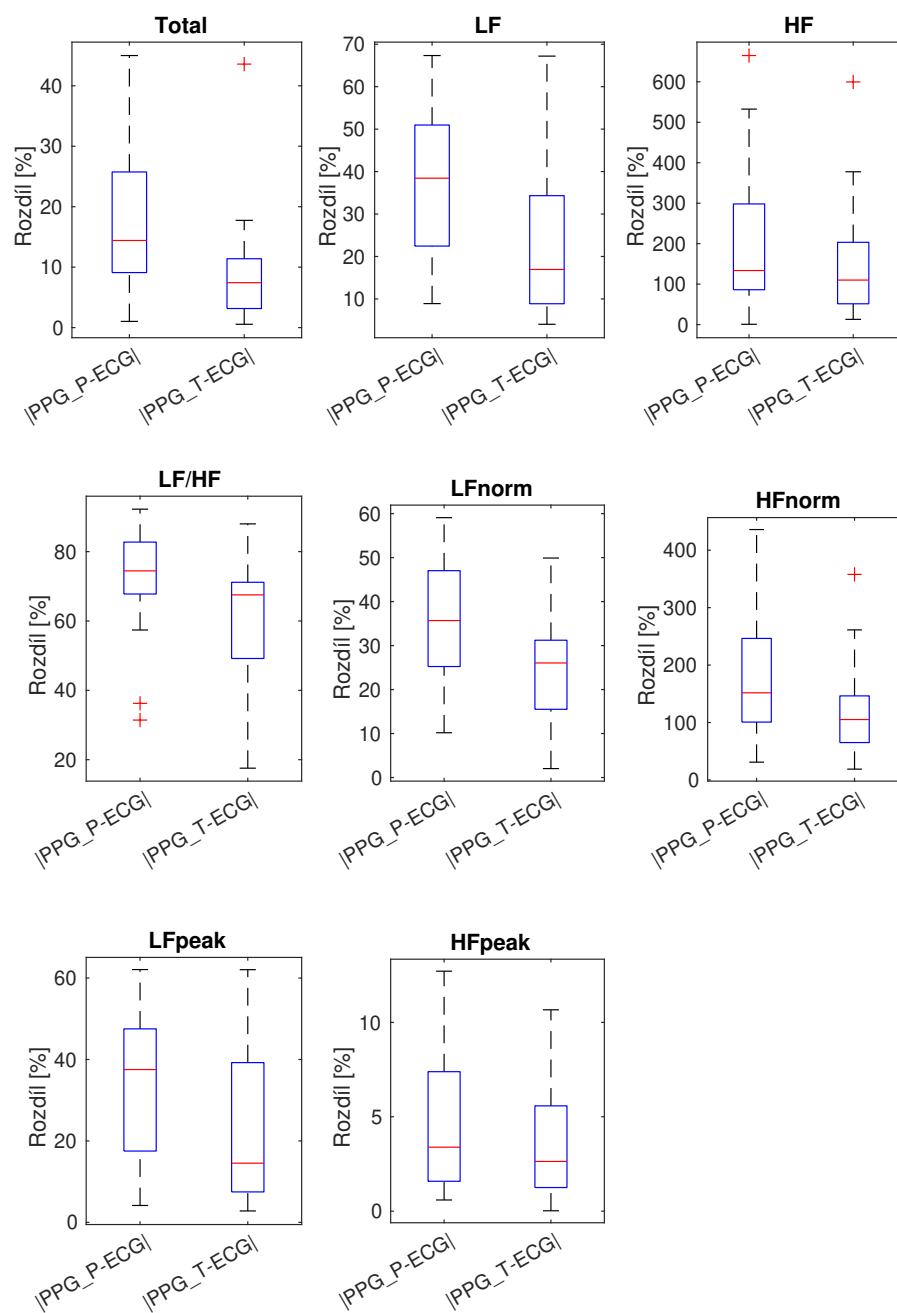
	<b>Systolické vrcholy</b>	<b>Začátky pulzních vln</b>
<b>Total</b>	0,6096	0,6834
<b>LF</b>	0,5166	0,8528
<b>HF</b>	-0.1134	0,4543
<b>LF/HF</b>	0,4980	0,8580
<b>LFnorm</b>	0,4626	0,7463
<b>HFnorm</b>	0,4626	0,7463
<b>LFpeak</b>	0,9245	0,9559
<b>HFpeak</b>	0,7950	0,8767

Obr. 5.7 ukazuje rozdíly mezi vypočtenými parametry PPG a referenčními parametry vyjádřené v procentech. Každá hodnota v boxplotu reprezentuje procentuální odchylku mezi vypočteným a referenčním parametrem. Levý boxplot zobrazuje rozdíly, kdy byl pro výpočet použit systolický vrchol, zatímco pravý boxplot zobrazuje rozdíly, kdy byl pro výpočet použit začátek pulzní vlny.

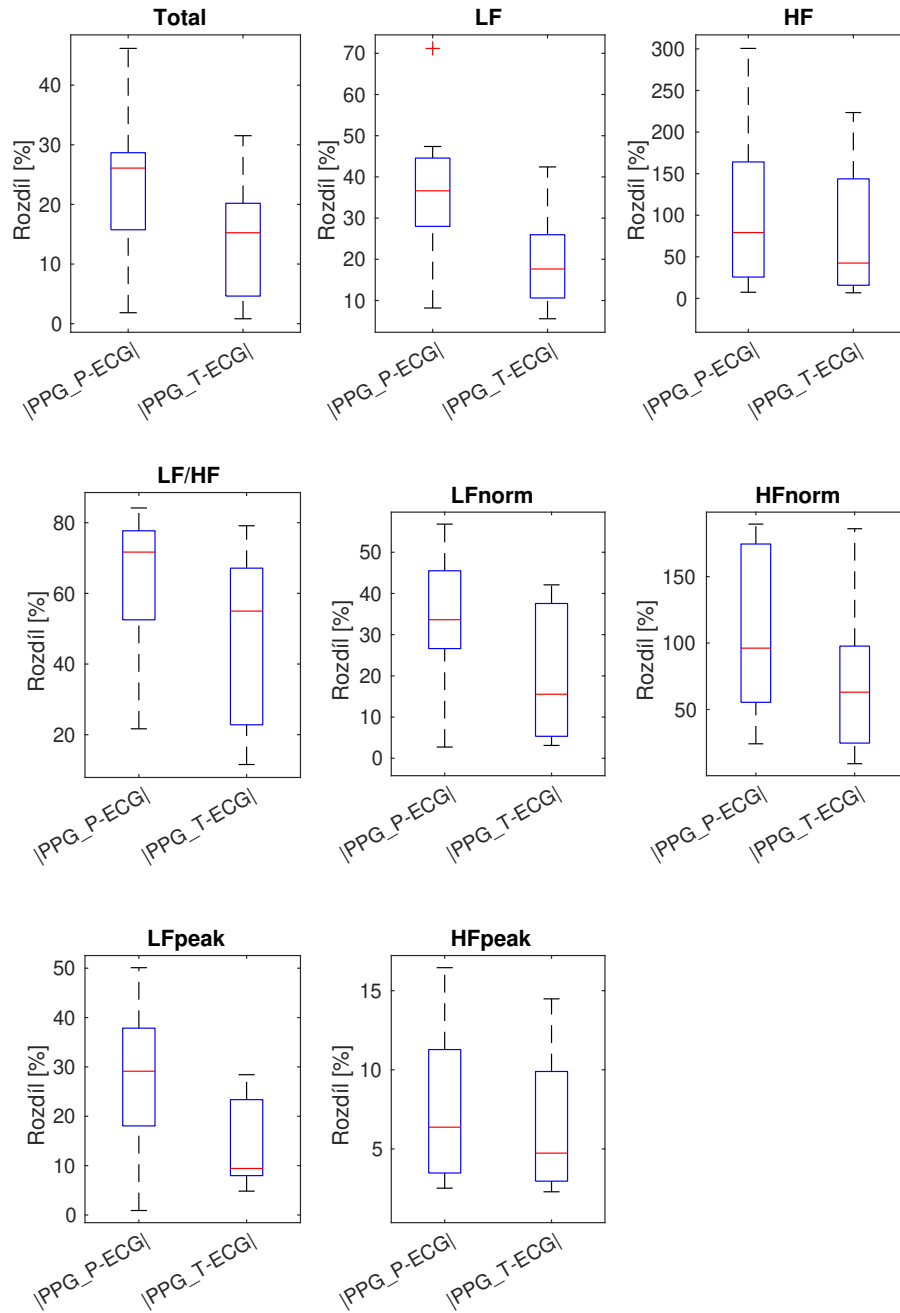
Pro porovnání byly vypočteny i HRV parametry při výběru segmentů o délce 120 s a více. Počet signálů obsahujících tyto delší úseky je uveden v Tab. 5.4. Jedná se o menší počet signálů, a to počet devět. Odchylky vypočtených parametrů od referenčních jsou uvedeny na Obr. 5.8.



Obr. 5.6: Rozložení parametrů ve frekvenční oblasti pro všechny vybrané záznamy při výběru segmentů o délce 60 s a více.



Obr. 5.7: Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG ve frekvenční oblasti při výběru segmentů o délce 60 s a více.



Obr. 5.8: Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG ve frekvenční oblasti při výběru segmentů o délce 120 s a více.

### 5.3.3 Diskuse

Z výsledků na Obr. 5.7 a Obr. 5.8 je zřejmé, že výpočet spektra srdečních intervalů ve frekvenční oblasti s využitím začátků pulzních vln místo systolických vrcholů vede k menším odchylkám od referenčních hodnot u všech parametrů. Medián procentuální odchylky, kvartily a minima hodnot jsou v tomto případě nižší než při výpočtu s využitím systolických vrcholů.

Z toho vyplývá, že pro analýzu parametrů HRV ve frekvenční doméně vypočtených z PPG je vhodnější použít začátky pulzních vln než systolické vrcholy.

Celková energie značí výkon spektra ve frekvencích odpovídající HRV. Korelace mezi vypočtenými parametry a referenčními parametry je 0,6834, což dle Tab. 5.2 lze označit za mírně silný vztah. Při výpočtu celkové energie je medián procentuální odchylky 7,43 % s minimem 0,55 %. Přestože odchylka pro jeden signál dosahuje značné hodnoty odchylky 43,59 %, horní kvartil hodnot je 11,39 %. Proto je možné říci, že parametr celkové energie je možné využít při určení HRV z PPG signálů.

Při výběru segmentů delších než 120 s medián odchylky dosahuje hodnoty 15 %. Zvětšení této hodnoty však může být způsobeno i nedostatkem dat při výběru delších segmentů.

Parametr výkonu LF dosahuje silné korelace dle Tab. 5.2, a to hodnoty 0,8528. Medián odchylky dosahuje hodnoty 16,94 % s minimem 4,02 % při výběru segmentů 60 s a delších. Horní kvartil však dosahuje 34,33 % a maximum hodnoty 67,20 %.

Pokud jsou vybrány segmenty 120 s a delší, hodnota mediánu odchylky se snižuje. Hodnota mediánu je 17,65 % s minimem 5,57 %. Maximum však dosahuje hodnoty 42,41 % a horní kvartil hodnoty 17,65 %. Hodnoty maxima a horního kvartilu jsou výrazně nižší, než odchylky pro parametry při výběru kratších segmentů. Dá se říct, že hodnota výkonu LF pásma je vhodnější při použití delších signálů a může vykazovat podobnost s parametry odvozenými z EKG. Avšak pro upřesnění daného závěru se v naší databázi nevyskytuje dostatečné množství dat s delšími segmenty.

Přestože parametr HF dosahuje korelace s referenčními parametry, kterou podle Tab. 5.2 lze označit za silnou, odchylky hodnot jsou vysoké. Medián odchylky parametru HF je 109,98 %. I přes skutečnost, že minimum odchylky dosahuje hodnoty 12,88 %, medián odchylky určuje značnou nespolehlivost výsledků.

Při výběru úseků delších než 120 s pro analýzu mediánu odchylky pro parametr HF je 42,50 % s minimem 6,77 %. Tato chyba stále není přijatelná. Minimum hodnot však naznačuje použití v určitých situacích. Pro bližší specifikaci však nemáme dostatek informací o aktivitě subjektu pro dané záznamy, a proto nelze výsledky dále specifikovat.

Parametry poměru výkonů v LF a HF pásmech (LF/HF) a normalizované výkony LF a HF pásma jsou závislé na parametrech výkonu pásem LF a HF. Odchylky

těchto parametrů se odvíjí od porovnání parametrů LF a HF s referenčními.

Hodnota vrcholu parametru  $HFpeak$  ve vysokofrekvenčním pásmu vykazuje vysokou korelaci 0,8767. Medián odchylky je 2,63 % s minimální hodnotou 0,018 % a maximální 10,67 %. Tyto odchylky jsou velmi malé ve srovnání s referenčními hodnotami. Parametr  $HFpeak$  je spolehlivým indikátorem pro vyhodnocování HRV z PPG signálů místo EKG.

Parametr hodnoty vrcholu ve vysokofrekvenčním pásmu  $LFpeak$  dosahuje hodnoty mediánu odchylky při výběru úseků nad 60 s hodnoty 14,54 %. Medián odchylky při výběru úseků 120 s a delších je nižší a dosahuje hodnoty 4,74 %. Minimum je 2,29 % a maximum 14,48 %. Využití parametru  $LFpeak$  je vhodnější pro delší signály, obdobně jako parametr výkonu LF pásma. Parametr  $LFpeak$  pro analýzu HRV z PPG signálu je možné využít při použití dostatečně dlouhých signálů.

## 5.4 Výpočet parametrů pro nelineární metody

V této kapitole jsou uvedeny parametry, které byly získány pomocí metod nelineární analýzy, konkrétně z Poincarého mapy (SD1, SD2 a poměr SD1 a SD2) a z histogramu srdečních intervalů (HRV trojúhelníkový index a TINN). Tyto metody byly podrobněji popsány v podkapitole 1.2.3.

Délka úseků signálu použitých pro nelineární metody analýzy HRV se může lišit v závislosti na konkrétní metodě. Obecně platí, že nelineární metody HRV analýzy vyžadují delší úseky signálu než lineární metody.

Pro HRV analýzu pomocí nelineárních metod byly zvoleny kvalitní úseky, které nabývají délky alespoň 30 s. Počet těchto segmentů byl již uveden v podkapitole 5.2 a v Tab. 5.1.

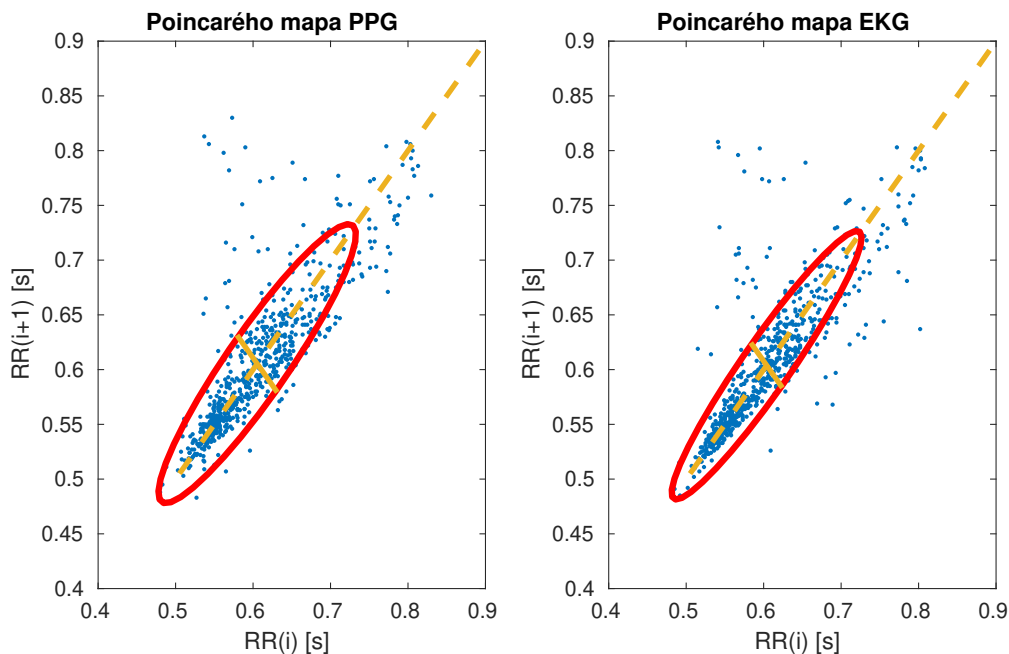
Pro každý signál byly srdeční intervaly z vybraných segmentů PPG vyneseny do jediné Poincarého mapy nebo histogramu srdečních intervalů. Tento přístup zajišťuje dostatečné množství srdečních intervalů pro jeden signál a minimalizuje vliv náhodného šumu na výsledky.

### 5.4.1 Výpočet Poincarého mapy

Pro výpočet parametrů SD1 a SD2 je nejprve vykreslena Poincarého mapa, která je blíže popsána v podkapitole 1.2.3. Před výpočtem parametrů z Poincarého mapy byly odstraněny odlehlé hodnoty. K tomuto účelu byla použita funkce *isoutlier*, dostupná v prostředí MATLAB.

Parametr SD1 je určen jako rozptyl vykreslených hodnot kolmo k linii identity, SD2 jako rozptyl hodnot podél linie identity. Výpočet je blíže popsán v podkapitole 1.2.3.

Na Obr. 5.9 lze vidět Poincarého mapu PPG, která byla vypočtena z kvalitních segmentů PPG. Dále je zde zobrazena referenční Poincarého mapa, která byla vypočtena z odpovídajících segmentů EKG.



Obr. 5.9: Poincarého mapa PPG a EKG.

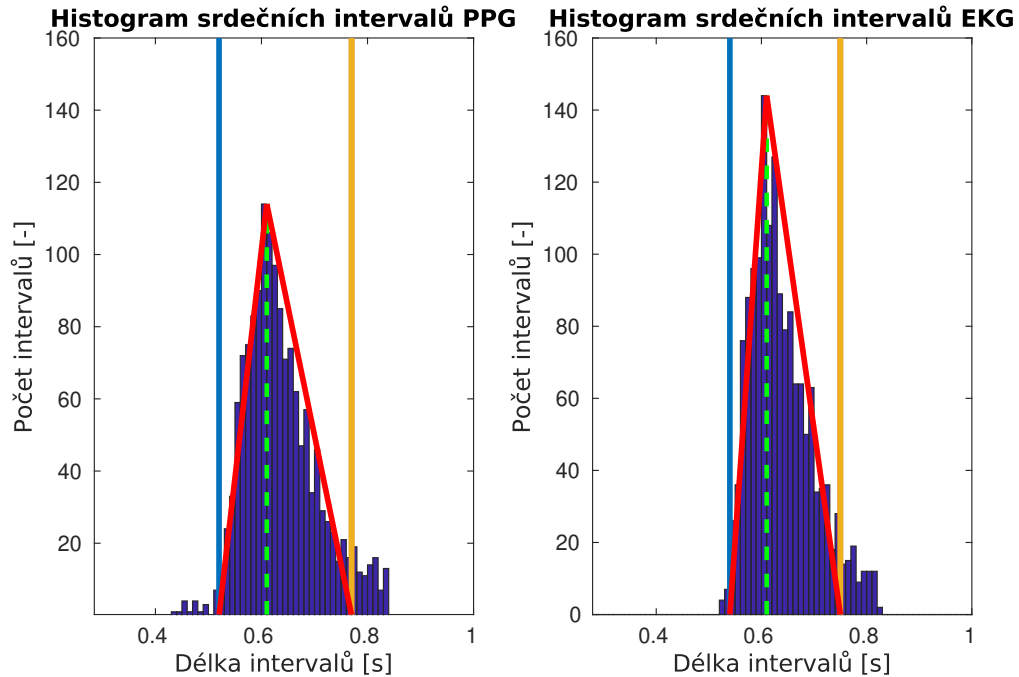
### 5.4.2 Výpočet histogramu srdečních intervalů

Pro výpočet nelineárních (někdy také geometrických) parametrů odvozených z histogramu srdečních intervalů je nejprve vytvořena hustota hodnot. Histogram lze vypočítat v prostředí MATLAB pomocí implementované funkce *histcounts*.

Před výpočtem histogramu byly odstraněny odlehlé hodnoty z datové sady srdečních intervalů. Tím je snížena vliv extrémních hodnot na výsledky analýzy. Konkrétně jsou odstraněny hodnoty, které leží mimo rozmezí definované jako 1,5krát mezikvartilové rozpětí nad horním kvantilem a pod dolním kvantilem.

Pro srovnání histogramů srdečních intervalů mezi PPG a EKG je nutné zvolit stejnou šířku intervalu histogramu srdečních intervalů pro oba signály. Interval RR mohou být v rozmezí několika set milisekund až několika sekund. Pomocí intervalu o šířce 10 ms lze zachytit většinu variability dat a zároveň poskytnout přiměřený počet intervalů.

Na Obr. 5.10 jsou zobrazeny dva histogramy. Vlevo je ukázka histogramu srdečních intervalů z PPG signálu a vpravo je referenční histogram RR intervalů z odpovídajících segmentů EKG signálu.



Obr. 5.10: Histogram srdečních intervalů PPG a EKG.

Z vypočítaného histogramu je odvozen HRV trojúhelníkový index ( $Tri$ ) dle výpočtu popsaného pomocí vzorce 1.2.3.

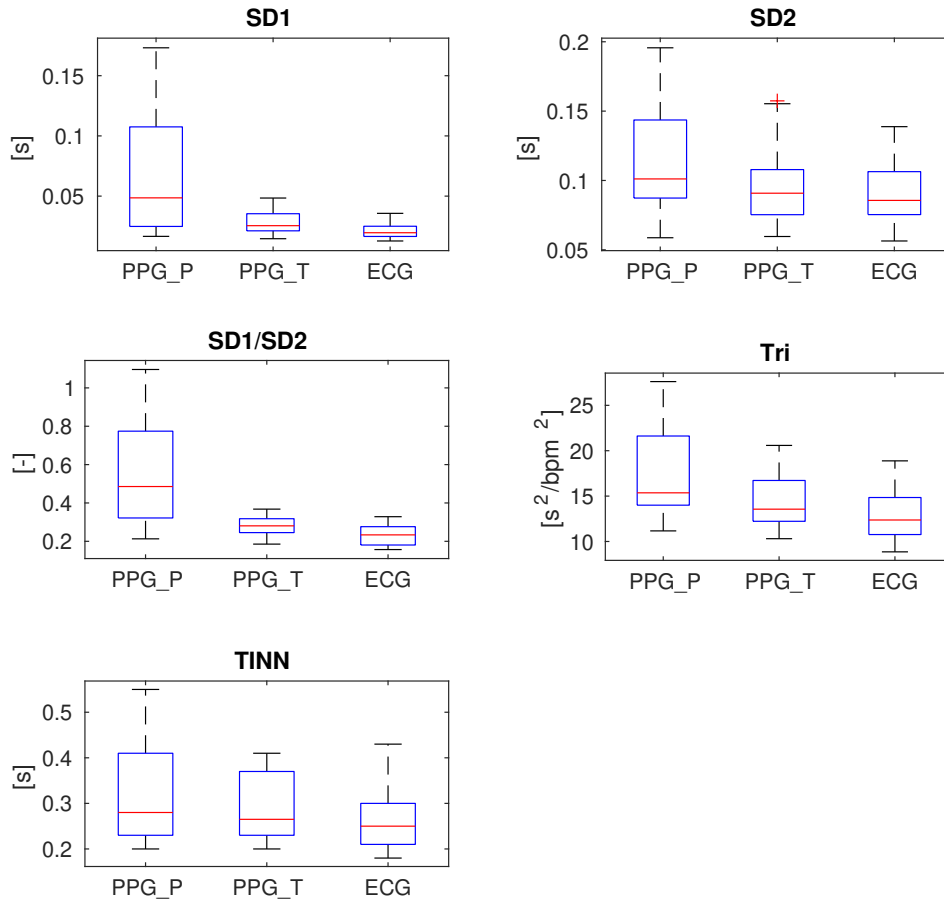
Pro výpočet parametru TINN je nejprve potřeba vytvořit trojúhelníkovou interpolaci histogramu, jak je uvedené v podkapitole 1.2.3. Pro získání tohoto trojúhelníku z histogramu jsou hodnoty nalevo a napravo od určeného maxima lineárně interpolovány pro vytvoření dvou přímek. Tyto přímky reprezentují levou a pravou odvěsnu trojúhelníku. Na Obr. 5.10 jsou tyto dvě přímky vyznačeny červeně.

Šířku základny trojúhelníku TINN na Obr. 5.10 reprezentuje vzdálenost mezi žlutou a modrou přímkou.

### 5.4.3 Porovnání parametrů HRV a PRV pro nelineární metody

Do grafů na Obr. 5.11 jsou vyneseny hodnoty parametrů pro každý signál. Srdeční intervaly použité pro každý záznam jsou z kvalitních segmentů PPG o délce 30 s a delších. V prvním boxplotu zleva jsou zobrazeny vypočtené parametry HRV na základě

referenčních bodů systolických vrcholů. Druhý boxplot zleva ukazuje vypočtené parametry HRV na základě referenčních bodů začátků pulzních vln. Také jsou v grafu zobrazené referenční parametry vypočtené za pomoci EKG.



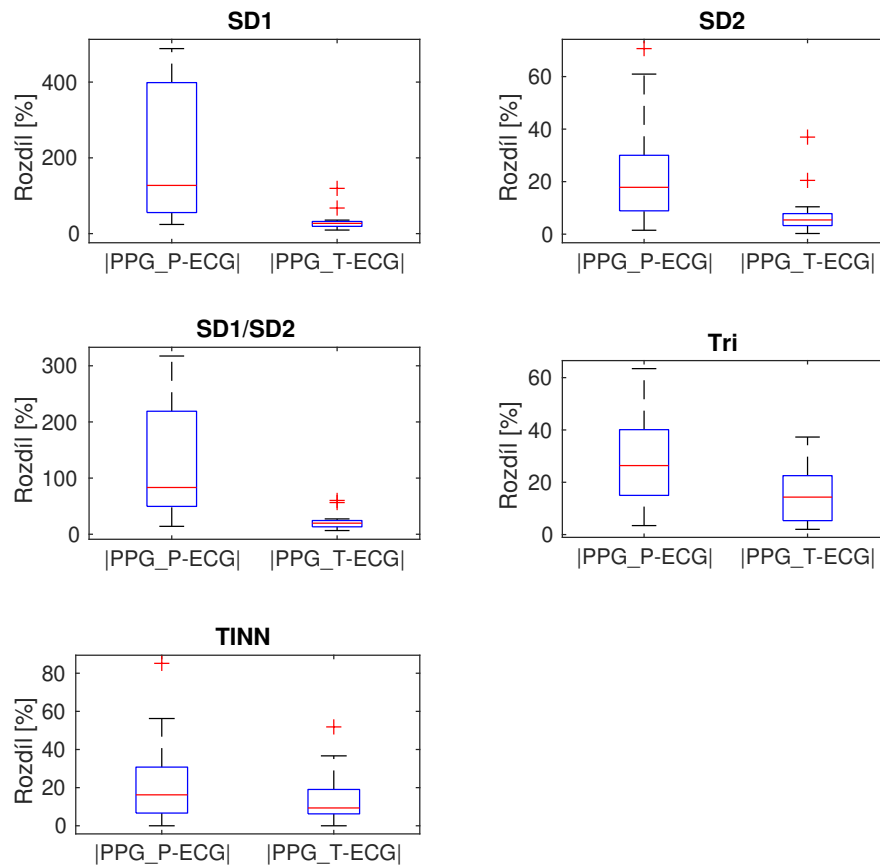
Obr. 5.11: Rozložení parametrů pro nelineární metody pro všechny vybrané záznamy při výběru segmentů o délce 30 s a více.

Korelace vypočtených parametrů s referenčními hodnotami jsou uvedeny v Tab. 5.6. Jeden sloupec tabulky reprezentuje parametry vypočtené na základě systolických vrcholů, druhý na základě začátků pulzních vln.

Každá hodnota v boxplotu na Obr. 5.12 představuje procentuální rozdíl mezi vypočteným a referenčním parametrem. Levý boxplot ukazuje rozdíly, kdy byl pro výpočet použit systolický vrchol, zatímco pravý boxplot ukazuje rozdíly, kdy byl pro výpočet použit začátek pulzní vlny.

Tab. 5.6: Korelace mezi jednotlivými parametry pro nelineární metody s referenčními parametry při výběru segmentů o délce 30 s a více.

	Systolické vrcholy	Začátky pulzních vln
<b>SD1</b>	0,8508	0,8654
<b>SD2</b>	0,9098	0,9572
<b>SD1/SD2</b>	0,4855	0,9055
<b>Tri</b>	0,8554	0,8174
<b>TINN</b>	0,8052	0,8292



Obr. 5.12: Rozložení rozdílů mezi hodnotami HRV parametrů PPG a EKG pro nelineární metody při výběru segmentů o délce 30 s a více.

#### 5.4.4 Diskuse

Při výpočtu parametrů pomocí Poincarého mapy zobrazené na Obr. 5.11 se ukázalo, že při použití začátků pulzních vln jsou rozsahy vypočtených parametrů méně rozdílné než při použití systolických vrcholů. Procentuální rozdíly od referenčních parametrů jsou výrazně nižší dle Obr. 5.12.

Parametry SD1 a SD2 prokazují silný vztah podle Tab. 5.6 jak pro systolické vrcholy, tak pro začátky pulzních vln. Nicméně korelace pro poměr parametrů SD1 a SD2 dosahuje pouze hodnoty 0,4855 pro referenční body systolických vrcholů. Tato hodnota naznačuje, že výsledky pro systolické vrcholy vykazují odchylky v parametrech SD1 nebo SD2 od referenčních hodnot. Na druhé straně tento poměr vykazuje stále vysokou korelaci pro referenční body začátků pulzních vln. Tato hodnota je 0,9055.

Parametr SD1, reprezentující krátkodobou variabilitu srdečního rytmu, dosahuje mediánu odchylky 27,07 % a minima 9,41 % při použití začátků pulzních vln jako referenčních bodů.

Parametr SD2, značící dlouhodobou variabilitu, má medián procentuálního rozdílu 5,41 % při použití začátků pulzních vln. I když maximum odchylky dosahuje hodnoty 36,95 %, horní kvartil pouze 7,82 %.

Tyto hodnoty stále ukazují spolehlivost určení parametru SD2 pomocí PPG signálů. Parametr SD1 však nemůže být s vysokou přesností určen pomocí signálu PPG.

Pokud jsou systolické vrcholy použity jako referenční body při odvozování parametrů pomocí Poincarého mapy, medián procentuální odchylky je značně vyšší. Pro parametr SD1 dosahuje hodnoty 127,25 %, což naznačuje nevypovídající výsledky. Pro SD2 je medián 17,83 %, ale maximum odchylky je 70,65 % a horní kvartil 30,03 %.

Tyto hodnoty ukazují, že určení parametrů odvozených z Poincarého mapy za použití systolických vrcholů jako referenčních bodů signálu PPG není spolehlivé. Tyto vrcholy nemohou nahradit R vlny EKG jako referenční body.

Parametry odvozené z histogramu srdečních intervalů *Tri* a TINN vykazují silný vztah podle korelace s referenčními parametry dle hodnocení Tab. 5.2. Hodnoty korelace s referenčními parametry jsou uvedené v Tab. 5.6.

Pro výpočet parametru *Tri* pomocí systolických vrcholů PPG je procentuální odchylka od referenčních parametrů 26,38 %. Maximální hodnota je 63,44 % a horní kvartil hodnot 40,11 %.

Menší odchylky však opět dosahuje začátků pulzních vln PPG, kdy hodnota mediánu procentuální odchylky je 14,32 %. Silný korelační vztah a podobný rozsah hodnot parametru dle Obr. 5.11 naznačuje náhradu R vln EKG za začátky pulzních vln pro určení parametru trojúhelníkového indexu pro PPG signály.

Parametr TINN dosahuje procentuální odchylky od referenčních hodnot 9,35 %. Maximální hodnota je 51,85 %. Jedná se však o odlehlou hodnotu. Horní kvartil dosahuje hodnoty 19,04 %.

Při využití referenčních bodů začátků pulsních vln PPG signálu je možné určit velikost základny TINN pomocí PPG signálu. Nicméně pro systolické vrcholy PPG je odchylka vyšší, s mediánem 16,22 % a maximální hodnotou 85,19 %, což značí menší přesnost.

Je nutné zdůraznit, že hodnoty parametrů jsou citlivé na nastavení šířky intervalu v histogramu a mohou se lišit v závislosti na konkrétním použití.

## Závěr

V rámci diplomové práce jsem se na teoretické úrovni seznámila s analýzou variability srdečního rytmu a fotopletysmografie. Zaměřila jsem se především na popis variability srdečního rytmu z hlediska autonomního nervového systému. V teoretické části jsou také uvedeny metody popisu variability srdečního rytmu v časové oblasti, frekvenční oblasti a metody popisu z hlediska nelineárního hodnocení.

Dále teoretická část pojednává o základních principech fotopletysmografie a jejího využití v klinické praxi. PPG křivka je popsána z hlediska její morfologie a jejího použití pro analýzu tepové frekvence.

Nejprve jsem pomocí daných znalostí navrhla detektory systolických vrcholů PPG signálu. Mezi zvolené metody detekce systolických vrcholů patří Automatic Multi-Scale Peak Detection, Adaptive Threshold Method a Auto-Threshold Peak Detection.

Pro rozměření pulzní vlny v praktické části byla zvolena veřejně dostupná databáze představena v článku [1]. Úspěšnost detekce navržených metod je zhodnocena vzhledem k anotovaným značkám dvou expertů. Dosažená úspěšnost z hlediska hodnocení F-skóre vůči prvnímu expertovi je 95,06 %, 95,43 % a 95,09 %. Vůči druhému expertovi detektory dosahují F-skóre 98,28 %, 97,66 % a 98,29 %.

V následující kapitole je navrhnout detektor diastolického vrcholu na základě druhé derivace pulzní vlny PPG signálu. Pro každou pulzní vlnu bylo nalezeno minimum druhé derivace pulzní vlny za systolickým vrcholem, které bylo označeno jako diastolický vrchol. Nakonec byla subjektivně diskutována úspěšnost detektoru.

Pro analýzu variability srdečního rytmu z PPG a EKG v praktické části této práce byla zvolena databáze obsahující simultánně měřené záznamy PPG a EKG. Pomocí anotace kvality PPG signálu byly vybrány pouze kvalitní úseky, se kterými jsem v této části pracovala.

Pro danou analýzu byl zvolen detektor Auto-Threshold Peak Detection. Díky této metodě je možné použít jako referenční body pro HRV analýzu detekované systolické vrcholy i začátky pulzních vln. Výsledky naznačují, že pro analýzu HRV pomocí PPG signálu místo EKG signálu je vhodnější použít za referenční body začátky pulzních vln namísto systolických vrcholů.

Závěrem lze říci, že přesnost parametrů HRV odhadovaných ze signálu PPG se mezi parametry a subjekty významně liší. Přesnost určitých parametrů, například průměrná tepová frekvence nebo *HFpeak*, dosahuje nízké střední hodnoty absolutní odchylky. Tyto hodnoty jsou 0,34 % a 3,38 %, Tyto parametry by mohly být využity pro monitorování HRV z PPG signálu.

Další parametry, jako SD2, TINN, celkový výkon spektra nebo HRV trojúhelníkový index, vykazují vyšší střední hodnoty relativní absolutní odchylky a vyžadují obezřetnost při použití pro analýzu HRV. Střední hodnoty relativní absolutní odchylky dosahují hodnot: 17,83 %, 16,22 %, 14,41 %, 26,38 %. Dále také *LFpeak*, který dosahuje střední hodnoty relativní absolutní odchylky 4,74 %. Pro nízkofrekvenční pásmo je však nutné využít delší signály.

Parametry ovlivněné vysokofrekvenčním obsahem HRV, poměrem LF/HF a složitější parametry v časové oblasti RMSSD, SDNN, NN50 a pNN50 se ukázaly jako nevhodné pro analýzu HRV pro použitou PPG databázi. Střední hodnoty relativních absolutních odchylek nabývají několika desítek procent.

Je nutné vzít v potaz, že výsledky jsou závislé na úspěšnosti detekce referenčních bodů v PPG signálu a přesnosti jejich rozměření. Rozměření v PPG signálu může být náročné z důvodu vyššího zašumění a menšího rozlišení signálu. Další obtíží analýzy dat je pozvolný nárůst a pokles pulzní vlny, kdy je těžší rozměření signálu mezi jednotlivými pulzními vlnami i pulzní vlny samotné.

V průběhu analýzy variability srdečního rytmu z PPG dochází k odstranění segmentů PPG, u kterých nelze zaručit spolehlivost a kvalitu PPG signálu. Důsledkem je omezení nepřetržitého měření HRV z PPG. Toto omezení může ovlivnit použitelnost analýzy HRV pro určité aplikace.

## Literatura

- [1] Aboy, M.; McNames, J.; Thong, T.; aj.: An automatic beat detection algorithm for pressure signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, ročník 52, č. 10, 2005: s. 1662–1670, doi:10.1109/TBME.2005.855725.
- [2] Acharya, U. R.; Joseph, P.; Kannathal, N.; aj.: Heart rate variability: A review. *Medical and biological engineering and computing*, ročník 44, 01 2007: s. 1031–51, doi:10.1007/s11517-006-0119-0.
- [3] Al Ghouli, K.; Alharthi, S.; Al Osman, H.; aj.: Heart Rate Variability Extraction from Videos Signals: ICA vs. EVM Comparison. *IEEE Access*, ročník PP, 03 2017: s. 1–1, doi:10.1109/ACCESS.2017.2678521.
- [4] Arteaga-Falconi, J.; Al Osman, H.; El Saddik, A.: R-peak detection algorithm based on differentiation. 06 2015, doi:10.1109/WISP.2015.7139157.
- [5] Baek, H.; Cho, C.-H.; Cho, J.; aj.: Reliability of Ultra-Short-Term Analysis as a Surrogate of Standard 5-Min Analysis of Heart Rate Variability. *Telemedicine journal and e-health : the official journal of the American Telemedicine Association*, ročník 21, 03 2015, doi:10.1089/tmj.2014.0104.
- [6] Benitez, D.; Gaydecki, P.; Zaidi, A.; aj.: The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. *Computers in Biology and Medicine*, ročník 31, č. 5, 2001: s. 399–406, ISSN 0010-4825, doi: [https://doi.org/10.1016/S0010-4825\(01\)00009-9](https://doi.org/10.1016/S0010-4825(01)00009-9).  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482501000099>
- [7] Chen, J.; Liao, J.; Wang, C.: Improved Lake Level Estimation From Radar Altimeter Using an Automatic Multiscale-Based Peak Detection Retracker. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, ročník 14, 2021: s. 1246–1259, doi:10.1109/JSTARS.2020.3035686.
- [8] Daimiwal, N.; Martin, B.; Sundararajan, M.; aj.: Analysis of radio frequency reflectance type PPG sensor based on systolic amplitude and source wavelength. *Biomedical Research (India)*, ročník 2016, 01 2016: s. S371–S375.
- [9] Elgendi, M.: On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals. *Current cardiology reviews*, ročník 8, 02 2012: s. 14–25, doi:10.2174/157340312801215782.

- [10] Elgendi, M.; Fletcher, R.; Liang, Y.; aj.: The use of photoplethysmography for assessing hypertension. *Nature Medicine*, ročník 2, 06 2019, doi:10.1038/s41746-019-0136-7.
- [11] Elite HRV: HRV Frequency. Elite HRV Help Center, n.d.  
URL <https://help.elitehrv.com/article/159-hrv-frequency>
- [12] Esgalhado, F.; Batista, A.; Vassilenko, V.; aj.: Peak Detection and HRV Feature Evaluation on ECG and PPG Signals. *Symmetry*, ročník 14, č. 6, 2022, ISSN 2073-8994.  
URL <https://www.mdpi.com/2073-8994/14/6/1139>
- [13] Georgieva-Tsaneva, G.: Application of Mathematical Methods for Analysis of Digital ECG Data. *Information Technologies and Control*, ročník 14, 06 2016, doi:10.1515/itc-2017-0005.
- [14] Giannakakis, G.; Grigoriadis, D.; Giannakaki, K.; aj.: Review on Psychological Stress Detection Using Biosignals. *IEEE Transactions on Affective Computing*, ročník PP, 07 2019: s. 1–1, doi:10.1109/TAFFC.2019.2927337.
- [15] Guzik, P.; Piskorski, J.; Krauze, T.; aj.: Correlations between the Poincaré Plot and Conventional Heart Rate Variability Parameters Assessed during Paced Breathing. *The journal of physiological sciences : JPS*, ročník 57, 03 2007: s. 63–71, doi:10.2170/physiolsci.RP005506.
- [16] Hasanzadeh, N.; Ahmadi, M. M.; Mohammadzade, H.: Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmogram Signal and Its Morphological Features. *IEEE Sensors Journal*, ročník PP, 12 2019: s. 1–1, doi:10.1109/JSEN.2019.2961411.
- [17] Hayano, J.; Yuda, E.: Pitfalls of assessment of autonomic function by heart rate variability. *Journal of Physiological Anthropology*, ročník 38, 12 2019, doi:10.1186/s40101-019-0193-2.
- [18] Ibtihaz, N.; Mahmud, S.; Chowdhury, M.; aj.: PPG2ABP: Translating Photoplethysmogram (PPG) Signals to Arterial Blood Pressure (ABP) Waveforms. *Bioengineering*, ročník 9, 11 2022: str. 692, doi:10.3390/bioengineering9110692.
- [19] Inc., E.: Utilizing the PPG/BVP signal. 2023.  
URL <https://support.empatica.com/hc/en-us/articles/204954639-Utilizing-the-PPG-BVP-signal>

- [20] Jacobson, A.: Auto-threshold peak detection in physiological signals. In *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, ročník 3, 2001, s. 2194–2195 vol.3, doi:10.1109/IEMBS.2001.1017206.
- [21] Joseph, G.; Joseph, A.; Titus, G.; aj.: Photoplethysmogram (PPG) signal analysis and wavelet de-noising. In *2014 Annual International Conference on Emerging Research Areas: Magnetism, Machines and Drives (AICERA/iCMMMD)*, 2014, s. 1–5, doi:10.1109/AICERA.2014.6908199.
- [22] Kazmi, S.; Zhang, H.; Aziz, W.; aj.: Inverse Correlation between Heart Rate Variability and Heart Rate Demonstrated by Linear and Nonlinear Analysis. *PloS one*, ročník 11, 06 2016: str. e0157557, doi:10.1371/journal.pone.0157557.
- [23] Kleiger, R. E.; Stein, P. K.; Bigger, J. T.: Heart Rate Variability: Measurement and Clinical Utility. *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, ročník 10, 2005.
- [24] Kumar, P.; Das, A.; Prachita, S.; aj.: Time-domain HRV Analysis of ECG Signal under Different Body Postures. *Procedia Computer Science*, ročník 167, 04 2020: s. 1705–1710, doi:10.1016/j.procs.2020.03.435.
- [25] Kuo, T.-H.; Teng, C.-M.; Wu, M.-F.; aj.: An Adaptive Heart Rate Monitoring Algorithm for Wearable Healthcare Devices. *Electronics*, ročník 10, č. 17, 2021, ISSN 2079-9292, doi:10.3390/electronics10172092.  
URL <https://www.mdpi.com/2079-9292/10/17/2092>
- [26] Kyriacou, P.; Allen, J.: *Photoplethysmography. Technology, Signal Analysis and Applications*. 11 2021, ISBN 9780128233740.
- [27] Li, K.; Rüdiger, H.; Ziemssen, T.: Spectral Analysis of Heart Rate Variability: Time Window Matters. *Frontiers in Neurology*, ročník 2019, 05 2019: str. 545, doi:10.3389/fneur.2019.00545.
- [28] Li, S.; Jiang, S.; Jiang, S.; aj.: A Hybrid Wavelet-Based Method for the Peak Detection of Photoplethysmography Signals. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, ročník 2017, 11 2017: s. 1–8, doi:10.1155/2017/9468503.
- [29] Liu, S.-H.; Li, R.-X.; Wang, J.-J.; aj.: Classification of Photoplethysmographic Signal Quality with Deep Convolution Neural Networks for Accurate Measurement of Cardiac Stroke Volume. *Applied Sciences*, ročník 10, 07 2020: str. 4612, doi:10.3390/app10134612.

- [30] Liu, X.; Wang, G.; Liu, J.: An adaptive real-time beat detection method for continuous pressure signals. *Journal of clinical monitoring and computing*, ročník 30, 09 2015, doi:10.1007/s10877-015-9770-z.
- [31] Makowski, D.: NeuroKit: functions/hrv. <https://neuropsychology.github.io/NeuroKit/functions/hrv.html>, 2021, accessed: April 28, 2023.
- [32] Malik, M.: Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *Circulation*, ročník 93, 03 1996: s. 1043–1065.
- [33] Mansi; Saini, K.; Vanraj; aj.: MODWT and VMD Based Intelligent Gearbox Early Stage Fault Detection Approach. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, ročník 21, 2021: s. 1821 – 1837.
- [34] Matteo, D.; Longo, A.; Rizzi, M.: Noisy ECG Signal Analysis for Automatic Peak Detection. *Information*, ročník 10, 01 2019: str. 35, doi:10.3390/info10020035.
- [35] McDuff, D.; Gontarek, S.; Picard, R.: Remote Detection of Photoplethysmographic Systolic-Diastolic Peaks Using a Digital Camera. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, ročník 61, 07 2014, doi:10.1109/TBME.2014.2340991.
- [36] McLane, I.; Lauwers, E.; Stas, T.; aj.: Comprehensive Analysis System for Automated Respiratory Cycle Segmentation and Crackle Peak Detection. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, ročník 26, č. 4, 2022: s. 1847–1860, doi:10.1109/JBHI.2021.3123353.
- [37] Mejía-Mejía, E.; Allen, J.; Budidha, K.; aj.: Photoplethysmography signal processing and synthesis. *Photoplethysmography*, 2022.
- [38] Mejía-Mejía, E.; Budidha, K.; Abay, T. Y.; aj.: Heart Rate Variability (HRV) and Pulse Rate Variability (PRV) for the Assessment of Autonomic Responses. *Frontiers in Physiology*, ročník 11, 2020, ISSN 1664-042X, doi: 10.3389/fphys.2020.00779.  
URL <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2020.00779>
- [39] Mejía-Mejía, E.; Kyriacou, P. A.: Duration of photoplethysmographic signals for the extraction of Pulse Rate Variability Indices. *Biomedical Signal Processing and Control*, ročník 80, 2023: str. 104214, ISSN 1746-8094, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104214>.  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809422006681>

- [40] Mustafa Colak, A.; Manabe1, T.; Shibata1, Y.; aj.: Peak Detection Implementation for Real-Time Signal Analysis Based on FPGA. *Circuits and Systems*, ročník 9, 8 2018: s. 148–167, doi:10.4236/cs.2018.910016.
- [41] Park, J.; Seok, H. S.; Kim, S.-S.; aj.: Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. *Frontiers in Physiology*, ročník 12, 2022, ISSN 1664-042X, doi:10.3389/fphys.2021.808451.  
URL <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2021.808451>
- [42] Park, J.; Song, J.; Kim, H.; aj.: Peak detection for portable multi-modal nano-bio sensor system. *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, ročník 5, 06 2013: s. 135–142.
- [43] Prasetyo, B. H.; Widasari, E. R.; Tamura, H.: Automatic Multiscale-Based Peak Detection on Short Time Energy and Spectral Centroid Feature Extraction for Conversational Speech Segmentation. In *6th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology 2021*, SIET '21, New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2021, ISBN 9781450384070, str. 44–49, doi:10.1145/3479645.3479675.  
URL <https://doi.org/10.1145/3479645.3479675>
- [44] Richard, R.: *Fyziologie a patologická fyziologie: pro klinickou praxi*. Grada Publishing, 2015, ISBN 9788024748672.  
URL <https://books.google.cz/books?id=I3x5CgAAQBAJ>
- [45] Shaffer, F.; Ginsberg, J. P.: An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in Public Health*, ročník 5, 2017.
- [46] Shin, H. S.; Lee, C.; Lee, M.: Adaptive threshold method for the peak detection of photoplethysmographic waveform. *Computers in Biology and Medicine*, ročník 39, č. 12, 2009: s. 1145–1152, ISSN 0010-4825, doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2009.10.006>.  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482509001826>
- [47] Teh, Y.; Jambek, A.; Hashim, U.: Performance comparison for signal amplitude analysis algorithms in nano biosensor application. 12 2016, s. 260–265, doi: 10.1109/IECBES.2016.7843454.
- [48] Teh, Y.; Jambek, A.; Hashim, U.: Performance comparison of automatic peak detection for signal analyser. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, ročník 8, 03 2019: s. 105–113, doi:10.11591/eei.v8i1.1394.

- [49] Tuyen, L.: An optimized algorithm for peak detection in noisy periodic and quasi-periodic signals. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, ročník 11, 07 2022: s. 2025–2032, doi:10.11591/eei.v11i4.3655.
- [50] Vadrevu, S.; Manikandan, M. S.: A Robust Pulse Onset and Peak Detection Method for Automated PPG Signal Analysis System. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, ročník 68, č. 3, 2019: s. 807–817, doi:10.1109/TIM.2018.2857878.
- [51] Waxenbaum, J.; Varacallo, M.: Anatomy, Autonomic Nervous System. 04 2019.
- [52] Wójcikowski, M.; Pankiewicz, B.: Photoplethysmographic Time-Domain Heart Rate Measurement Algorithm for Resource-Constrained Wearable Devices and its Implementation. *Sensors*, ročník 20, č. 6, 2020, ISSN 1424-8220, doi:10.3390/s20061783.  
URL <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/6/1783>
- [53] Xhyheri, B.; Manfrini, O.; Mazzolini, M.; aj.: Heart Rate Variability Today. *Progress in Cardiovascular Diseases*, ročník 55, č. 3, 2012: s. 321–331, ISSN 0033-0620, doi:<https://doi.org/10.1016/j.pcad.2012.09.001>, ethical Issues in Cardiovascular Disease.  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0033062012001703>
- [54] Zahid, M. U.; Kiranyaz, S.; Ince, T.; aj.: Robust R-Peak Detection in Low-Quality Holter ECGs Using 1D Convolutional Neural Network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, ročník 69, č. 1, 2022: s. 119–128, doi:10.1109/TBME.2021.3088218.
- [55] Zhu, J.; Ji, L.; Liu, C.: Heart rate variability monitoring for emotion and disorders of emotion. *Physiological Measurement*, ročník 40, 04 2019, doi:10.1088/1361-6579/ab1887.
- [56] Zhu, L.; Wang, Y.; Fan, Q.: MODWT-ARMA model for time series prediction. *Applied Mathematical Modelling*, ročník 38, č. 5, 2014: s. 1859–1865, ISSN 0307-904X, doi:<https://doi.org/10.1016/j.apm.2013.10.002>.  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0307904X13006148>

## Seznam symbolů a zkratek

<b>ABP</b>	tlak arteriální krve
<b>aj.</b>	a jiné
<b>AMPD</b>	Automated Multi-Scale Peak Detection
<b>ATM</b>	Adaptive Threshold Method
<b>ATPD</b>	Auto-Threshold Peak Detection
<b>bpm</b>	počet tepů za minutu
<b>CSL</b>	Laboratoř komplexních systémů
<b>DWT</b>	diskrétní vlnková transformace
<b>EKG</b>	elektrokardiogram
<b>FT</b>	Fourierova transformace
<b>FN</b>	falešně negativní
<b>FP</b>	falešně pozitivní
<b>HF</b>	vysokofrekvenční
<b>ICP</b>	intrakraniální tlak
<b>LED</b>	elektroluminiscenční dioda
<b>LF</b>	nízkofrekvenční
<b>LMS</b>	Local Maxima Scalogram
<b>mmHg</b>	milimetr rtuťového sloupce
<b>mV</b>	milivolt
<b>MODWT</b>	Maximal Overlap Wavelet Transform
<b>ms</b>	milisekunda
<b>např.</b>	například
<b>NN</b>	intervaly mezi normálními srdečními tepy
<b>nm</b>	nanometr

<b>HR</b>	tepová frekvence
<b>Hz</b>	Hertz
<b>HRV</b>	variabilita srdečního rytmu
<b>P+</b>	pozitivní predikce
<b>POX</b>	pulzní oximetrie
<b>PPG</b>	fotopletysmograf
<b>PRV</b>	variabilita tepové frekvence
<b>RAM</b>	random-access Memory
<b>resp.</b>	respektive
<b>RR</b>	intervaly mezi všemi po sobě jdoucími srdečními tepy
<b>s</b>	sekunda
<b>Se</b>	senzitivita
<b>SpO<sub>2</sub></b>	pulzní oximetrie
<b>TF</b>	tepová frekvence
<b>TN</b>	správně negativní
<b>TP</b>	správně pozitivní
<b>ULF</b>	ultra-nízkofrekvenční
<b>VLF</b>	velmi nízkofrekvenční

# Seznam příloh

A Výsledky hodnocení jednotlivých záznamů pro AMPD, ATM a ATPD

91

## A Výsledky hodnocení jednotlivých záznamů pro AMPD, ATM a ATPD

Tab. A.1: Celkové hodnocení úspěšnosti mezi dvěma experty DT a JM.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN
ABP1	100,00	100,00	0,00	100,00	912	0	0
ABP2	100,00	100,00	0,00	100,00	1267	0	0
POX1	100,00	99,62	0,38	99,81	1572	0	6
POX2	82,13	81,98,06	35,85	82,02	878	191	193

Tab. A.2: Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD proti anotovaným značkám expertem DT.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN	Čas [s]
ABP1	100,00	98,46	1,54	99,23	898	0	14	1,08
ABP2	100,00	98,90	1,10	99,44	1253	0	14	0,60
POX1	99,36	98,98	1,65	99,17	1556	10	16	0,96
POX2	80,88	79,51	39,29	80,19	850	201	219	0,60

Tab. A.3: Zhodnocení úspěšnosti detekce AMPD proti anotovaným značkám expertem JM.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN	Čas [s]
ABP1	100,00	98,46	1,54	99,23	898	0	14	1,08
ABP2	100,00	98,90	1,10	99,44	1253	0	14	0,60
POX1	99,49	98,73	1,77	99,11	1558	8	20	0,96
POX2	93,63	91,88	14,38	92,74	984	67	87	0,60

Tab. A.4: Zhodnocení úspěšnosti detekce ATM proti anotovaným značkám expertem DT.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN	Čas [s]
ABP1	100,00	100,00	0,00	100,00	912	0	0	0,03
ABP2	100,00	100,00	0,00	100,00	1267	0	0	0,01
POX1	98,92	99,43	1,65	99,18	1563	17	9	0,01
POX2	82,81	83,35	33,96	83,08	891	185	178	0,01

Tab. A.5: Zhodnocení úspěšnosti detekce ATM proti anotovaným značkám expertem JM.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN	Čas [s]
ABP1	100,00	100,00	0,00	100,00	912	0	0	0,03
ABP2	100,00	100,00	0,00	100,00	1267	0	0	0,01
POX1	99,11	99,24	1,65	99,18	1566	14	12	0,01
POX2	91,54	91,97	16,53	91,76	985	91	86	0,01

Tab. A.6: Zhodnocení úspěšnosti detekce ATPD proti anotovaným značkám expertem DT.

Záznam	P+ [%]	Se [%]	DER [%]	F-skóre [%]	TP	FP	FN	Čas [s]
ABP1	100,00	100,00	0,00	100,00	912	0	0	0,03
ABP2	100,00	100,00	0,00	100,00	1267	0	0	0,02
POX1	99,37	99,75	0,89	99,56	1568	10	4	0,02
POX2	80,97	80,82	38,17	80,90	864	203	205	0,02

Tab. A.7: Zhodnocení úspěšnosti detekce ATPD proti anotovaným značkám expertem JM.

<b>Záznam</b>	<b>P+ [%]</b>	<b>Se [%]</b>	<b>DER [%]</b>	<b>F-skóre [%]</b>	<b>TP</b>	<b>FP</b>	<b>FN</b>	<b>Čas [s]</b>
ABP1	100,00	100,00	0,00	100,00	912	0	0	0,03
ABP2	100,00	100,00	0,00	100,00	1267	0	0	0,02
POX1	99,43	99,43	1,14	99,43	1569	9	9	0,02
POX2	93,72	93,37	12,89	93,55	1000	67	71	0,02