

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

Fakulta elektrotechniky
a komunikačních technologií

DIPLOMOVÁ PRÁCE

Brno, 2023

Bc. Jan Šíma



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

STANOVENÍ KREVNÍHO TLAKU POMOCÍ CHYTRÉHO TELEFONU

BLOOD PRESSURE ESTIMATION USING SMARTPHONE

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Jan Šíma

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Andrea Němcová, Ph.D.

BRNO 2023

Diplomová práce

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

Ústav biomedicínského inženýrství

Student: Bc. Jan Šíma

ID: 211214

Ročník: 2

Akademický rok: 2022/23

NÁZEV TÉMATU:

Stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Proveďte literární rešerši v oblasti bezmanžetového měření krevního tlaku (TK). Zaměřte se zejména na stanovení TK pomocí chytrého telefonu. 2) Nasnímejte data potřebná pro stanovení TK pomocí chytrého telefonu a referenci TK. 3) Předzpracujte nasnímaná data, případně extrahujte příznaky pro stanovení TK. 4) Vytvořte algoritmus pro stanovení TK pomocí chytrého telefonu. 5) Porovnejte výsledky vašeho algoritmu s referencí a vyhodnoťte úspěšnost vašeho algoritmu. 6) Diskutujte dosažené výsledky a porovnejte je s výsledky jiných autorů.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] ALLEN, John, KYRIACOU, Panicos A., ed. Photoplethysmography: technology, signal analysis and applications. London: Academic Press, 2022. ISBN 978-0-12-823374-0.

[2] MUKKAMALA, Ramakrishna, Mohammad YAVARIMANESH, Keerthana NATARAJAN, Jin-Oh HAHN, Konstantinos G. KYRIAKOULIS, Alberto P. AVOLIO a George S. STERGIOU. Evaluation of the Accuracy of Cuffless Blood Pressure Measurement Devices: Challenges and Proposals. Hypertension [online]. 2021, 78(5), 1161-1167. ISSN 0194-911X. Dostupné z: doi:10.1161/HYPERTENSIONAHA.121.17747.

Termín zadání: 6.2.2023

Termín odevzdání: 22.5.2023

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

Konzultant: MUDr. Zuzana Nováková, 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

Tato diplomová práce popisuje experimentální bezmanžetové měření systolického (SBP – Systolic blood pressure) a diastolického krevního tlaku (DBP – Diastolic blood pressure), a to pouze pomocí chytrého telefonu. K odhadu krevního tlaku (BP – blood pressure) byl použit fotopletysmografický signál (PPG – Photoplethysmography), který byl měřený kamerou chytrého telefonu a fonokardiografický signál (PCG – Phonocardiography), který byl snímáný externím mikrofonom v oblasti mitrální chlopně. Odhad BP byl rozdělen na 2 části. První bylo regresní stanovení BP a srovnání několika metod strojového učení (MLR – Machine learning) a konvolučních neuronových sítí (CNN – Convolution neural network) podle využití barevného kanálu k extrakci PPG z videozáznamu. Druhou částí bylo klasifikační zařazení BP do kategorie normotenze nebo hypertenze. Signál PPG byl pro extrakci filtrován pomocí pásmové propusti s konečnou impulsní charakteristikou (FIR – Finite impulse response) s mezními kmitočty (0,5–5 Hz) s následnou extrakcí příznaků. Pro odečet příznaků doby cévního přenosu krevního pulzu (VTT – Vascular transit time) a ejekčního času srdce (ET – Ejection time) byly v signálu PCG detekovány dvě hlavní srdeční ozvy S1 a S2. Dále byly pro metody CNN využity surové úseky signálů PPG (RGB kanály videa) a PCG o různých časových délkách. Mezi regresními přístupy byla nej přesnější algoritmem metoda podpůrných vektorů (SVR – Support vector regression), která dosahovala podle standardů Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) a British Hypertension Society (BHS) v rámci experimentální práce přijatelné chyby. Hodnota průměrné absolutní chyby (MAE – Mean absolute error) byla pro SBP stanovena $7,64 \pm 6,87$ mmHg a pro DBP $5,07 \pm 4,88$ mmHg. Jako nejvhodnější barevný kanál pro extrakci PPG z videozáznamu pro regresní odhad BP byl vyhodnocen červený kanál. Pro klasifikaci se ukázal jako nejspolehlivější algoritmus AdaBoost se slabými klasifikátory náhodný les. Ten dosahoval přesnosti F1 skóre necelých 80 % na příznacích PPG z kombinace červeného a zeleného barevného kanálu videozáznamu.

KLÍČOVÁ SLOVA

Krevní tlak, Bezmanžetové měření krevního tlaku, Fotopletysmografie (PPG), Měření krevního tlaku pomocí chytrého telefonu, Konvoluční neuronové sítě (CNN)

ABSTRACT

This diploma thesis describes an experimental cuffless measurement of systolic and diastolic blood pressure (SBP and DBP) using only a smartphone. Photoplethysmographic signal (PPG), which was measured by the smartphone camera and phonocardiographic signal (PCG), which was captured by an external microphone in the mitral valve area, were used to estimate blood pressure (BP). The BP estimate was divided into 2 parts. The first was the regression estimation of BP and comparison of several machine learning (MLR) and convolutional neural network (CNN) methods according to the use of the color channel to extract PPG from the video. The second objective was the classification of BP into the category of normotension or hypertension. The PPG signal was filtered for extraction using a bandpass filter with finite impulse response (FIR) (0,5–5 Hz) followed by feature extraction. For estimation of vascular transit time (VTT) and cardiac ejection time (ET), two main cardiac echoes S1 and S2 were detected in the PCG signal. Furthermore, raw sections of PPG signals (RGB video channels) and PCG signals of different time lengths were used for the CNN models. Among the regression approaches, the most accurate algorithm was the support vector regression (SVR) method, which achieved acceptable error according to the standards of the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) and the British Hypertension Society (BHS) in experimental work. The mean absolute error (MAE) was determined to be 7.64 ± 6.87 mmHg for SBP and 5.07 ± 4.88 mmHg for DBP. The red channel was evaluated as the most appropriate color channel for extracting PPG from the video recordings for regression estimation. For classification, the AdaBoost algorithm with weak random forest (RF) classifiers proved to be the most reliable. It achieved an F1 score of almost 80 % on the PPG features extracted from the combination of red and green color channels of the video.

KEYWORDS

Blood pressure, Cuff-less measurement of blood pressure, Photoplethysmography (PPG), Measurement of blood pressure by using smartphone, Convolution neural network (CNN)

ŠÍMA, Jan. *Stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, Ústav biomedicínského inženýrství, 2022, 156 s. Diplomová práce. Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová, Ph.D.

Prohlášení autora o původnosti díla

Jméno a příjmení autora: Bc. Jan Šíma
VUT ID autora: 211214
Typ práce: Diplomová práce
Akademický rok: 2022/23
Téma závěrečné práce: Stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucí/ho závěrečné práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a/nebo majetkových a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon), ve znění pozdějších předpisů, včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Brno

.....
podpis autora*

* Autor podepisuje pouze v tištěné verzi.

PODĚKOVÁNÍ

Velmi rád bych poděkoval vedoucí mé diplomové práce paní Ing. Andrei Němcové, Ph.D. za odborné a trpělivé vedení, za možnost pohotové a smysluplné konzultace a za pomoc při měření dat pro tuto práci. Dále bych chtěl poděkovat paní MUDr. Zuzaně Novákové, Ph.D z LF MUNI za odborné konzultace v oblasti fyziologie. V neposlední řadě bych chtěl také moc rád poděkovat své přítelkyni a rodině za podporu a trpělivost v době psaní diplomové práce.

Obsah

Úvod	17
1 Fyziologie krevního tlaku	20
1.1 Srdeční cyklus a průběh tlakové křivky	22
1.2 Vlastnosti cévního systému	24
1.2.1 Typy cév	26
1.3 Faktory ovlivňující krevní tlak	28
1.4 Regulace krevního tlaku	28
1.4.1 Krátkodobá regulace krevního tlaku	28
2 Standardní snímání krevního tlaku	32
2.1 Nepřímé metody	32
2.2 Přímé metody	36
3 Inovativní bezmanžetové snímání krevního tlaku	39
3.1 Biologické signály využívané k odhadu krevního tlaku	40
3.2 Algoritmy pro odhad krevního tlaku	43
3.2.1 Metody s matematickou definicí	43
3.2.2 Strojové učení	49
3.3 Měření pomocí chytrého telefonu	54
3.4 Měření pomocí chytrých hodinek	56
3.5 Měření pomocí kochleárního sluchátka	57
3.6 Bioimpedanční technika	58
3.6.1 Grafenové elektronické tetování	60
4 Experimentální měření krevního tlaku pomocí chytrého telefonu	63
4.1 Popis měřících přístrojů	64
4.2 Popis protokolu pro experimentální měření	68
4.3 Akvizice dat	70
5 Popis dat	73
6 Předzpracování dat	75
6.1 Načítání a synchronizace dat	75
6.2 Filtrace dat	79
7 Zpracování signálu	82
7.1 Fotopletysmografická data	82
7.2 Fonokardiografická data	82

7.3	Stanovení kvality PPG vlny	84
7.4	Extrakce příznaků	85
7.4.1	Extrakce příznaků z PPG	85
7.4.2	Extrakce příznaků z PCG	88
8	Rozdělení datasetu	90
9	Návrh algoritmu	93
9.1	Přístupy strojového učení	94
9.2	Návrh a implementace konvolučních neuronových sítí	96
10	Metriky pro hodnocení odhadu krevního tlaku	99
10.1	Regresní metriky	99
10.2	Klasifikační metriky	100
11	Výsledky	102
11.1	Regresní přístup pro Dataset 1	102
11.1.1	Porovnání MLR regresorů	102
11.1.2	Porovnání výsledků pro barevné kanály PPG	107
11.2	Klasifikační přístup pro Dataset 1	108
11.2.1	Porovnání MLR klasifikátorů	108
11.2.2	Porovnání výsledků pro barevné kanály PPG	111
11.3	Regresní stanovení krevního tlaku pomocí 1D CNN a 1D UNet pro Dataset 2	112
11.3.1	Porovnání výsledků pro 1D CNN	112
11.3.2	Výsledek experimentálního stanovení kontinuálního BP pomocí 1D UNet	113
12	Diskuse	115
12.1	Problematika experimentálního měření	115
12.2	Hodnocení výsledků	124
	Závěr	127
	Literatura	128
	Seznam symbolů a zkratk	142
	Seznam příloh	145
A	Dotazník 1. část	146

B Dotazník 2. část	148
C Dotazník 3. část	150
D Dotazník 4. část	152
E Přehled extrahovaných parametrů	154

Seznam obrázků

1	Sloupcový graf celosvětové četnosti uživatelů chytrých telefonů.	18
1.1	P-V diagram srdečního cyklu.	23
1.2	Průběh krevního tlaku v čase.	24
1.3	Laminární a turbulentní proudění v cévách.	25
1.4	Úroveň krevního tlaku v celém krevním oběhu.	27
1.5	Úroveň středního arteriálního tlaku a tepové frekvence po dobu Val-salvova manévru 10 s.	30
2.1	Obálka oscilačního signálu manžety s naznačeným odečtem hodnot systolického a diastolického tlaku.	34
2.2	Závislost absorpčního koeficientu na vlnové délce pro oxyhemoglobin, karboxyhemoglobin, methemoglobin a redukovaný hemoglobin.	35
2.3	Snímek prof. MUDr. Jana Peňáze, CSc. při demonstraci měření krevního tlaku pomocí fotopletysmografické metody.	36
3.1	Příklad signálu PPG měřeného z prstu.	40
3.2	Oblasti na hrudi při kardiologické monitoraci PCG fonendoskopem.	41
3.3	Příklad signálu PCG měřeného mikrofonom z hrudi.	42
3.4	Srovnání PTT, PAT a VTT odečítaných na signálech EKG, PPG a PCG.	48
3.5	Aproximace vstupních dat přímkou na základě regresního modelu.	50
3.6	Dopředná neuronová síť se čtyřmi vstupními příznaky a s jednou skrytou vrstvou.	52
3.7	Příklad původně navržené CNN pro tuto práci.	53
3.8	Chytré hodinky <i>Apple Watch</i> s označeným umístěním senzorů pro snímání EKG a PPG na spodní straně.	56
3.9	Porovnání signálů PCG z hrudi, PCG z ucha a PPG z ucha s vyznačenými body, potřebnými k určení ET a VTT.	58
3.10	Ilustrace a fotografie bioimpedančního zařízení pro měření krevního tlaku.	59
3.11	Nanotechnologie pro snímání krevního tlaku GET.	61
4.1	Schéma procesu stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu.	63
4.2	Finapres NOVA.	64
4.3	Pomocné měřítko pro vhodné zvolení velikosti manžety.	65
4.4	Příklad správné a špatné volby velikosti manžety.	65
4.5	Samsung Galaxy S7.	66
4.6	Schéma protokolu měření.	68
4.7	Průběh BP z prstu po dobu experimentálního měření podle protokolu.	69

4.8	Ilustrace experimentálního měření krevního tlaku pomocí chytrého telefonu, lékařského přístroje Finapres a chytrého náramku Empatica.	70
4.9	Fotografie dospělého muže pořízené při experimentálním měření dat chytrým telefonem a referenčním zařízením Finapres NOVA.	71
5.1	Boxploty pro výšku, hmotnost, průměrný počet vypitých káv za týden, délku paže, obvod paže a obvod prstu rozdělené podle pohlaví měřených osob.	73
6.1	Ilustrace postupu extrakce PPG signálu z videozáznamu prstu pořízeného chytrým telefonem.	75
6.2	Ukázka periodicity signálu PCG a EKG před synchronizací.	77
6.3	Normalizovaný časový průběh signálu EKG a PCG před synchronizací s označenými místy odečtu času pro časový interval zpoždění mezi signály.	78
6.4	Časové průběhy signálů EKG, PCG a PPG po synchronizaci.	79
6.5	V horní polovině je krátký časový úsek filtrovaného a originálního PPG snímaného chytrým telefonem. V dolní polovině je amplitudové spektrum originálního signálu a po filtraci.	80
6.6	V horní polovině je krátký časový úsek filtrovaného a originálního PCG snímaného chytrým telefonem. V dolní polovině je amplitudové spektrum originálního signálu a po filtraci.	81
7.1	Časový průběh signálu PPG s detekovanými hranicemi jednotlivých PPG vln.	82
7.2	Příklad výpočtu signálu NASE a následný výpočet obálky PCG.	83
7.3	Příklad časového okna signálu PPG a obálky NASE s detekovanými ozvami S1 a S2.	84
7.4	Rozměření pulzní vlny PPG.	86
7.5	Rozměření první a druhé derivace pulzní vlny PPG.	87
7.6	Vizualizace normalizovaných PPG vln generovaných jako reference.	88
8.1	Časový úsek dlouhý 3 s signálů PPG (RGB kanály), PCG a BP.	91
9.1	Architektura 1D CNN navržené pro tuto práci.	97
9.2	Přehledná ukázka architektury 1D UNet navržené pro tuto práci.	98
11.1	Residuální chyby testovací skupiny modelu SVR pro SBP i DBP.	104
11.2	Porovnání 2 náhodně vybraných úseků BP z testovací množiny kontinuálního stanovení BP pomocí 1D UNet.	114
12.1	Emisní spektra bílé LED (a) a červeno-žluto-zeleno-modré LED (b).	116
12.2	Časový průběh extrahovaného PPG z červeného kanálu videozáznamu.	117
12.3	Fotografie Samsung Galaxy S7 po úpravě.	117
12.4	Časový průběh referenčního brachiálního tlaku s viditelnými oscilacemi.	119

12.5 Fotografie umístění a zapojení externího mikrofonu pomocí fonendoskopu na hrudníku v oblasti mitrální chlopně.	119
12.6 Porovnání morfologie PPG a PCG mezi mladým mužem 33 let a mladou ženou 21 let.	121
12.7 Porovnání morfologie PPG a PCG mezi mladým mužem 24 let a starším mužem 74 let.	122
12.8 Porovnání morfologie PPG mezi dvěma muži s odlišnou čistotou pokožky na konečcích prstů.	123

Seznam tabulek

1.1	Tabulka úrovně krevního tlaku pro dospělého člověka podle EHS/ESC.	20
1.2	Tabulka úrovně krevního tlaku pro různý věk, pohlaví a onemocnění.	21
4.1	Tabulka velikostí manžet pro snímání Finapresem NOVA.	65
5.1	Tabulka kalibračních SBP a DBP měřené oscilometricky.	74
8.1	Statistické srovnání velikosti datasetů a rozložení SBP a DBP.	92
8.2	Tabulka četnosti s rozdělení do kategorie pro Dataset 1.	92
9.1	Tabulka regresních MLR přístupů s konkrétním nastavením	94
9.2	Tabulka klasifikačních MLR přístupů s konkrétním nastavením parametrů.	95
10.1	Hodnocení odhadu krevního tlaku britským standardem BHS. [100]	99
10.2	Matice záměn pro klasifikaci do kategorií normotenze a hypertenze.	100
11.1	Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG z červeného kanálu.	103
11.2	Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG ze zeleného kanálu.	105
11.3	Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG ze součtu předchozích kanálů.	106
11.4	Tabulka porovnání výběru barevného kanálu pro extrakci PPG pro nejlepší metodu MLR.	107
11.5	Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG z červeného kanálu.	109
11.6	Matice záměn pro klasifikaci metodou AdaBoost pro Dataset 1 červeného kanálu.	109
11.7	Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG ze zeleného kanálu.	110
11.8	Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG z kombinace červeného a zeleného kanálu.	111
11.9	Tabulka porovnání nejlepších výsledků klasifikace BP pomocí algoritmů MLR mezi barvami kanálů.	112
11.10	Výsledky odhadu BP pomocí 1D CNN hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na Datasetu 2.	112
12.1	Tabulka porovnání výsledků regresního stanovení SBP a DBP pomocí chytrého telefonu pro tuto práci a práce s podobnou tematikou.	124
12.2	Tabulka porovnání výsledků binární klasifikace BP pro tuto práci a práci s podobnou tematikou.	125
A.1	Tabulka měřitelných příznaků vytvořená na základě dotazníku k měření.	146

A.2	Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky A.1	147
B.1	Tabulka psychické a fyzické aktivity vytvořená na základě dotazníku k měření.	148
B.2	Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky B.1	149
C.1	Tabulka příznaků kardiovaskulárního onemocnění vytvořená na základě dotazníku k měření.	150
C.2	Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky C.1	151
D.1	Tabulka příznaků pro jiné typy onemocnění, problémů s tlakem a genetických predispozic kardiovaskulárního onemocnění vytvořená na základě dotazníku k měření.	152
D.2	Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky D.1	153
E.1	Tabulka extrahovaných parametru ze signálů PPG a PCG z chytrého telefonu.	154

Úvod

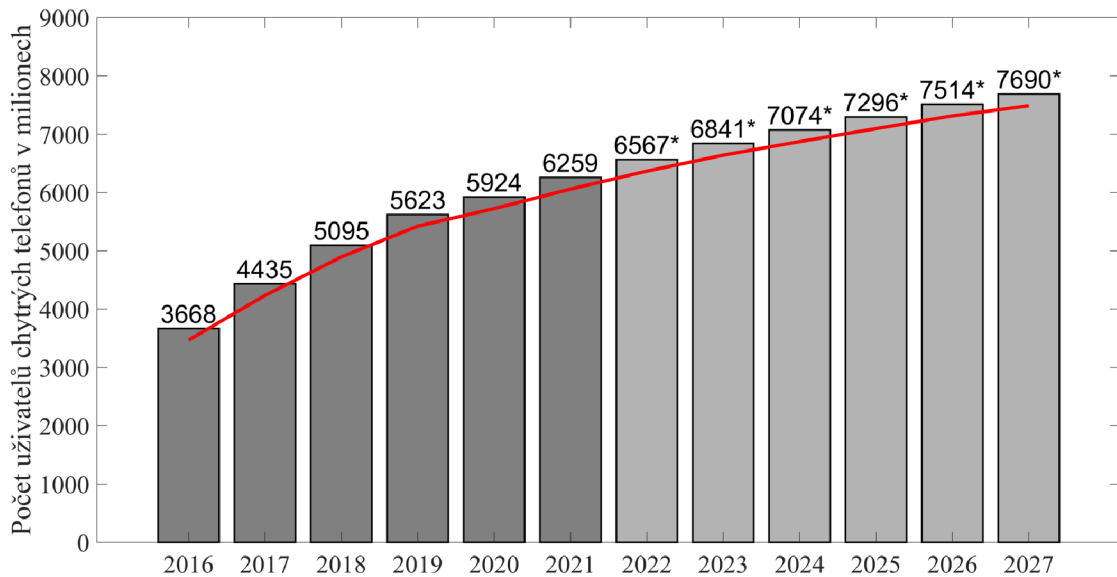
Se stále stárnoucí populací vzrostla potřeba pravidelné, konkrétně domácí, zdravotní péče. [1] Cílem takové zdravotní péče je periodická kontrola určitých životně důležitých funkcí. Kardiovaskulární onemocnění (CDC – Cardiovascular diseases) jsou v současnosti nejčastější příčinou úmrtí na světě. V roce 2019 zemřelo na CDC 17,9 milionu lidí, což představuje 32 % všech celosvětových úmrtí. [2] Hlavní příčinou je zanedbaná prevence a včasné odhalení příznaků vedoucích ke CDC. Avšak některé příznaky CDC nelze zachytit při běžné kontrole u lékaře, a proto je potřeba spojitého dlouhodobého monitorování. K častým prediktorům CDC se řadí fibrilace síní a hypertenze. Podle oficiální světové zdravotnické organizace (WHO – World health organization) se odhaduje, že 1,28 miliardy dospělých lidí ve věku 30–79 let na celém světě trpí hypertenzí. [3]

Řešením tohoto globálního problému je tedy zvýšit celosvětově prevenci CDC, a to pomocí chytrého přenosného zařízení, které dokáže snímat daný biologický signál kdykoli, spojitě a na jakémkoli místě při jakékoliv aktivitě.

V posledních letech se výzkumná činnost a vývoj v oblasti měření krevního tlaku soustředí na snímání biologických signálů pomocí chytrých telefonů a chytrých hodinek. Jejich největší výhodou je, že jsou jednoduché a cenově dostupné. Navíc by tyto technologie mohly pomoci k rozšíření telemetrického měření s online odesíláním dat přímo lékaři nebo firmě pro zpracování medicínských dat.

Momentálně se ke spojitému sledování krevního tlaku využívá holter s nafukovací manžetou. Při 24 hodinovém monitorování tlaku s frekvencí 3 měření za hodinu působí pacientovi nepohodlí a po delší době s holterem na paži dokonce brnění v celé měřené končetině. Důvodem je snímání oscilometrickou metodou, která je závislá na okolních vibracích. Pokud je pacient při signalizovaném měření v rušném prostředí např. při jízdě autem, manžeta detekuje cizí oscilace a snaží se tlak v manžetě navýšit tak, aby nebyly detekovány žádné oscilace. Protože se to holteru nedaří, tak paži svírá až ke svým limitům, což je pro pacienta bolestivé a může mu na paži způsobit podlitiny. Z tohoto důvodu by mohlo bezmanžetové kontinuální měření krevního tlaku pomoci k vývoji pohodlnějšího holterovského monitorování bez výše uvedených omezení.

Na obrázku 1 je znázorněn sloupcový graf s rostoucím trendem celosvětového počtu uživatelů chytrých telefonů na základě dat z let 2016 až 2021, s predikcí až do roku 2027. V roce 2021 bylo odhadnuto 6,26 miliardy uživatelů chytrých telefonů, což je většina světové populace. [4] Pokud by každý uživatel chytrého telefonu mohl sledovat např. krevní tlak, znamenalo by to značný pokrok v prevenci a včasné diagnostice CDC.



Obr. 1: Sloupkový graf celosvětové četnosti uživatelů chytrých telefonů v letech 2016–2021 s predikcí až do roku 2027 (označeno *). V grafu je znázorněn rostoucí trend (červená). Převzato z [4].

Tato práce má za cíl vyvinout algoritmus, který na základě dat z chytrého telefonu dokáže přesně odhadnout systolický krevní tlak (SBP – Systolic blood pressure) a diastolický krevní tlak (DBP – Diastolic blood pressure). Biologické signály, které lze snímat chytrým telefonem pro odhad krevního tlaku jsou fotopletysmogram (PPG – Photoplethysmography) a fonokardiogram (PCG – Phonocardiography). PPG je záznam změny objemu krve tzv. pulzace v prstu pomocí kamery chytrého telefonu. Při současném nahrávání audiozáznamu je možné snímat PCG mikrofonom chytrého telefonu. Tyto signály odrážejí činnost srdce a poskytují značné množství informací o srdeční činnosti, které jsou potřebné pro správné rozpoznání různých onemocnění a stanovení krevního tlaku. PPG sleduje změny objemu krve a měří se opticky kamerou chytrého telefonu. Video záznam z kamery je zpracováván pro získání PPG signálu a data z mikrofону pro získání PCG. Získaný zvukový záznam odráží mechanickou činnost srdce.

Práce se skládá z části, která popisuje fyziologii krevního tlaku a jeho standardního snímání. Dále je kladen důraz na literární rešerši v oblasti inovativních bezmanžetových postupů pro přesný odhad krevního tlaku.

Praktická část práce se zabývá experimentálním měřením krevního tlaku pomocí chytrého telefonu a referenčního lékařského zařízení, předzpracováním dat, extrakcí příznaků k odhadu krevního tlaku a aplikací metod odhadu.

Na závěr jsou porovnány výsledky jednotlivých implementovaných přístupů strojového učení (MLR – Machine learning regression) a konvolučních neuronových sítí

(CNN – Convolution neural network) pro odhadu SBP a DBP mezi sebou. Dále jsou výsledky diskutovány s dostupnými publikacemi, které se zabývají stejnou či podobnou problematikou. Porovnávány byly algoritmy pro regresní odhad SBP a DBP a také klasifikační zařazení BP do kategorie normotenze nebo hypertenze. Dále je porovnáván zdroj PPG dat z pohledu barevného kanálu videozáznamu, přesnost regresního odhadu BP z pohledu měření chytrým telefon v odlišných výškových úrovních srdce a délky vstupních signálů pro modely CNN.

1 Fyziologie krevního tlaku

Krevní tlak (BP – Blood pressure) je jedním z nejdůležitějších ukazatelů nejen stavu kardiovaskulárního systému, ale i tělesného a psychického zdraví. Stabilitu krevního tlaku udržuje srdce (jako mechanická pumpa) a krevní řečiště (jako uzavřený vysokotlaký oběh). Krev neustále působí na stěny cév a srdce. Udržení krevního tlaku po celý život ve zdravotně normovaných hodnotách souvisí s věkem, pohlavím, mírou stresu, vlivem kouření, spotřebou alkoholu a další aspekty. Tyto faktory mají většinou zásadní vliv na funkci cév, a to může vést ke změnám krevního tlaku. Více informací o faktorech ovlivňujících BP je zmíněno v kapitole 1.3. [5]

Pod pojmem krevní tlak je většinou představován objemový tlak krve na stěnu brachiální arterie též označovaný jako brachiální tlak krve. Tento pojem je dosti konkrétní, neboť krevní tlak nabývá v různých cévách jiných fyziologických úrovní. Například krevní tlak v kapilárách má až $5\times$ nižší úroveň než tlak v arteriích. To lze sledovat na obrázku 1.4. Vlastnosti a typy cév jsou více popsány v kapitole 1.2. [5, 6]

Základní jednotkou krevního tlaku je *mmHg*, která má původ u rtuťových manometrů a značí milimetr rtuťového sloupce. Další jednotka, která se využívá spíše v zahraničí je torr. Přepočítání těchto dvou jednotek ku 1 *atm* je 760 *torr* a 760 *mmHg*. [6, 7]

V tabulce 1.1 jsou uvedeny fyziologické hodnoty krevního tlaku pro dospělého člověka od hypotenze po hypertenzi 3. stupně stanovené na základě pravidel Evropské společnosti pro hypertenzi (ESH – European Society of Hypertension) a Evropské kardiologické společnosti (ESC – European Society of Cardiology). [8]

Tab. 1.1: Tabulka úrovně krevního tlaku pro dospělého člověka podle EHS/ESC. [8]

Kategorie	SBP [mmHg]		DBP [mmHg]
Hypotenze	<80	AND	<50
Optimální	80-120	AND/OR	50-80
Normální	120-129	AND/OR	80-84
Vysoký normální	130-139	AND/OR	85-89
Hypertenze 1. stupně	140-159	AND/OR	90-99
Hypertenze 2. stupně	160-179	AND/OR	100-109
Hypertenze 3. stupně	≤ 180	AND/OR	≤ 110
Izolovaná systolická hypertenze	≤ 140	AND	<90

Výrazy *AND* a *OR* v tabulce 1.1 vyjadřují logické operátory a vyjadřují funkce „a současně“ a „a nebo“.

Srovnání hodnot krevního tlaku pro různý věk a pohlaví je uvedeno v tabulce 1.2. V posledních dvou řádcích jsou také uvedeny hodnoty krevního tlaku při onemocnění diabetem a onemocnění ledvin. Protože v ledvinách dochází k hlavní hormonální regulaci krevního tlaku přes systém renin–angiotenzin–aldosteron (zvaný RAAS), je toto onemocnění doprovázeno nízkým tlakem a špatnou adaptací tlaku na stres a fyzickou aktivitu. [7]

Tab. 1.2: Tabulka úrovně krevního tlaku pro různý věk, pohlaví a onemocnění. [9]

Situace	Normální tlak SBP/DBP [mmHg]	Nízký tlak SBP/DBP [mmHg]	Vysoký tlak SBP/DBP [mmHg]
Kojenec	80/45	<80/45	>85/50
Větší dítě	110/70	<110/70	>120/80
Dospělý muž	120/80	<100/60	>140/90
Dospělá žena	120/80	<100/70	>140/90
Diabetik	130/80	<110/60	>135/85
Onemocnění ledvin	110/80	<110/60	>120/80

Veškeré informace a fakta týkající se fyziologie krevního tlaku a fyziologie kardi-ovaskulárního systému byly konzultovány s paní MUDr. Zuzanou Novákovou, Ph.D. z Fyziologického ústavu Lékařské fakulty (LF) Masarykovy univerzity (MUNI).

1.1 Srdeční cyklus a průběh tlakové křivky

Průběh krevního tlaku souvisí se srdečním cyklem. Celý průběh srdečního cyklu je znázorněn v P-V diagramu na obrázku 12.1, který udává závislost tlaku krve v levé komoře na jejím objemu krve. Zde se cyklus rozděluje na dvě hlavní fáze, systola a diastola komor. Obě tyto fáze se dále dělí na dvě subfáze:

Systola komor

- **Izovolumická kontrakce**

Fáze, ve které se nemění objem komory, ale pouze roste tlak krve v komoře. Obě dvě chlopně jsou uzavřeny (síňokomorová i aortální), zvyšuje se tonus (napětí) svaloviny. V okamžiku, kdy tlak krve v levé komoře přesáhne tlak krve v aortě, otevírá se aortální chlopeň, a začíná další fáze. [5, 7, 10]

- **Ejekční fáze**

Dochází ke kontrakci komory, krev je při otevřené aortální chlopni vypuzena do arteriálního řečiště (do aorty). Díky LaPlaceovu zákonu, který popisuje vztah mezi tlakem, poloměrem a tenzí stěny v kulatém útvaru, dojde ke konci této fáze ke snížení tlaku v komoře pod hodnotu tlaku v aortě, čímž se uzavře aortální chlopeň a cyklus přechází do fáze diastolické. [5, 7, 10]

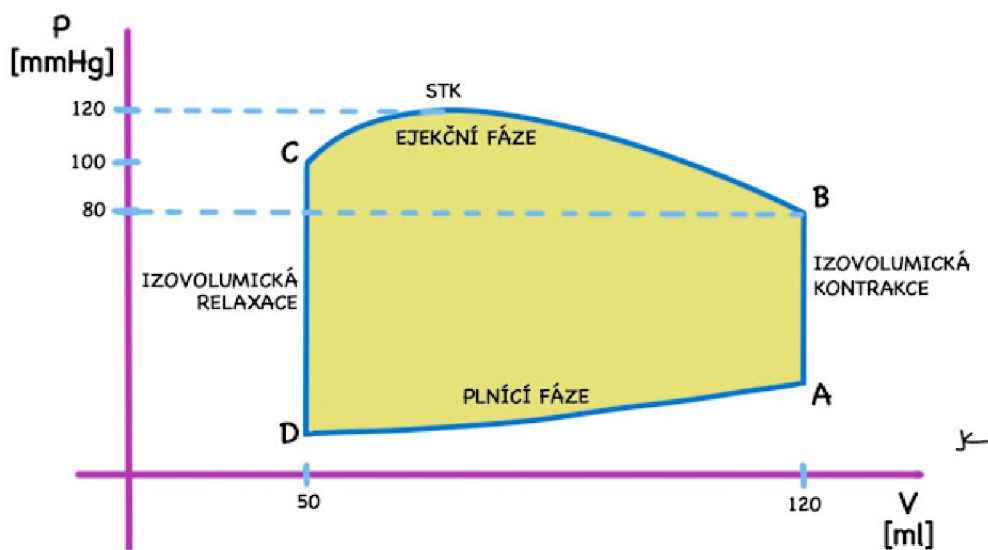
Diastola komor

- **Izovolumická relaxace**

V této fázi se komory ještě neplní krví, obě chlopně jsou opět uzavřeny, klesá tlak v komoře beze změny jejího objemu (relaxace svaloviny stěny komor). [5, 7, 10]

- **Plnicí fáze diastoly**

Jakmile klesne tlak v komoře pod hodnotu tlaku v levé síni, otevře se atri-ventrikulární chlopeň (mitrální — v případě levé komory) a začne proudit krev po tlakovém gradientu z místa vyššího tlaku (tj. levá síň) do míst s nižším tlakem (levá komora). V průběhu plnění se zvětšuje nejen objem komory, ale mírně vzroste i tlak v komoře. Jakmile tlak v komoře přesáhne tlak v levé síni, mitrální chlopeň se uzavírá a nastává první fáze systoly viz. výše (izovolumická kontrakce). Následuje začátek dalšího srdečního cyklu. [5, 7, 10]



Obr. 1.1: P-V diagram srdečního cyklu. [11]

Průběh krevního tlaku v čase je znázorněn na obrázku 1.2. Důležitými parametry kromě systolického a diastolického tlaku jsou také střední arteriální tlak (MAP – Mean arterial pressure) a pulzní tlak krve (PP – Pulse pressure), jejichž hodnoty mohou přispívat k diagnóze různých kardiovaskulárních onemocnění. Jelikož se u středního arteriálního tlaku jedná o váhovanou hodnotu SBP v kombinaci s DBP za dobu měření a v časovém průběhu tlakové křivky převládá tlak diastolický, dochází k tomu, že čím je měření delší, tím se hodnota MAP více blíží k diastolické hodnotě. [7, 5, 10]

V rovnici 1.1 je znázorněn výpočet středního arteriálního tlaku [12]

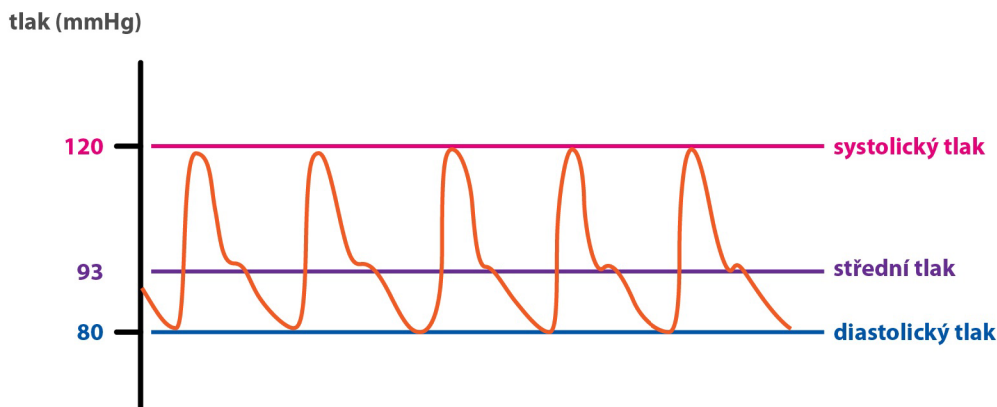
$$MAP[mmHg] = \frac{SBP}{3} + \frac{2 \cdot DBP}{3} \quad , \quad (1.1)$$

kde SBP a DBP reprezentují průměrné hodnoty systolického a diastolického krevního tlaku během doby měření. Obě veličiny jsou zde uvedeny v $mmHg$.

Druhý z uvedených tlaků pulzní se vypočítá pomocí vzorce 1.2 a jeho hodnota je dána rozdílem hodnot systolického a diastolického tlaku. Pulzní krevní tlak odráží z velké míry poddajnost stěn cév a velikost tepového objemu. [5, 10]

$$PP[mmHg] = SBP - DBP \quad , \quad (1.2)$$

kde jsou hodnoty krevního tlaku SBP a DBP také uvedeny v $mmHg$.



Obr. 1.2: Průběh krevního tlaku v čase. [13]

Na obrázku 1.2 je vidět v časovém průběhu každé tlakové vlny menší nerovnost v klesající fázi. Tato nerovnost se odborně nazývá dikrotický zářez a úzce souvisí s uzavřením aortální chlopně a vznikem druhé ozvy srdeční na fonokardiogramu. Dikrotický zářez je patrný i v signálu PPG na obrázku 3.1. Každý člověk má tvar a hloubku dikrotického zářezu individuální a odvíjí se od mnoha faktorů, zejména od elastických vlastností cévní stěny, které se v průběhu života mění. [14]

1.2 Vlastnosti cévního systému

Vlastnosti cév jsou dané především zastoupením kolagenu, elastinu a hladké svaloviny. Velké tepny obsahují větší podíl kolagenových vláken a elastinu než žíly, což je více popsáno v kapitole 1.2.1. Složení stěn ovlivňuje celkový průtok krve a klade mu určitý odpor. Protože při průchodu krve cévou nemá vliv pouze jedna složka odporu, ale působí jich více, je často jako celkový odpor označován periferní odpor. Ten lze vypočítat dle vzorce, který byl odvozen dle Hagen-Poiseuillova zákona, a to jako

$$R[\text{Pa}\cdot\text{m}^{-3}] = \frac{8\eta L}{\pi r^4} \quad , \quad (1.3)$$

kde L je délka cévy, r je poloměr průsvitu cévy a η je dynamická viskozita krve. [10, 13] Z rovnice 1.3 vyplývá, že pokud se např. zmenší poloměr $2\times$, zvětší se periferní odpor cévy přesně $16\times$ a tím dojde ke zvýšení krevního tlaku.

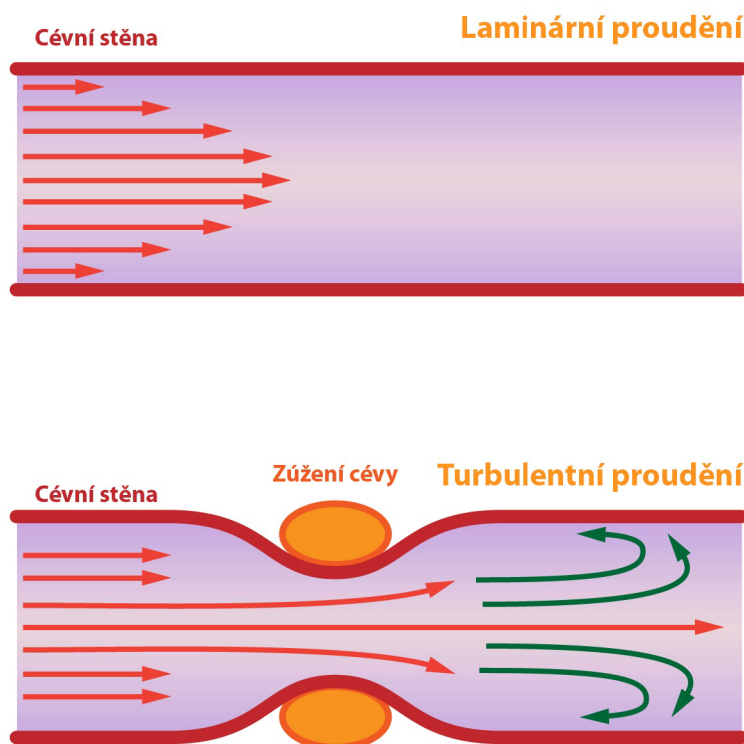
Další vlastností, kterou ovlivňuje poloměr cévy, je tzv. Reynoldsovo číslo Re . Tímto číslem lze popsat přechod mezi laminárním a turbulentním prouděním krve v cévě. Za normálních fyziologických podmínek je tok krve v cévě laminární a to tak,

že všechny krevní komponenty se v cévě šíří ve stejném směru. Pokud však dojde např. k deformaci cévní stěny a kruhový obvod cévy se naruší, dochází k turbulentnímu proudění. Definované je jako chaotický tok krve, který se vrací ve vírech zpět v cévě a narušuje tak tlakový gradient, po kterém krev teče při laminárním toku. Reynoldsovo číslo s hodnotou do 200 popisuje laminární proudění krve. Pokud Reynoldsovo číslo přesáhne hodnotu 1000, znamená to, že v cévě dochází k turbulentnímu proudění krve. Hodnota Re , která se nachází mezi uvedenými krajními hodnotami se s velkou pravděpodobností vyskytuje na nerovných úsecích cév a popisuje lehce turbulentní proudění. [5, 10]

Rovnice 1.4 vyjadřuje vztah parametrů krve a cévy pro výpočet Reynoldsova čísla.

$$Re = \frac{vr\rho}{\eta} \quad , \quad (1.4)$$

kde v udává rychlost toku krve, r poloměr cévy, ρ hustotu krve a η viskozitu krve.



Obr. 1.3: Laminární a turbulentní proudění v cévách. [13]

Na obrázku 1.3 je příklad laminárního a turbulentního proudění krve. Rozdíl mezi prouděním krve se využívá např. při měření tlaku krve pomocí auskultační nebo oscilometrické metody, které jsou detailně popsány v kapitole 2.1. [10]

1.2.1 Typy cév

Systém, který udržuje kontinuální krevní tlak v celém těle, se nazývá krevní oběh. Hlavními komponentami krevního oběhu jsou cévní systém a krev. Celý krevní oběh je uzavřený. Různé typy cév a funkce srdce jako pumpy slouží k udržování konstantní distribuce krve pod tlakem do tkání. [5]

Cévní systém se dělí na více částí, a to jak z hlediska funkčnosti, tak z hlediska vlastností. Triviálním rozdělením cév se většinou rozumí dělení na arterie, žíly a kapiláry. V této práci jsou však tyto typy cév rozděleny detailně. [5]

- **Pružníky**

Jedná se o středně velké a velké tepny, které díky vysokému podílu elastinu umožňují velmi rychlý tok krve s malým odporem. Vysoký podíl elastinu umožňuje pružnickovým cévám lépe snášet nárazové přítoky krve. Nejznámějším příkladem pružnickové cévy je aorta, která se rozpíná a smršťuje při rázové vlně krve při systole komor srdce.

- **Kapacitní cévy**

Z velké míry žíly, které slouží jako nízkotlaký systém. V případě potřeby slouží jako zásobníky krve a vyskytují se o u orgánů, které jsou nerovnoměrně zásobovány krví.

- **Rezistenční cévy**

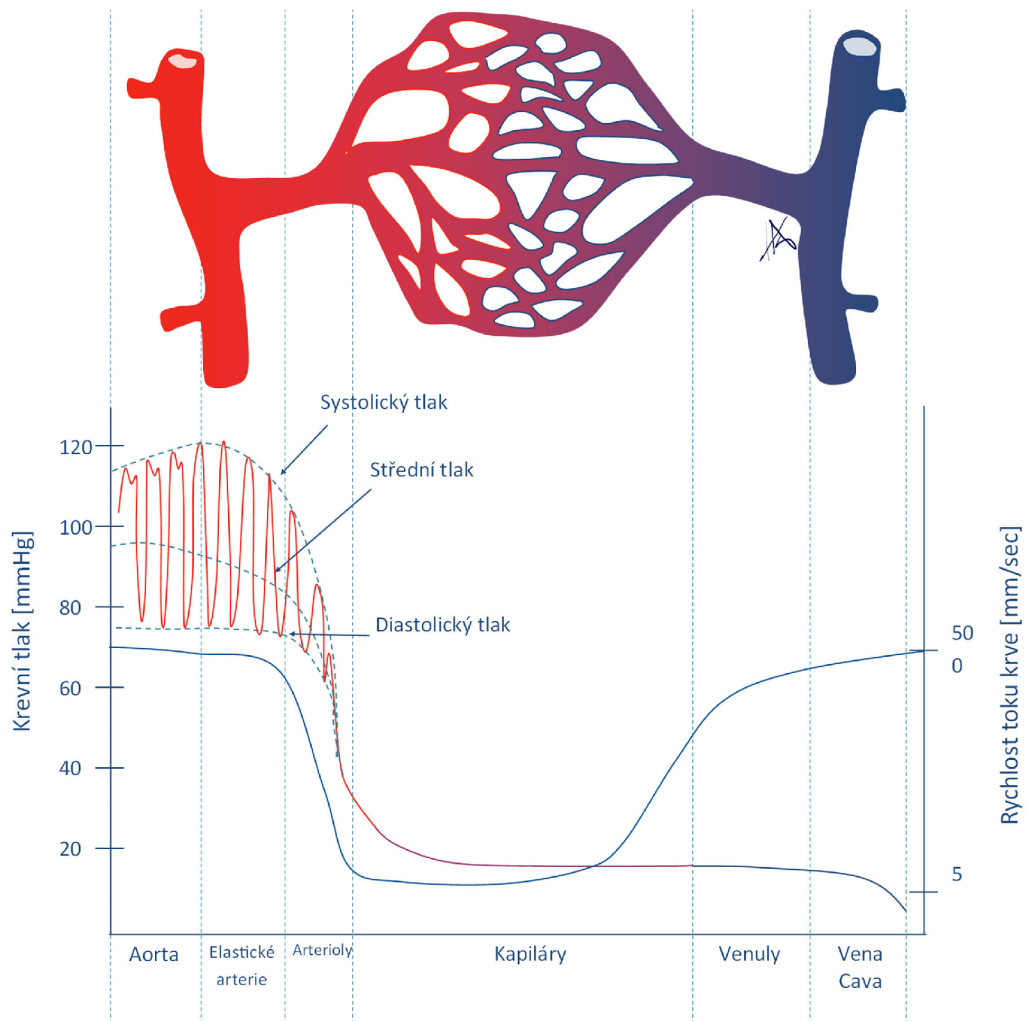
Nejčastěji označované jako malé tepénky, které regulují průchod krve orgány a tkáněmi. Nízký poměr elastinu vede k nižší průsvitnosti a převážně jejich stěny tvoří hladká svalovina. Důležitým poddruhem jsou prekapilární sfinktery, které tvoří koncový úsek rezistenčních cév. Pomocí změny průměru dokáží regulovat počet otevřených kapilár a tím i plochu, na které dochází k výměně látek mezi kapilárami a intersticiem. Mezi rezistenční cévy se také řadí venuly, jejichž funkcí je udržovat hydrostatický tlak krve a sbírat krev z kapilár do větších žil.

- **Arteriovenózní zkratky**

Jejich výskyt je řídký a většinou se nachází v endodermálních vrstvách. Jde o spojovací cévy mezi tepenným a žilním řečištěm, které urychlují tento převod krve mimo kapiláry.

- **Kapiláry**

Jde přímo o označení malé tenké cévy, ale častěji je tímto názvem označována plocha s mnohonásobným počtem těchto cév. Funkcí kapilár je výměna živin a látek mezi krví a tkání. Nedisponují schopností vlastní kontrakce a jsou regulovány již zmíněnými prekapilárními sfinktery.



Obr. 1.4: Úroveň krevního tlaku v celém krevním oběhu. [15]

Na obrázku 1.4 je možno sledovat změny úrovně krevního tlaku a změnu rychlosti toku krve přes všechny kategorie cév. V kapilárním systému je úroveň krevního tlaku nejnižší, jelikož stěny vlásečnic jsou velmi tenké a jejich průměr je též velmi malý. Větší tlak by mohl kapiláry poškodit.

1.3 Faktory ovlivňující krevní tlak

Krevní tlak je nestabilní fyziologický signál a jeho hodnoty ovlivňuje řada faktorů. Mezi nejzásadnější patří věk. Starší lidé většinou obecně trpí příliš vysokým systolickým tlakem, který je způsobený sníženou pružností cév. Se zvyšujícím se věkem se diastolický tlak příliš nemění, a tak dochází k tzv. pružnickové hypertenzi (izolovaná systolická hypertenze). [5, 6]

Dalším faktem je, že ženy mají obecně nižší tlak než muži. To způsobují ženské hormony. Naopak obezita zvyšuje periferní odpor cév a tím i krevní tlak. Všechny tyto faktory jsou dlouhodobého charakteru. Naopak okamžité zvýšení či snížení krevního tlaku ovlivňují zejména tělesná aktivita a míra stresu. Dále také léky, horečka, krvácení a zevní teplotní rozdíly. [16]

Faktory, které ale ovlivňují všechny jedince, jsou denní doba a roční období. Během dne také dochází ke kolísání krevního tlaku v souvislosti s činností, metabolismem, emočními pocity apod. Za zcela přirozené (fyziologické) je považován výrazný noční pokles krevního tlaku oproti denním průměrům. [16]

1.4 Regulace krevního tlaku

Regulace BP je jedním z nejdůležitějších funkcí těla pro zachování stálosti vnitřního prostředí. Regulace probíhá ve smyslu toho, aby byly akceptovány veškeré nároky na prokrvení jednotlivých orgánů. Regulaci je možno rozdělit ze dvou hledisek, a to podle doby regulace:

- Krátkodobá regulace řádově sekundy až jednotky minut,
- Střednědobá regulace v minutách až hodinách,
- Dlouhodobá regulace řádově v hodinách až dnech,

nebo podle typu regulačního mechanismu:

- Nervová regulace,
- Hormonální regulace,
- Autoregulace průsvitu cév. [5, 6]

Z hlediska využití regulace BP v této práci se dále rešerše bude zabývat pouze krátkodobou nervovou regulací.

1.4.1 Krátkodobá regulace krevního tlaku

Krátkodobá nervová regulace spočívá v řízení autonomním nervovým systémem (ANS – Autonomic nervous system). Ten má dva systémy vůči sobě působící antagonisticky. Prvním systémem je parasymptikus, který snižuje BP i srdeční frek-

venci (HR – Heart rate) a celkově uklidňuje. Mediátorem je pro parasimpatikus acetylcholin. Naopak sympatikus zvyšuje BP i HR a má obecně excitační vliv. Jeho mediátorem je adrenalin a noradrenalin. Je nutné zmínit, že nervová regulace vlivem působení mediátorů je z části také hormonální regulací. Funkci srdce regulují oba systémy ANS, ale distribuci krve v těle a změny periferního odporu z velké části řídí sympatikus. [5, 6]

Baroreflex

Jde o mechanismus zprostředkovaný oběma systémy ANS a baroreceptory k akutní regulaci BP pomocí změn periferního odporu a HR. Baroreceptory jako mechanoreceptory (stretch receptory) jsou přítomny v oblouku aorty (sinus aorticus) a karotidách (sinus caroticus). Jejich stimulem je protažení/povolení cévní stěny při zvýšeném/sníženém BP (zvýšený/snížený objem cévního řečiště). Dojde ke vzniku akčního potenciálu o vyšší/nížší frekvenci. Informace se dostávají prostřednictvím nervus vagus a nervus glossopharyngeus až do centra v prodloužené míše, vyhodnotí se a ANS pak aktivuje parasimpatikus/sympatikus. Oba systémy pak ovlivní sinoatriální uzel (parasimpatikus zpomalí jeho aktivitu, sympatikus zrychlí). Sympatikus pak ještě působí i na cévní systém v periférii (změny periferního odporu). [17, 18, 19]

Příkladem baroreflexe je tzv. ortostatická reakce, která vzniká vlivem gravitace. Jde o krátkodobé snížení BP způsobené změnou polohy těla z leže do stoji. V důsledku tohoto se začne krev hromadit ve venózním řečišti dolní poloviny těla, což vede ke snížení krevního návratu a tím klesá srdeční výdej a BP. Změnu tlaku zachytí baroreceptory, které informují centrum a velmi rychle dochází ke stimulaci sinoatriálního uzlu přes sympatikus a zrychlení HR. Z tohoto důvodu se tlak velmi rychle vyrovná a nedojde ke ztrátě vědomí či jinému poškození organismu. [17, 18, 19]

Reakce baroreflexu funguje i na zvýšení BP opačnou reakcí (klinostatická reakce). Pokud by v cévním systému dlouhodobě přetrvával vyšší BP, nastane tzv. reverzibilní přestavba baroreceptorů, což vede k jejich adaptaci na vyšší BP. [17, 18]

Respirační sinusová arytmie

Tato arytmie je specifická díky tomu, že v průběhu nádechu se HR zrychluje a během výdechu se HR zpomaluje. Výskyt respirační sinusové arytmie je zcela fyziologický oproti jiným arytmiím. Nastává za klidových podmínek a je důkazem dobré regulace HR. Nejvýraznější je u mladých lidí, a to zejména u jedinců s dysbalancí ANS. [19]

Respirační sinusová arytmie se prohlubuje při hlubokém pomalém dýchání. Naopak s rychlejším povrchovým dýcháním se vliv zmenšuje. Vzniká především přenášením impulzů z respiračního do kardiomotorického centra v prodloužené míše a působením baroreflexu. [19]

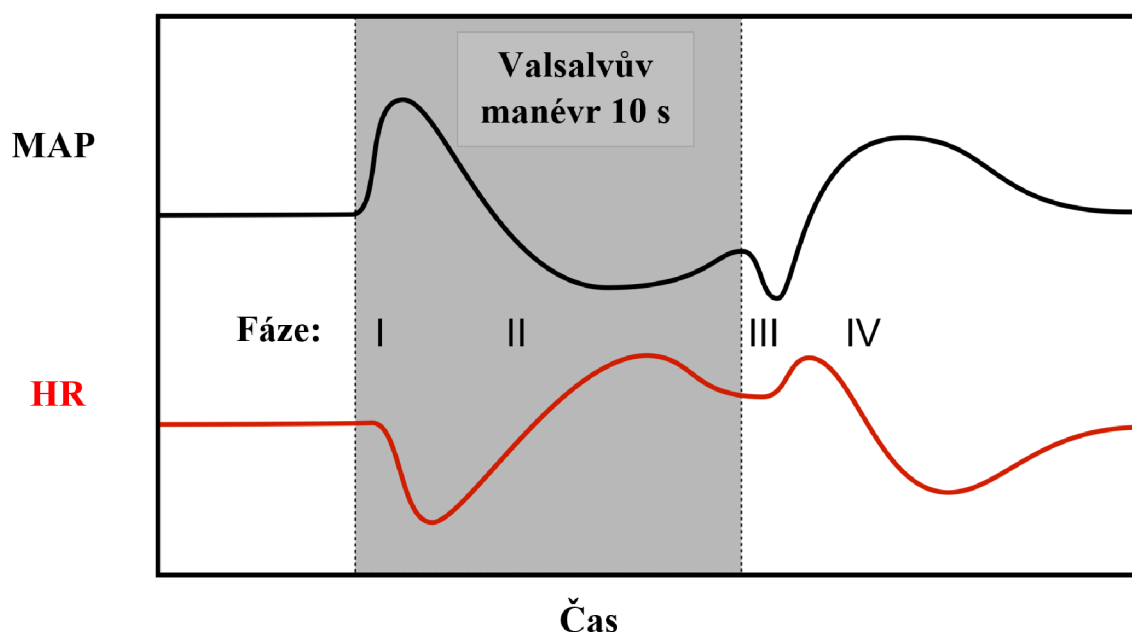
Krátkodobě je možné BP regulovat respirační sinusovou arytmií pomocí pravidelného dýchání. Pokud se dechová frekvence nebude měnit a její spektrum bude obsahovat pouze jednu harmonickou složku, tak se jedinec bude cítit uvolněněji a BP se začne stabilizovat do klidových fyziologických hodnot (viz. tabulka 1.1) s tím, že dechová frekvence mírně ovlivní úroveň BP (bude kolísat s nádechem a výdechem stejně jako HR). Pokud ale bude člověk dýchat chaoticky s různou frekvencí a hloubkou, tak kardiomotorické centrum bude ovlivněno chaotickým dýcháním a nepatrně zvedne hodnoty BP s tím, že úroveň BP bude nabývat náhodných nepatrných výchylek. Tento efekt byl zpozorován při experimentálním měření BP pro tuto práci.

Vazbami mezi sinusovou respirační arytmií, HR a BP se zabývá článek [20]. Práce je z roku 2010 a závěrem nevylučují ovlivnění BP dechovou frekvencí.

Valsalvův manévr

Tato technika slouží ke krátkodobému vyvolání změny nitrohručního tlaku, který ovlivňuje žilní návrat, srdeční výdej, arteriální tlak a srdeční frekvenci. K samotnému provedení Valsalvova manévru je potřeba pouze rtuťový tonometr, který měří tlak vzduchu tlačného proti sloupci tekutiny, na které je úměrná stupnice tlaku. [21]

Na obrázku 1.5 lze vidět úroveň MAP a HR při 10 s držení stlačeného vzduchu proti tonometru na hodnotě 40 *torr*.



Obr. 1.5: Úroveň středního arteriálního tlaku a tepové frekvence po dobu Valsalvova manévru 10 s. Převzato z [22].

Zpočátku manévru roste nitrohruční tlak v důsledku stlačení hrudních orgánů hrudním košem. Tento zvýšený vnější tlak na srdce a hrudní krevní cévy stlačuje cévy

a srdeční komory snížením transmurálního tlaku přes jejich stěny. Venózní komprese a velké zvýšení tlaku v pravé síni brání žilnímu návratu do hrudníku. Tento snížený venózní návrat spolu s kompresí srdečních komor snižuje plnění srdce. Snížené plnění vede k poklesu srdečního výdeje tzv. Frank-Starlingovým mechanismem. Současná komprese hrudní aorty na chvíli zvyšuje MAP (**Fáze I**). Po několika sekundách začne MAP klesat (**Fáze II**), protože poklesne srdeční výdej. Změny HR jsou vzájemné se změnami MAP v důsledku činnosti baroreflexu. Během **Fáze I** se HR snižuje, protože MAP je zvýšený. Naopak během **Fáze II** se HR zvyšuje s poklesem MAP. Když měřená osoba začne znovu normálně dýchat, MAP se krátce sníží z důvodu odstranění vnější komprese na aortě a HR se krátce reflexně zvýší (**Fáze III**). Poté následuje zvýšení MAP s reflexním poklesem HR. Na závěr se srdeční výdej náhle zvýší v reakci na rychlé zvýšení srdeční náplně (**Fáze IV**). MAP stoupá nad normální úroveň kvůli baroreflexu, který sympatikem zvyšuje periferní odpor cév. [21, 22]

K podobným změnám krevního tlaku a tepové frekvence vlivem změny nitrohrudního tlaku dochází např. při silném stažení hrudních a břišních svalů. K tomu může dojít, když se člověk namáhá při vyprazdňování střev. Podobné změny mohou také nastat, když člověk zvedne těžké břemeno a zadrží dech. [21, 22]

2 Standardní snímání krevního tlaku

Stanovení krevního tlaku je jedním ze základních vyšetření v medicíně. Jedno z prvních měření, které bylo provedeno se datuje do roku 1628, kdy americký lékař pan Harvey použil invazivní metodu. Na tuhle práci navázali další vědci z oblasti medicíny až k vývoji sphygmografu roku 1878, který vedl ke zdokonalování neinvazivních metod. [12]

Metody měření krevního tlaku lze rozdělit z více hledisek, a to podle místa měření na těle, míry zásahu do oběhového systému a např. použití manžety. Základním dělením dle zásahu do lidského těla jsou přímé (zpravidla invazivní) a nepřímé (neinvazivní) metody. Měřit krevní tlak nepřímou metodou lze pouze na přístupných místech krevního řečiště, tedy na horních končetinách (nejčastěji paži), stehnu, předloktí, ale i na prstu. Kdežto místo pro snímání invazivní metodou je přímo cévní systém. Zavedení snímače do krevního řečiště se provádí punkcí arterie nebo vény. [12]

Většina neinvazivních technik využívá nafukovací manžety, na které jsou kladeny speciální požadavky. Pro dospělého člověka má mít manžeta přibližnou šířku 13 cm. Šířka manžety má vliv na přesnost měřených hodnot tlaku. Např. auskultační metoda vykazuje přesnost s odchylkou $\pm 5 \text{ mmHg}$ v závislosti hlavně na šíři manžety a hluku okolního prostředí. [12, 23]

V dalších podkapitolách jsou stručně popsány jak standardní metody měření krevního tlaku, tak i novější invazivní přístupy.

2.1 Nepřímé metody

Palpační metoda

Jedná se pouze o stanovení, zda má měřená osoba vůbec nějaký tlak a orientační zjištění systolického tlaku. K měření je potřeba pouze nafukovací manžeta s tonometrem. Konkrétně je postup následující:

1. Nasazení manžety na horní část paže.
2. Přiložení prstů na vřetenní tepnu zápěstí téže ruky.
3. Nafouknutím manžety pomocí balónku se zvýší tlak v manžetě až nad hodnotu systolického tlaku a to zastaví průtok krve do části ruky pod manžetou. Hodnoty tlaku v manžetě lze pozorovat na rtuťovém sloupci tonometru.
4. Postupné upouštění vzduchu z nafouknuté manžety vyvolá při hodnotě systolického tlaku pulzační vlnu, kterou lze cítit na prstech přiložených na zápěstí. Hodnotu systolického tlaku lze odečíst z tonometru.

5. Manžeta se zcela vyfoukne a pro určení přesnější hodnoty systolického tlaku se měření provede ještě jednou. Výsledná hodnota tlaku je pak průměrem dvou naměřených hodnot. [12]

Nevýhodou této metody je nemožnost určit diastolický tlak a tím zjistit kompletní parametry krevního tlaku.

Auskultační metoda

Metoda je založena na podobném principu jako je palpační přístup, jen se zde využívá sfygmomanometru, který je tvořen manžetou nafukovanou balonkem, tonometrem a fonendoskopem. Jako tonometr se používal obvykle rtuťový manometr, ale v dnešní době se nahrazuje digitální stupnicí. Postup měření je následující:

1. Nasazení manžety na horní část paže.
2. Fonendoskop se umístí pod manžetu na brachiální arterii.
3. Nafukování manžety pomocí balónku se zvýší tlak v manžetě až nad hodnotu systolického tlaku a to zastaví průtok krve do části ruky pod manžetou. Hodnoty tlaku v manžetě lze pozorovat na rtuťovém sloupci tonometru.
4. Pozvolným upouštěním vzduchu z manžety v ní začíná klesat tlak. Pokles by měl být plynulý zhruba 1–2 *mmHg* za sekundu.
5. Postup odečítání hodnot krevního tlaku se skládá z 5 fází:
 - Jakmile se tlak v manžetě přiblíží systolickému tlaku, obnoví se průtok krve, která pod přepážkou proudí turbulentně. Díky turbulentnímu proudění vznikají zvukové fenomény tzv. Korotkovovy ozvy, jejichž opakovací frekvence koreluje s tepovou frekvencí. V momentě poslechu první ozvy fonendoskopem je na tlakové stupnici hodnota systolického tlaku.
 - Zvuky postupně nabývají charakteru šelestu.
 - Šelest postupně přechází v jasně rozeznatelné údery.
 - Zvuk úderů se náhle tlumí a slábne.
 - V okamžiku vymizení zvuků je na tlakové stupnici hodnota diastolického tlaku. To odpovídá obnově laminárního proudění krve.

Chyba při měření nastává přítomností hluku v okolí, kdy měřitel tlaku poslouchá tok krve v arterii. Celé měření se v současnosti provádí pomocí automatických měřičů tlaku krve, které místo fonendoskopu využívají mikrofon. [12, 24]

Oscilometrická metoda

Princip této metody spočívá v tom, že na manžetu vypouštěnou pod úroveň SBP se přenáší vibrace arteriální stěny tak, jak krev proudí turbulentně uvnitř deformované arterie. Vibrace v manžetě jsou detekovány snímačem. Postup je popsán těmito body:

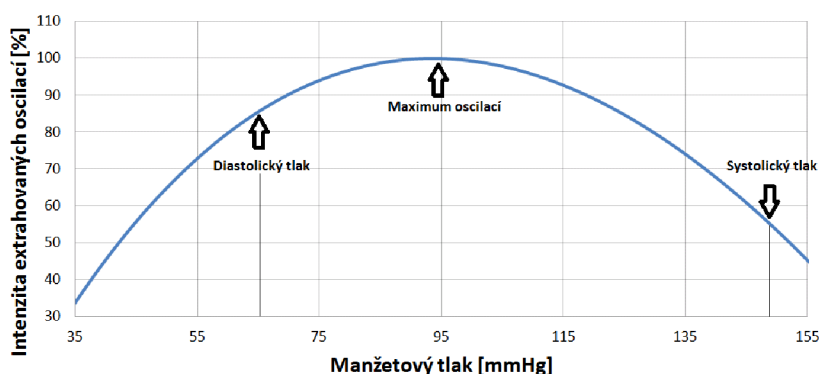
1. Manžeta se umístí na paži do úrovně výšky srdce a nafoukne se nad hodnotu systolického tlaku krve.
2. Pomalu se začne vypouštět o 2 mmHg za sekundu.
3. Při obnově toku krve v končetině nastane turbulentní proudění krve, tím vznikají oscilace, které se postupně zvyšují až na určitou maximální výchylku a po dalším upouštění vzduchu z manžety se začnou oscilace snižovat až vymizí.
4. Pro výpočet SBP a DBP je nutné znát hodnotu manžetového tlaku při maximální intenzitě oscilací, která odpovídá přibližně hodnotě MAP. Pomocí následujících vzorců 2.1 a 2.2 je možné spočítat zmíněné dvě hodnoty tlaků. [10, 12]

$$SBP_{oscilometrický} = 0,55 \cdot I_{max} \quad , \quad (2.1)$$

$$DBP_{oscilometrický} = 0,85 \cdot I_{max} \quad , \quad (2.2)$$

kde $SBP_{oscilometrický}$ a $DBP_{oscilometrický}$ označují systolický a diastolický krevní tlak odečtený z obálky oscilačního signálu manžety během jednoho oscilometrického měření. Hodnota I_{max} vyjadřuje maximální intenzitu extrahovaných oscilací. Hodnoty tlaku jsou uvedené v mmHg .

Na obrázku 2.1 je znázorněna závislost intenzity oscilací způsobené turbulentním prouděním krve pod přepážkou na tlaku, který je aktuálně v manžetě.



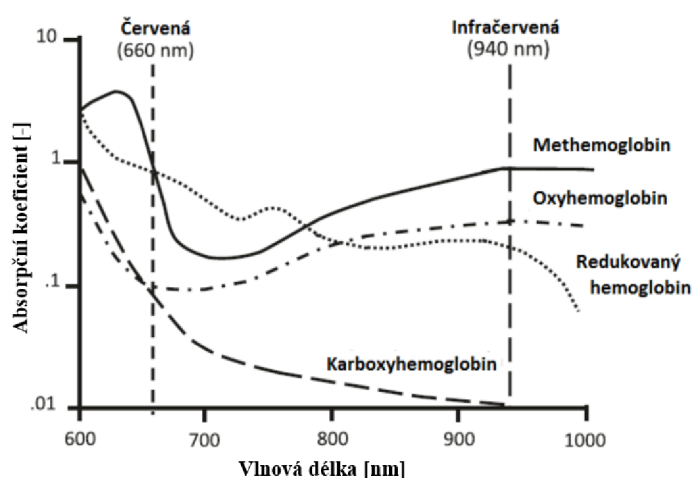
Obr. 2.1: Obálka oscilačního signálu manžety s naznačeným odečtem hodnot systolického a diastolického tlaku. [25]

Největší výhodou je nezávislost na okolním hluku, jelikož není snímán zvuk. Nevýhoda spočívá ve vysoké citlivosti na pohyb při měření. Z tohoto důvodu je měření zatížené chybou způsobenou napětím svalů při pohybu, které vyvolá objemové změny v manžetě. Přesnost také souvisí se zvolenými konstantami ve vzorcích pro výpočet systolického a diastolického tlaku. Metoda je často využívána v domácích tonometrech a u lékařů na orientační přeměření krevního tlaku. [10, 12]

Peňázova fotopletysmografická metoda

Jedná se o metodu, jejíž největší výhodou je možnost kontinuálního měření krevního tlaku řádově i ve dnech bez použití invazivních technik. Je pojmenována po českém vědci prof. Janu Peňázovi, který byl jejím objevitelem a je patentovaná jako český vynález. Metoda je založena na spojitém nepřímém měření fotopletysmografického signálu bez nutnosti manžety na paži. [12, 26]

Snímání se provádí z prstu, kdy je na něj nasazena manžetka s (LED – Light–Emitting diode) a detektorem. Zde se používá světlo podobné vlnové délky jako u oxymetrie, a to v infračervené (IR – Infrared) oblasti spektra okolo 940 nm . Důvod volby této vlnové délky je ten, že absorpce světla kolem hodnoty 940 nm již není závislá na nasycení krve kyslíkem. To lze sledovat na obrázku 2.2, kde jsou znázorněny absorpce světla určité vlnové délky pro různé formy hemoglobinu obsažené v krvi.



Obr. 2.2: Závislost absorpčního koeficientu na vlnové délce pro oxyhemoglobin, karboxyhemoglobin, methemoglobin a redukovaný hemoglobin. Převzato z [27].

Princip metody spočívá v tom, že LED svítí na prst, kde část světla projde skrz prst a je detekována na druhé straně manžety detektorem. Množství světla absorbované tkání je proporcionální k objemu tkáně, kterým světlo prochází. Během srdečního cyklu se objem krve mění rytmicky. Pro zachování konstantního množství absorbovaného světla a konstantního objemu krve v prstu je důležité měnit tlak

v manžetce. To je provedeno zpětnovazebním regulačním systémem. Podmínkou pro stanovení systolického a diastolického krevního tlaku je, že pokud se na arterii neobjevují objemové pulzace, je měřený tlak z prstu považován za arteriální tlak. Poté maximální tlak a minimální tlak v manžetce po podobném přepočtu jako u oscilometrické metody odpovídají měřeným tlakům. [12, 26]

Na obrázku 2.3 je fotografie z doby, kdy prof. Jan Peňáz demonstroval novou metodu měření krevního tlaku pomocí oscilací fotopletysmografického signálu.



Obr. 2.3: Snímek prof. MUDr. Jana Peňáze, CSc. při demonstraci měření krevního tlaku pomocí fotopletysmografické metody. [28]

Největší výhodou této metody je to, že není potřeba velké nafukovací manžety na paži, ale postačí malá manžetka na prst. Tím odpadají některé chyby měření, které vycházely z manipulace s manžetou a jejím správném umístění na paži. [12, 26]

Další neinvazivní manžetové metody, které se využívají méně v medicíně k měření krevního tlaku jsou metody založené na impedanční reografii, infrazvuku a doplerovském jevu. [29]

2.2 Přímé metody

U přímého snímání krevního tlaku jde o invazivní spojitě bezmanžetové měření, které se nejčastěji využívá na nemocničních odděleních jednotky intenzivní péče JIP z důvodů toho, že pacient se nehýbe a nemůže tak narušit měření a dále z monitorování krevního tlaku po 24 hodin denně. Doba měření je však omezena možností infekce v místě punkce. [12]

Obecně se tyto metody začínají provádět katetrizací vény nebo arterie, kdy je samotný snímač umístěn vně pacientova krevního řečiště. Obvykle se měření provádí v perifériích, ale je možnost měřit krevní tlak spojitě i z centrálních cévních systémů. [12, 30]

Katétry pro monitorování periferního krevního tlaku jsou vyrobeny z teflonu a jejich délka je 3 až 13 *cm*. Pro sledování centrálního krevního tlaku dosahují katétry 30 až 100 *cm* a většinou mají i více senzorů jako je např. oxymetr a termistor. Samotné snímače pak mohou být rozděleny na základě přenosu tlaku, a to na indukční, kapacitní, optické, odporové a piezoelektrické. [12, 30]

Katetrizační metoda s katétre vyplněným kapalinou

Katétr se zavádí na místo měření a je zcela vyplněn fyziologickým roztokem. Snímač je umístěn na konci katétru uvnitř cévního řečiště. U tohoto měření musí být respektovány 2 hlavní požadavky a to že katétr nesmí být dlouhodobě vyplněn krví a systém musí být uspořádán tak, aby se do krevního oběhu nedostala vzduchová bublina. [12]

Z hlediska přenosu tlakových změn tvoří katétr vyplněný tekutinou spolu se snímačem přenosový systém, jehož horní mezní kmitočet je omezený délkou katétru, průměrem katétru, tuhostí stěn katétru a objemovými změnami měřicí komůrky při změnách krevního tlaku. Předpokladem je také, že tekutina uvnitř katétru je nestlačitelná a stěny katétru se vlivem tlaku nedeformují. Jediným místem systému, kde dochází k objemovým změnám je komůrka snímače. Tam dochází působením tlaku k pohybu membrány snímače. [12]

Při zvýšení tlaku se krev začne tlačit do ústí katétru a vlivem objemových změn v komůrce snímače dochází k pohybu sloupce kapalin uvnitř katétru směrem ke snímači. Naopak při snížení tlaku se kapalina pohybuje v opačném směru. Sloupec kapaliny uvnitř katétru má určitou hmotnost, která se projeví setrvačností systému. Při pohybu kapaliny také dochází ke tření o stěna katétru. [12]

Hodnoty tlaku mohou být nepřesné z důvodu časového zpoždění pulzové vlny v hydrodynamickém vedení. Výhodou je jejich použitelnost při vyšetření srdce. [12]

Katetrizační metoda se snímačem na hrotu katétru

Jde o nejpřesnější přímou katetrizační metodu měření krevního tlaku. Z pohledu složitosti provedení je jednodušší než předchozí technika, protože není potřeba fyziologické tekutiny k měření. [12]

Snímač tlaku neboli tenzometr je umístěn na hrot katétru, pomocí kterého je zaveden na místo snímání, takže katétr slouží pouze k zavedení snímače a jeho kontaktů. Na měření se tedy nepodílejí mechanické vlastnosti katétru a tím je zaručena

větší mezní frekvence pro snímaný signál. Krevní tlak se snímá pomocí snímače umístěného na špičce katétru. Musí být velmi citlivý na malé tlakové změny. Nevýhodou jsou velké nároky na geometrické rozměry snímačů, ale naopak je metoda velmi přesná. Při použití kapacitního snímače se přesnost pohybuje okolo 1 *mmHg*. [12]

Perkutánní metoda

Tato metoda není tak často v běžné klinické medicíně využívána. Jedná se o snímač tlaku krve, který je umístěn na povrchu těla a s krevním řečištěm pacienta je spojen pouze tenkou jehlou. [12]

Implantační technologie

Nové technologie využívané převážně pouze ve výzkumu. Snímač je implantován na vhodné místo do těla a přenos údajů je zajištěn telemetricky. V této technice snímání tlaku krve je velký potenciál telemetrického měření do budoucna. [12]

V dnešní době se vývoj a výzkum těchto senzorů zaměřuje zejména na zvýšení biokompatibility senzoru, zmenšování velikosti senzoru a prodloužení jeho životnosti v krevním řečišti. [31]

3 Inovativní bezmanžetové snímání krevního tlaku

V posledních letech je snaha vyvíjet nové metody měření krevního tlaku, a to především neinvazivní zařízení s co nejmenšími rozměry. Důraz je také kladen na možnost měření bez manžety a na místo měření. Moderní zařízení na měření krevního tlaku by také mělo být přenosné a jeho odhad by měl být přesný i při největším pohybovém artefaktu.

Přesnost těchto inovativních bezmanžetových zařízení k měření krevního tlaku s označením validního zařízení musí splňovat kritéria normy ISO (International organization for standardization). Ve světě existuje spousta standardů, které jsou schvalovány a platí pro zdravotnická zařízení v nejčastěji pouze v zemi či kontinentu, kde byly vydány. Mezi nejčastěji využívané normy patří evropská podle ESH/ESC, britská podle British Hypertension Society (BHS) a americká podle Advancement of Medical Instrumentation (AAMI). Tyto normy a další standardy jsou uvedeny a popsány více v článku [32].

Techniky, které jsou popsány v této kapitole prozatím neumožňují své uplatnění v klinické praxi. Jedná se pouze o metody využívané k orientačnímu měření krevního tlaku (např. chytré hodinky) nebo na výzkumné účely.

V podkapitole 3.1 jsou zprvu popsány biologické signály, které se nejčastěji používají k odhadu krevního tlaku. Dále jsou detailně rozebrány dva nejčastější přístupy pro vývoj algoritmů (podkapitola 3.2). Jedná se o matematické modely a o modely strojového učení pro přesný odhad krevního tlaku. Na závěr této kapitoly (podkapitola 3.3 až 3.6) jsou představeny konkrétní práce, které využívají inovativních přístupů k bezmanžetového snímání krevního tlaku.

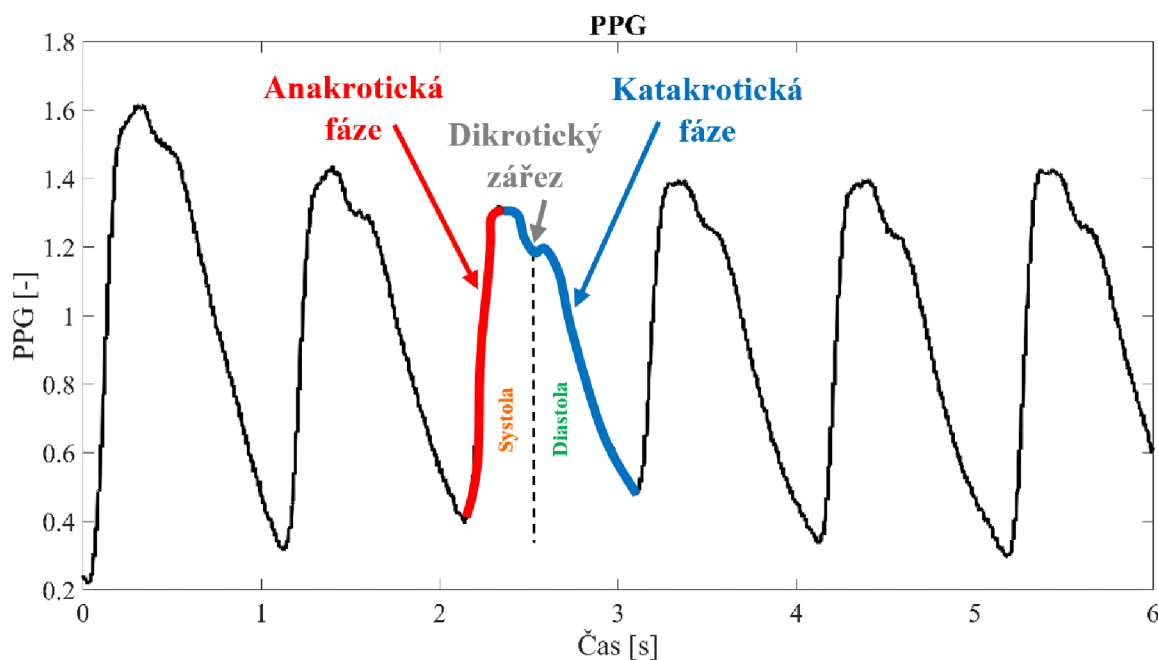
3.1 Biologické signály využívané k odhadu krevního tlaku

Fotopletysmografie

PPG vzniká snímáním změny objemu tkáně určité části těla (např. prst) v důsledku změny objemu krve, která danou částí tkáně protéká. Je to velmi důležitý biologický signál k odhadu či výpočtu řady jiných fyziologických parametrů. Mezi ně např. patří tepová frekvence. Největší výhodou senzorů pro snímání PPG je jejich malá velikost. Další výhodou je místo snímání, které se volí v místech s dobře vaskulárně prorostlou tkání, což umožňuje snímat PPG na více místech na těle. [33, 34]

Nejčastěji se PPG získává pomocí mobilního telefonu videozáznamem z prstu. Alternativní snímání je videozáznam obličeje na dobře osvětleném místě.

Typický průběh PPG signálu v čase představuje změnu objemu měřené části arteriálního řečiště v čase. Celkový tvar PPG vlny může připomínat křivku krevního tlaku. Na obrázku 3.1 je znázorněna část PPG signálu, kde je vidět na každé pulzní vlně vzestupná hrana, velký vrchol, sestupná hrana, dikrotický zářez a malý vrchol.



Obr. 3.1: Příklad signálu PPG měřeného z prstu s vyznačenou anakrotickou a dikrotickou fází.

Obecně se pulzní vlna PPG skládá ze dvou částí a to anakrotické a katakrotické části. Anakrotická část PPG vlny je v signálu znázorněna jako náhlý vzestup, který odráží srdeční systolu. Naopak katakrotická část PPG pulzní vlny je pomalu klesající úsek signálu, který zachycuje aktivitu cévní stěny po přechodu pulzní vlny. Tato část

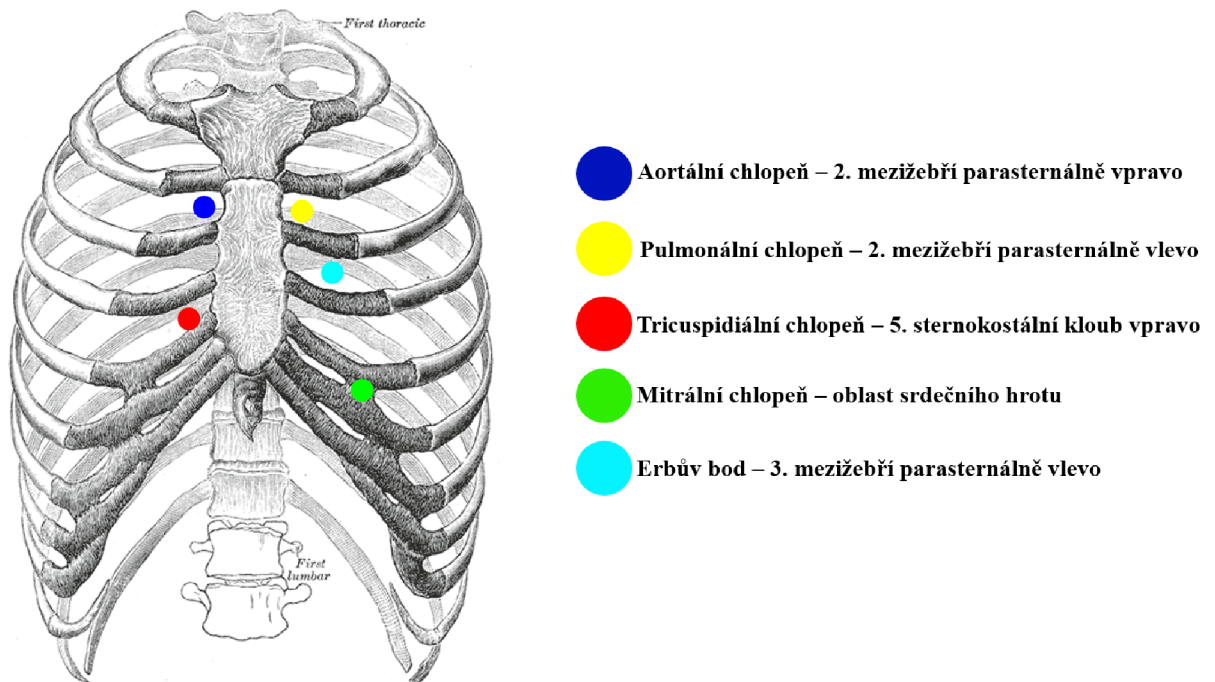
je přerušena dikrotickým zářezem, který je již popsán v kapitole 1.1 a rozděluje PPG pulzní vlnu na systolickou a diastolickou část. [33, 35]

Pro uvedení vztahu PPG k BP tak becně platí, že mezi amplitudou arteriální pulzace PPG a amplitudou pulzace krevního tlaku není přímý vztah. [35, 36]

Fonokardiografie

Jedná se o běžně měřený signál v klinické kardiologii, který většinou slouží k analýze uzavírání chlopní a vzniku šelestů. Snímač zaznamenává vibrace způsobené mechanickou aktivitou srdce a chlopní. Záznamovým zařízením bývá mikrofon, který se pacientovi přikládá na hrudník. Místo snímání PCG pomocí chytrého telefonu hraje důležitou roli v kvalitě signálu. Proto je pro tento konkrétní účel vhodné mikrofon umístit pod levé prso blízko sternu do okolí oblasti mitrální chlopně. [37, 38, 39]

Na obrázku 3.2 jsou znázorněny oblasti na hrudi, z kterých se obvykle při vyšetření srdce monitoruje PCG. [39]

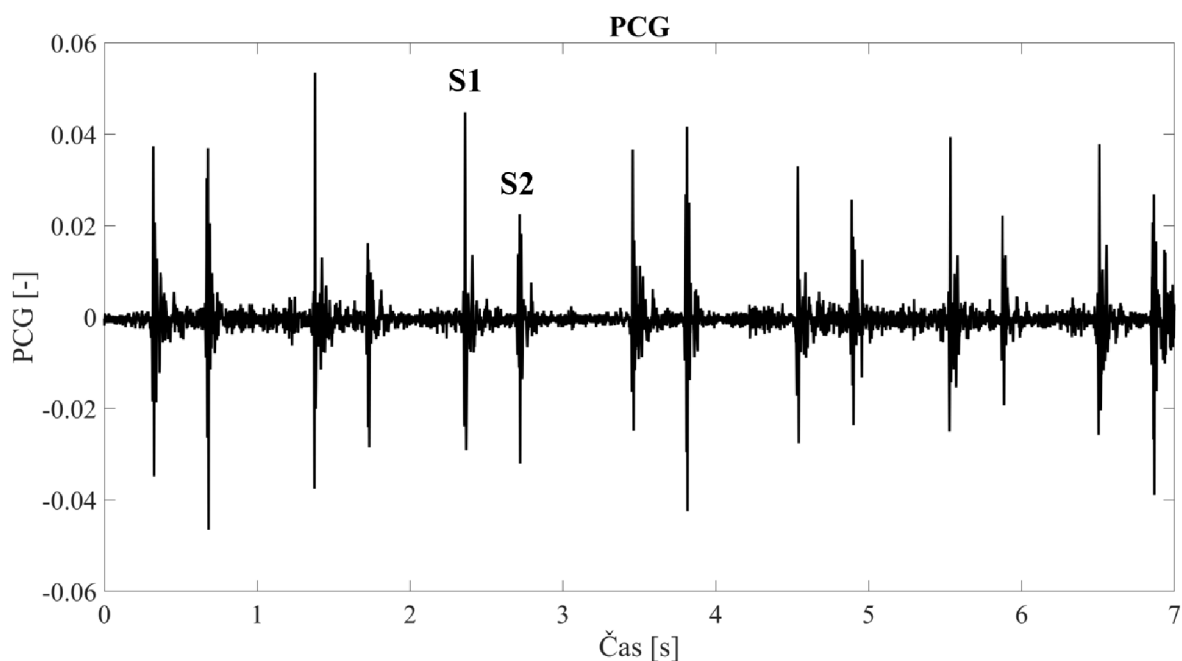


Obr. 3.2: Oblasti na hrudi při kardiologické monitoraci PCG fonendoskopem.
Převzato z [39].

Snímané fonokardiografické audiozáznamy z těchto odlišných oblastí odrážejí chování vždy nejbližších chlopní, a proto srdeční ozvy S1 a S2 mohou být v signálu vždy s odlišnou amplitudou.

Na obrázku 3.3 je znázorněn časový úsek fonokardiografického signálu snímaného externím mikrofonem chytrého telefonu z oblasti mezi mitrální chlopní a erbovým

bodem. V záznamu jsou označené typické srdeční ozvy S1 a S2.



Obr. 3.3: Příklad signálu PCG měřeného mikrofonom z hrudi.

Signál PCG se skládá ze dvou srdečních ozev, které se projeví jako oscilační záchvěv s vyšší výchylkou. Označují se jako S1 systolická ozva a S2 diastolická ozva, přičemž S1 se skládá z dalších čtyř částí a to kontrakce komor, uzavření cípátých chlopní, otevření poloměsíčitých chlopní a turbulentní proudění v aortě. Za to S2 je jednodušší a skládá se ze dvou složek. Oscilační výchylka S2 je způsobena uzavřením poloměsíčitých chlopní. Někdy se také uvádí třetí protodiastolická ozva a čtvrtá presystolická ozva. [37, 38]

Bioimpedance

Pojem impedance je definován jako elektrický odpor snímáný komplexně po přiložení elektrického napětí. Bioimpedance se nejčastěji měří na části lidského těla pomocí čtyř elektrod. Dvě jsou stimulační a dvě jsou snímací. Stimulačními elektrodami se pouští slabý střídavý proud (AC – Alternating current), který vyvolává v měřené části těla rozdíl potenciálů a ten se snímá pomocí napěťového páru elektrod. [40, 41]

Bioimpednční signál lze rozdělit na dvě složky. Tou první je statická složka, která se v čase mění pomaleji a to převážně díky vlivu dýchání (nízké frekvence 0–0,6 Hz). Druhá dynamická složka je reprezentována pulzací krve (vyšší frekvence 0,6–15 Hz). Pokud se krev tlakem dostane až do měřené části těla (zápěstí), zvýší se v daném místě vodivost, to má za následek snížení hodnoty dynamické složky bioimpedance.

Této amplitudové modulace bioimpedančního signálu se využívá k odhadu krevního tlaku v práci [40].

Dále se tato technika využívá k analýze složení lidského těla. Analýza bioimpedančního signálu z celého těla člověka umožňuje stanovit procentuální zastoupení svalů, tuků a např. vody v těle, a to individuálně pro konkrétní osobu. Většinou je zařízením pro snímání váha s externími elektrodami, které se umísťují na různá místa po těle. Na základě této individuální analýzy se často vytváří dietologické jídelníčky a plány cvičení přímo na míru pro pacienta. [40, 41]

3.2 Algoritmy pro odhad krevního tlaku

Pro přesný odhad krevního tlaku je potřeba spolehlivý a vhodný algoritmus, který z vyextrahovaných příznaků biologických signálů dokáže co nejpřesněji popsat úroveň krevního tlaku.

Algoritmy je možné rozdělit do dvou kategorií:

- Metody odhadu založené na kombinaci parametrů z více biologických signálů a definici přesné matematické funkce pro vyjádření systolického a diastolického tlaku krve.
- Metody založené na parametrech jednoho či více biologických signálů, které využívají strojového učení jak k redukcí či selekci příznaků, tak k samotnému učení neuronové sítě.

3.2.1 Metody s matematickou definicí

Jedním s nejčastěji se objevujícími algoritmy pro určení krevního tlaku v odborných článcích je doba přenosu objemu krve, ke které je potřeba snímat konkrétní biologický signál na dvou místech zároveň např. PPG a EKG. Zařízení je tedy přenosné, ale vzniká komplikace s dvěma místy měření biologických signálů.

Doba přenosu objemu krve je konkrétní čas, za který krev urazí rychlostí šíření pulzní vlny (PWV – Pulse wave velocity) známou délku úseku v arteriálním řečišti. PWV je charakteristickým parametrem pro hodnocení tuhosti arterií a je přímo úměrná tlaku krve. Pokud dojde ke snížení tuhosti cévy např. vlivem nemoci či stresu, sníží se krevní tlak v arterii a čas přenosu objemu krve se začne prodlužovat. Toho se dá využít k přesnému odhadu krevního tlaku. [42]

V posledních letech je nejčastěji využíváno tří spolehlivých metod, které jsou často mylně zaměňovány mezi sebou, ale jejich fyziologická interpretace je odlišná. Jde o metody:

- Doba přenosu pulzu (PTT – Pulse transit time)
- Čas příchodu pulzu (PAT – Pulse arrival time)

- Cévní doba přenosu (VTT – Vascular transit time)

Tyto přístupy k měření času, za kterou urazí určitý objem krve konkrétní vzdálenost se odlišují místem snímání a biologickým signálem, ze kterého se detekuje čas. Obecně je to matematicky interpretováno jako rozdíl dvou časů viz vzorec 3.1

$$T = t_2 - t_1 \quad (3.1)$$

Pro stanovení přesného T je velmi důležitá synchronizace mezi porovnávanými signály. Pokud nastane i malá časová asynchronie mezi signály, znamená to pro zdravého jedince stanovení vysokého nebo nízkého tlaku.

Doba přenosu pulzu

Hodnota PTT je vyjádřena dobou, kterou tlaková vlna krve potřebuje k cestě mezi dvěma arteriálními místy. Existují dva přístupy jak na tento parametr nahlížet.

V prvním přístupu se využívá dvou PPG signálů, které se však měří na jiném místě. Nejčastějšími místy pro měření PPG jsou uši nebo prsty na ruce či na noze. Odečet PTT z obou signálů PPG je interpretován v každém odborném článku lehce rozdílně. V některých člancích jako např. v [43] se pracuje s odečtem mezi vrcholy a náběžnými nebo sestupnými hranami a v jiných člancích se odečítá čas pouze mezi vrcholy. Podle článku [43] dokonce inverzní hodnota PTT přímo koreluje s hodnotou systolického tlaku. [33, 43, 44]

V tom druhém přístupu se pracuje podobně jako u doby příchodu pulzu s EKG a PPG signálem. Čas je odečítán u EKG na pozici R vlny a je označen jako t_1 . Kdežto t_2 je čas v polovině náběžné hrany PPG signálu. Hodnota času v náběžné hraně PPG signálu je odečtena v hodnotě $PPG(t_2)$ podle vzorce 3.2.

$$PPG(t_2) = \frac{PPG_{max} - PPG_{min}}{2} \quad , \quad (3.2)$$

kde PPG_{max} je hodnota vrcholu fotopletysmografické křivky a PPG_{min} je hodnota minima fotopletysmografické křivky. Pokud se odečtené časy dosadí do obecné rovnice 3.1, výsledkem bude parametr PTT. [45, 46]

Tento přístup odečítání PTT je ilustrován na obrázku 3.4 v části **b)**, kde odečítaný časový úsek je mezi R vlnou v EKG záznamu a polovinou anakrotické části PPG signálu.

Hodnoty systolického a diastolického tlaku jsou pak dopočítány pomocí aritmetických úprav hodnoty PTT. Často se využívá pro odhad krevního tlaku v kombinaci s PAT viz. další metoda. [43]

Čas příchodu pulzu

Pro výpočet času příchodu pulzu PAT se používá čas, za který doputuje pulzní vlna od srdce (levá komora) do konkrétního místa na těle. Pro stanovení okamžiku systoly komor se v běžné klinické praxi využívá EKG. Čas se odečítá na pozici R vlny a tento bod je označen jako t_1 . V cílovém místě je měřen signál PPG. Systolickému pulzu odpovídá největší objem krve a tudíž maximum vlny v signálu PPG. Tento bod je označen jako t_2 . Rozdíl času mezi okamžiky těchto bodů odpovídá PAT viz. vzorec 3.1. [43]

K výpočtu systolického a diastolického tlaku se používá mnoho různých matematických formulací. Mezi ně patří např. různé aritmetické úpravy PAT a PTT, přičítání a dělení konstantami a také kombinace s hodnotou tepové frekvence. Konkrétní příklady matematických formulí jsou uvedeny v článku [43] na stranách 7 a 8 v tabulce 1. Jedná se spíše o experimentální kombinace, které nejsou založeny na žádných předchozích analýzách. Ale i tak si práce [43] obhájí svoje dosažené výsledky.

Celkově tato metoda a obecně odhad krevního tlaku pomocí PPG a EKG signálu trpí zásadními nedostatky:

- Monitorování signálů EKG vyžaduje snímání na hrudníku, které v kombinaci se snímačem PPG nelze integrovat do jednoho malého nositelného zařízení.
- Chyba při odhadu krevního tlaku nastává v často špatně interpretované PTT. Pokud se bude PTT měřit na základě EKG a jeho R vlny, zahrnuje časový interval od začátku komorové depolarizace (R vlna) do okamžiku otevření aortální chlopně tzv. preejekční periodu (PEP – Preejection period). Matematicky lze dobu příchodu pulzu vyjádřit jako součet PTT a PEP dle vzorce 3.3. [44]

$$PAT[s] = PTT + PEP \quad , \quad (3.3)$$

kde hodnoty PTT a PEP jsou uvedené v sekundách. Preejekční perioda však výrazně nekoreluje s tlakem krve a její interpretace a měření bývá složité. Tento časový úsek je závislý především na aktuálním stresu, věku, fyzické aktivitě a dokonce i psychickém rozpoložení. Navíc v případě pacientů s kardiovaskulárními poruchami se PEP stává ještě výraznějším a vytváří zdroj chyb pro odhad tlaku krve. [43]

Ilustrace odečítání PAT je znázorněna na obrázku 3.4 v části **a**). Tento časový interval je zde odečítán mezi R vlnou EKG záznamu a vrcholem následujícího PPG

signálu. Přestože je PEP součástí QRS komplexu EKG, většinou se definuje jako odečet časových intervalů PAT a PTT jak vychází ze vzorce 3.3.

Cévní doba přenosu

Pro VTT je definice velmi podobná PAT, s tím rozdílem, že se jedná o čas, který krev od vypuzení z levé komory potřebuje k cestě do konkrétního místa na těle, a to na jeden úder srdce. Měření se provádí jako současný záznam PCG mikrofonem na hrudi a PPG senzorem většinou přiloženým na dolní části horní končetiny. Do obecného vzorce 3.1 je poté dosazen čas t_2 jako čas při maximální hodnotě vrcholu PPG a čas t_1 , který je odečten v bodě S1 signálu PCG. [38, 47, 48, 49]

Na základě článků [47] a [49] se hodnoty systolického a diastolického krevního tlaku odvodí podle matematických definic uvedených v dalších odstavcích. Pro výpočet krevních tlaků se využívá pak samotné hodnoty VTT.

Systolický tlak krve je přímo úměrný VTT a je stanoven podle vzorce 3.4

$$STK[mmHg] = k_1 \cdot VTT + k_2 \quad , \quad (3.4)$$

kde konstanta k_2 má hodnotu +214 a konstanta k_1 má hodnotu -0,425. Konstanty byly odvozeny z regresní analýzy podle lineární závislosti. Konkrétně je konstanta k_2 hodnotou průsečíku lineární závislosti s osou y a k_1 je směrnici přímky lineární regrese. Věrohodnost těchto konstant by měla být dokázána podle článku [47] na více než 500 měření.

Pro diastolický krevní tlak již tak jednoduchý výpočet neexistuje. Odhad je stanoven podle doby trvání vypuzovací fáze. K výpočtu je zapotřebí dopočítat hodnotu pulzního tlaku, a to pomocí systolického objemu (SV – Stroke Volume), ejekční doby (ET – Ejection time), HR a plochy povrchu těla (BSA – Body surface area). Konečnou soustavu rovnic, která vede k výpočtu hodnoty pulzního tlaku krve lze poté vyjádřit jako:

- **Výpočet ejekční doby**

$$ET[s] = t_{S2} - t_{S1} \quad , \quad (3.5)$$

kde výchylka $S1$ je způsobena otevřením aortální chlopně a výchylka $S2$ vzniká při uzavření aortální chlopně. Hodnota ET je pak definována jako čas ejekce

krve z levé komory začínající t_{S1} a končící t_{S2} . Pro získání časových hodnot výchylek S1 a S2 je nutná detekce prvních dvou srdečních ozev v signálu PCG. [49]

- **Výpočet tepové frekvence**

$$HR[tep/min] = \frac{n \cdot 60}{\Delta t} \quad , \quad (3.6)$$

kde n je počet detekovaných pulzů v určitém časovém intervalu Δt .

- **Výpočet plochy povrchu těla**

$$BSA[m^2] = 0,007184 \cdot hmotnost^{0,0425} \cdot výška^{0,725} \quad , \quad (3.7)$$

kde *hmotnost* je uvedena v *kg* a *výška* je stanovena v *cm*. Tyto parametry patří k informacím o měřeném subjektu.

- **Výpočet systolického objemu**

$$SV[ml] = -6,6 + 0,25 \cdot (ET - 35) - 0,62 \cdot HR + 40,4 \cdot BSA - 0,51 \cdot věk \quad , \quad (3.8)$$

kde *věk* je také informací o měřeném subjektu a ostatní parametry jsou již definovány nad tímto bodem.

- **Výpočet pulzního tlaku krve**

$$PP[mmHg] = \frac{SV}{(0,013 \cdot hmotnost - 0,007 \cdot věk - 0,004 \cdot HR) + 1,307} \quad (3.9)$$

Zde se znovu využívá parametrů hmotnosti a věku. Ty jsou pro výpočet PP nezbytné a jsou vůči němu v nepřímé úměře. Ostatní parametry HR a SV jsou vypočítány v předchozích bodech.

- **Výpočet diastolického tlaku krve**

Vztah pro DBP lze poté vyjádřit podle rovnice 1.2, která je uvedena v kapitole 1.1. Hodnota diastolického tlaku tedy odpovídá rozdílu SBP a PP.

V části c) na obrázku 3.4 lze vidět odečet intervalu VTT z hodnot signálů PCG ($S1$) a PPG (PPG_{max}).

Srovnání a omezení

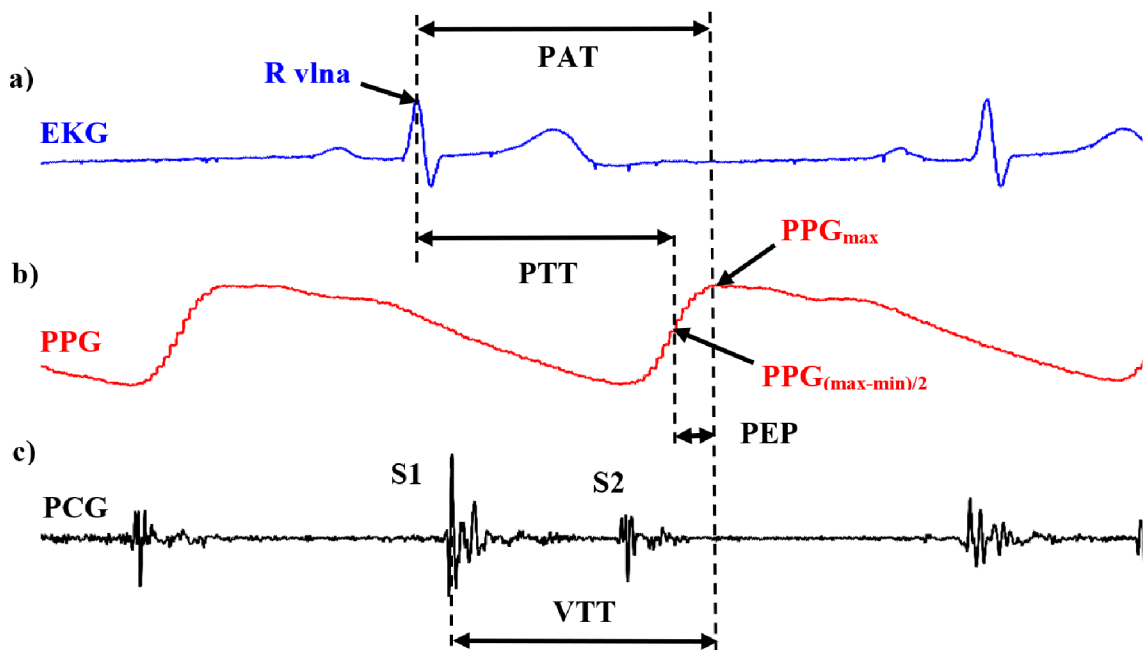
Senzor PPG je založen na světelném signálu, který má omezenou hloubku průniku několik milimetrů a nemůže tak dosáhnout tepen na zápěstí nebo paži, jejichž pulzace dobře koreluje s tlakem krve. PPG senzor zachycuje pulzující aktivity v kapilárách, které se mohou nepřesně odrážet na tlaku krve.

Jelikož se má tato práce zabývat pouze snímáním chytrým telefonem, odpadá možnost snímání EKG. Proto se odhad BP omezuje pouze na stanovení pomocí VTT ze signálů PPG a PCG, které pohodlně umožňuje snímat chytrý telefon.

Dalším omezením je nesjednocené stanovení synchronizace mezi PCG a EKG. Jedná se o zarovnání mechanické aktivace srdečních komor, která je v signálu PCG zřetelná srdeční ozvou S1. U EKG se v mnoha publikacích tento čas mechanické aktivace lehce liší. Pro jednotné označení mechanické aktivace srdečních komor v signálu EKG, bude pro tuto práci sloužit záporný zákmit QRS komplexu - vlna S.

Diskutabilním také může být nemožná selekce S1 a S2 v PCG. U více objemnějších osob jsou srdeční ozvy S1 a S2 amplitudově i v periodě snadno zaměnitelné. Důvodem jsou oscilace, které se vlivem dýchání šíří podkožím s větším procentem zastoupení tuků až k fonendoskopu (mikrofonu). Vytváří tak falešné ozvy či šum.

Na obrázku 3.4 je vidět rozdíl mezi odečítáním zde výše popsaných intervalů PTT, PAT a VTT. Na první pohled je patrné, že při definování odečítaného časového intervalu je nutné dbát na to, z jakých signálů budeme odečítat.



Obr. 3.4: Srovnání PTT, PAT a VTT odečítaných na signálech EKG, PPG a PCG.

3.2.2 Strojové učení

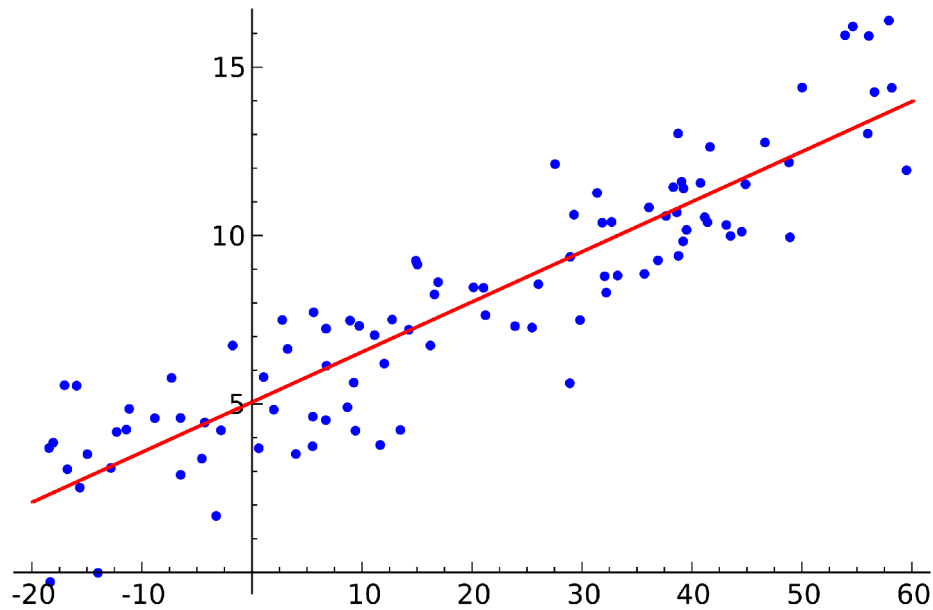
Omezení metod z předchozí kapitoly 3.2.1 se v současnosti řeší pomocí algoritmů strojového učení s učitelem. To znamená, že pro trénování modelu je nutné mít k dispozici i referenční hodnoty krevního tlaku. Z pohledu výsledků je nutné rozlišit přístup řešení úlohy. Klasifikační úlohu je možné řešit při rozdělování tlaku krve do kategorií jak je např. uvedeno v tabulce 1.1. Pro odhad konkrétní hodnoty tlaku krve je nutné řešit regresní úlohu. Ta přiřazuje subjektu výsledek dle závislosti, kterou si model vyjádří na základě trénovacích dat. Také je potřeba definovat vstupní data, která algoritmus zpracovává. Většina přístupů ze zde uvedených článků využívá k trénování modelů strojového učení pouze příznaky ze signálu PPG. Důvodem je redukce počtu míst snímání PPG pouze na jedno místo, a to pomocí přenosného bezmanžetového zařízení. Vstupními daty pro modely mohou být příznaky extrahované z jediné vlny PPG (např. v článku [50]) nebo také z definovaného časového okna (např. v článku [51]). Záleží pouze na přístupu řešitelů. Téměř každá práce zabývající se řešením tohoto problému extrahuje příznaky v časové doméně (např. v článku [52]), ale v některých pracích se uvádějí i příznaky statistické, morfologické či z frekvenční domény (např. v článku [50]). [50, 51, 52, 53, 54, 55]

Níže popsané algoritmy strojového učení se využívají k přesné predikci hodnot systolického a diastolického tlaku nebo jejich zařazení do kategorie. Veškeré algoritmy jsou aplikované na extrahovaném příznakovém poli z PPG signálu. Některé práce, na které je v této kapitole odkazováno, využívají signál PPG naměřený na chytrém telefonu a některé články signál PPG z klinických přístrojů. Rozdílným faktorem je tedy pouze kvalita signálu PPG, která je u dat naměřených pomocí chytrého telefonu nižší v porovnání s daty z klinických přístrojů.

Lineární regrese

Lineární regresní modely slouží k posouzení linearity problému. Řešením je aproximace vstupních dat přímkou nebo hyperrovinou, která ve výsledku slouží jako převodní funkce na výstupní hodnotu. Příмка se často počítá pomocí funkce kvadratické chyby. Tyto modely jsou většinou vhodně regulovány pomocí K-násobné křížové validace. Pokud mezi příznakovým vektorem a referenční hodnotou existuje nelineární vztah, je tato metoda zcela nepoužitelná a je potřeba zvolit nelineární verzi regrese. [50]

Na obrázku 3.5 je možné sledovat lineární proložení dat.



Obr. 3.5: Aproximace vstupních dat přímkou na základě regresního modelu.

Metoda podpůrných vektorů

Metoda podpůrných vektorů (SVM – Support vector machine) je klasifikačním algoritmem, ale stejně jako ostatní metody lze použít i na regresní úlohu. Metoda proloží mezi dvěma nejbližšími subjekty z rozdílných kategorií nadrovinu. Tím se marginalizují třídy a maximalizují vzdálenosti mezi nimi, aby bylo zřejmé jejich rozlišení. [50, 51, 52]

Rozhodovací stromy

Metody na základě rozhodovacích stromů využívají podobnosti mezi proměnnými prostřednictvím větvící se struktury. Stromové modely často obsahují velké množství rozdělovacích uzlů tak, že mohou vést až ke konkrétnímu řešení regresní úlohy. Tento algoritmus má ve srovnání s algoritmem SVM relativně krátkou dobu tréninku. Stromové modely, kde cílová proměnná může nabývat diskrétní sady hodnot, se nazývají klasifikační stromy. V těchto stromových strukturách, listy představují třídy a větve představují spojky funkcí, které vedou k těmto třídám. Pro regresní stromy platí, že cílová proměnná může nabývat spojitych hodnot. V případě řešení odhadu tlaku krve se často využívá toho, že výsledný klasifikační strom může být jedním ze vstupů pro regresní strom. [54]

Algoritmus klasifikačních a regresních stromů (CART – Classification and regression trees) využívá mnohonásobné regrese a je jedním ze zmiňovaných algoritmů pro odhad tlaku krve v článku [50].

Náhodný les

Algoritmus náhodný les (RF – Random forest) je metoda jak pro řešení klasifikační úlohy, tak pro řešení regresní úlohy. Principem je vytvoření více rozhodovacích stromů, které buď data rozdělí nebo vyhodnotí a následně jako výsledek zvolí modus z výsledků jednotlivých rozhodovacích stromů. [50]

Adaptivní Boosting

Tzv. AdaBoost (Adaptive boosting) je celkově strukturálně složitý algoritmus. Jde o klasifikátor, jehož celková architektura je složena ze slabších klasifikátorů. Spojením slabších modelů např. rozhodovacích stromů prostřednictvím sdružování dochází ke zlepšení celkového výkonu modelu. Proto je vhodný i pro řešení regresních problémů, jelikož dokáže pomocí dílčích klasifikátorů dospět ke konkrétní hodnotě tlaku krve. [50]

Algoritmus nejbližšího souseda

Algoritmus nejbližšího souseda (K-NN – K-Nearest Neighbor) je široce používán jako srovnávací klasifikační technika. Měří vzdálenosti mezi novým subjektem a subjekty z trénovací databáze. Metriky pro výpočet vzdálenosti mezi subjekty se liší a záleží na jejich výběru. Příkladem je minkowského metrika nebo euklidovská vzdálenost. Na základě kompletního stanovení vzdáleností mezi novým subjektem a již stávajícími subjekty se nový subjekt zařadí do klasifikační třídy do které spadá K nejbližších subjektů. [54]

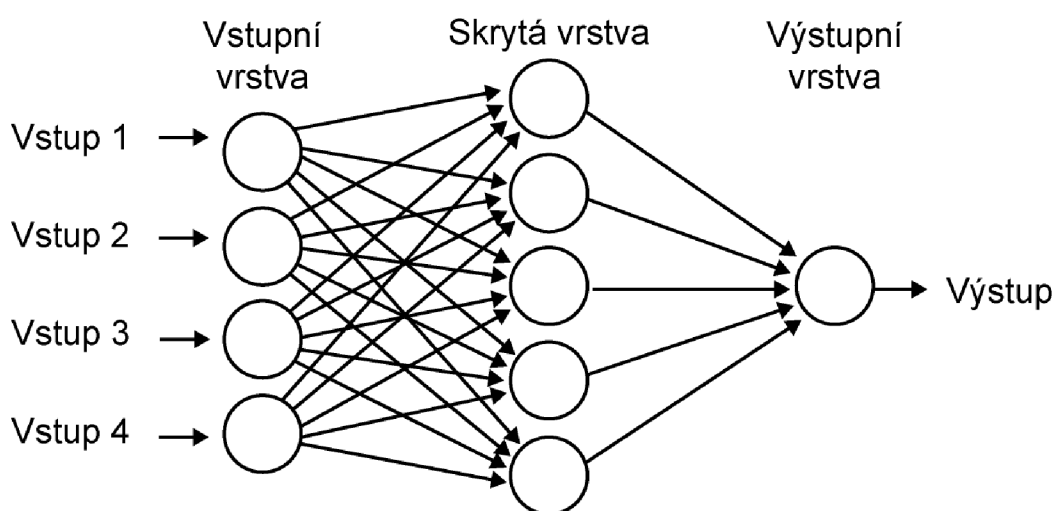
Umělá neuronová síť

Umělá neuronová síť (ANN – Artificial neural network) je soubor umělých neuronů tzv. perceptronů, které jsou ve vrstvách a jsou mezi sebou propojeny specifickými vazbami. Konkrétním příkladem je dopředná neuronová síť, která se skládá z vstupní vrstvy neuronů, určitého počtu skrytých vrstev neuronů a výstupní vrstvy. Do vstupní vrstvy vstupuje příznakové pole, které je kombinováno s váhami neuronů a posíláno na vstupy neuronů ve skrytých vrstvách sítě. Na konci iterace se na výstupních neuronech objeví hodnota, která je řešením daného problému vstupních

dat. Trénování ANN probíhá v iteracích, kdy na základě chyby vypočítané z referenční hodnoty a aktuálního řešení jsou upraveny váhy v jednotlivých neuronech. Tím se minimalizuje chyba a řešení konverguje ke správnému výsledku.

ANN jsou vhodné na řešení jak klasifikační úlohy tak i regresní úlohy. V obou případech jde o učení s učitelem, kdy je známá referenční hodnota či kategorie. Při nastavování počtu skrytých vrstev a počtu neuronů v jednotlivých vrstvách je dobré brát v úvahu velikost příznakového pole. Výběr optimálního počtu skrytých vrstev a počtu neuronů pro řešení regresní úlohy odhadu systolického a diastolického tlaku krve je diskutován v článku [53].

Příklad obecné dopředné neuronové sítě je uveden na obrázku 3.6, kde vstupem jsou příznaky a na výstupu regresní hodnota.



Obr. 3.6: Dopředná neuronová síť se čtyřmi vstupními příznaky a s jednou skrytou vrstvou. Výstupní vrstva dává řešení v podobě konkrétní hodnoty.

Hluboké učení

Hluboké učení (DP – Deep learning) je metodou strojového učení založená na ANN. Počet umělých neuronů a vrstev bývá v řádech tisíců. Proces učení je zde ale složitější, protože struktura umělých neuronových sítí se skládá z několika vstupních, výstupních a skrytých vrstev. Každá vrstva obsahuje jednotky, které transformují vstupní data na informace, jež může další vrstva použít pro určitou prediktivní úlohu.

Konkrétními algoritmy, které byly využity v práci [50] jsou:

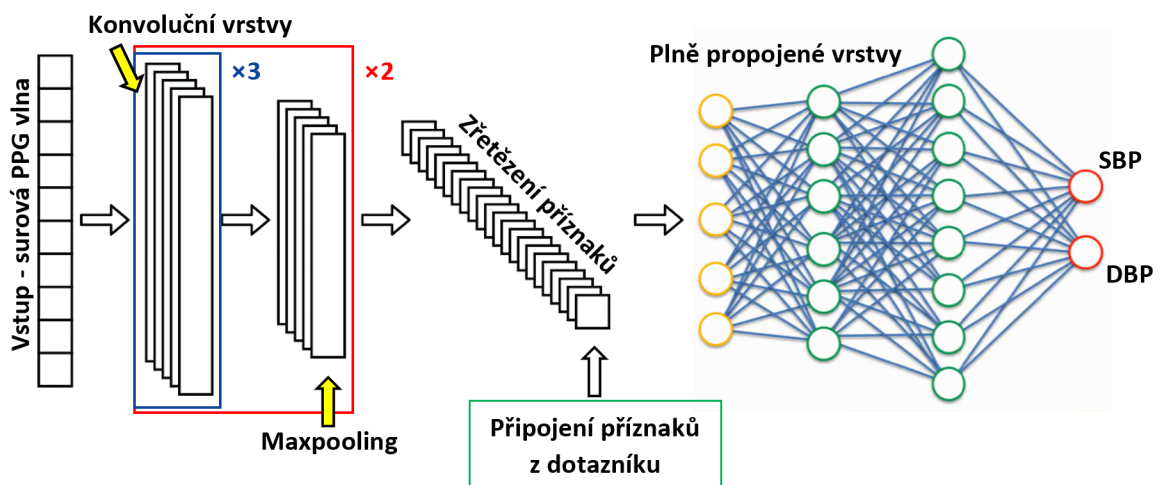
- **LSTM** (Long short-term memory network)
- **BiLSTM** (Bidirectional LSTM)
- **GRU** (Gated recurrent unit)

V článku [54] je uvedeno unikátní řešení odhadu systolického a diastolického krevního tlaku pomocí kombinace metod strojového učení. Autoři zde využívají algoritmus, který je složen ze dvou kroků. Prvním krokem je řešení klasifikační úlohy a to zařazení hodnoty tlaku krve do jedné ze tří kategorií (hypotenze, normotenze a hypertenze) pomocí algoritmu nejbližšího souseda. Druhým krokem je řešení regresní úlohy za účelem přiřazení hodnoty systolickému a diastolickému tlaku s využitím příznaku z kroku jedna, který je přidán do příznakového pole z kroku jedna.

Konvoluční neuronové sítě

V poslední době jsou nejčastější modifikací ANN konvoluční neuronové sítě (CNN – Convolution neural network). Vrstvy neuronů jsou zde uspořádány ve třech rozměrech, a to šířce, výšce a hloubce. Vrstvy provádí operaci konvoluce na vstupních datech posouváním konvolučního okna po vstupních datech a jejich výstupem jsou příznakové mapy. Konečný výstup je omezen na jeden vektor skóre pravděpodobnosti uspořádaný podél hloubkové dimenze. CNN tak samostatně zpracovávají data na příznaky a vytváří model, který dokáže predikovat odpověď. Jde tak o komplexní model, který může mít jako vstupní data pouze surový signál.

Příklad často využívaného typu CNN je uveden na obrázku 3.7, kde na vstupu je úsek surového 1D signálu (např. PPG) a na výstupu regresní odhad (např. SBP a DBP).



Obr. 3.7: Příklad původně navržené CNN pro tuto práci.

V posledních letech se více začínají využívat speciální bloky, které CNN dodávají větší propojení mezi vrstvami a podporují tak přenos informace i z mělkých vrstev do hlubokých. Např. v práci [56] jsou k odhadu BP využity residuální bloky. Dalšími novějšími přístupy je zapojení např. dense bloků a attention bloků.

3.3 Měření pomocí chytrého telefonu

V dnešní době vlastní chytrý mobilní telefon (Smartphone) zhruba 6,64 miliardy lidí na světě, přitom před dvěma lety jich bylo pouhých 6,05 miliard. [57] Všude na světě se začala rozvíjet myšlenka o využitelnosti chytrých telefonů v medicíně. Pokud by každý smartphone neinvazivně a celosvětově snímal biologická data o svém uživateli, znamenalo by to obrovský pokrok pro medicínu v rámci statistik a predikcí onemocnění po celém světě. Zvedla by se rychlost a přesnost lékařských diagnostik a u pacientů s onemocněním by tak mohla být aplikována přesná a hlavně včasná léčba.

Z hlediska přesnosti měření biologických signálů se na chytré telefony zatím nedá zcela spolehnout, ale již existují algoritmy, které jsou testovány na velkém množství subjektů a mají vysokou přesnost. Důležité pro využití medicínských aplikací a měření biosignálů je dobrá kompatibilita se všemi typy chytrých telefonů. To převážně záleží na operačním systému, rychlosti procesoru a zejména umístění senzorů. Popis vlastností a parametrů chytrých mobilních telefonů, které by dokázaly snímat videozáznam s audio nahrávkou není náplní literární rešerše této práce. Chytré telefony, které byly při snímání dat využity jsou popsány v kapitole 4.1.

Mezi signály, které se dají snímat chytrým mobilním telefonem patří akcelerometrická data, video se záznamem zvuku, samotný zvukový záznam a např. teplotní data. Pro odhad krevního tlaku se používá videozáznam se zvukem. Sensory, které umožňují měřit tyto data se stále vyvíjí a s rostoucím počtem požadovaných signálů či dat, počet senzorů v hardwarové konstrukci mobilu stále roste. [46]

Odhad krevního tlaku pomocí chytrého telefonu se začal více rozvíjet v posledních 5 letech. Vše souvisí také s rozmachem chytrých hodinek, které v poslední době využívá stále více lidí viz. kapitola 3.4. Bezmanžetové měření krevního tlaku díky chytrému telefonu jako komerční aplikace v medicíně je prozatím v začátcích. Převážně se veškeré měření provádí pro výzkum a vývoj algoritmů. První takové přesné algoritmy pro odhad krevního tlaku jsou popsány např. v článku [43] nebo v kapitole 3.2.1. Konkrétně lze zatím využít metodu VTT. Ta určuje čas, za který objem krve urazí úsek mezi dvěma místy arteriálního řečiště. K určení VTT je potřeba měřit signál PPG kamerou a PCG mikrofonom chytrého telefonu. [46]

Základem měření je přiložení prstu na objektiv chytrého telefonu při osvětlení LED většinou z boční strany a pořízení videozáznamu. Prst také může být přilo-

žen přes LED i objektiv zároveň, ale záleží na umístění zdroje světla a fotoaparátu na zadní straně telefonu. Pulzací kapilárního řečiště se mění objem krve v konci prstu a dochází tak při videozáznamu ke změně intenzity jasu na snímcích videa. Extrakce PPG signálu z videa je pak odvozena na základě nejjasnějšího barevného kanálu v RGB prostoru (nejčastěji červený kanál). Nejběžnější metodou je prosté průměrování jasových hodnot červeného kanálu v čase. V posledním kroku je nutné vyextrahovaný signál invertovat, a to z důvodu, že maximální jasové hodnoty odpovídají menšímu objemu krve v konci prstu a naopak minimální jasové hodnoty odpovídají většímu objemu krve v konci prstu. [44]

Pro odhad krevního tlaku pomocí metody VTT je PCG signál nezbytnou složkou. Při pořizování PPG signálu pomocí fotoaparátu chytrého telefonu se současně doporučuje nahrávat i PCG. Signály by měly být časově synchronní. Snímání PCG pomocí mobilního telefonu se provádí buď vestavěným mikrofonem telefonu s tím, že měřený subjekt přiloží telefon mikrofonem k hrudníku, nebo se do telefonu připojí externí mikrofon, který je s mobilem spojen kabelem.

Alternativním přístupem je odhad systolického a diastolického tlaku pomocí morfologických parametrů a VTT. Ty kombinují parametry srdeční frekvence, povrch těla, systolický výdej, věk, váhu, výšku a např. příznaky vytvořené z anamnézy návykových látek. Dalším parametrem, který využívají v článku [58] je tzv. modifikovaný a normalizovaný pulzní objem mNPV (modified Normalized Pulse Volume). Ten v kombinaci s HR tvoří klíčový parametr k dobrému odhadu tlaku krve pomocí pouze PPG měřeného chytrým telefonem. [58, 59]

Výpočet mNPV je uveden ve vzorci 3.10 a jeho význam je v normalizaci PPG pulzu. [59]

$$mNPV = \frac{I_a}{I_a + I_p} \quad , \quad (3.10)$$

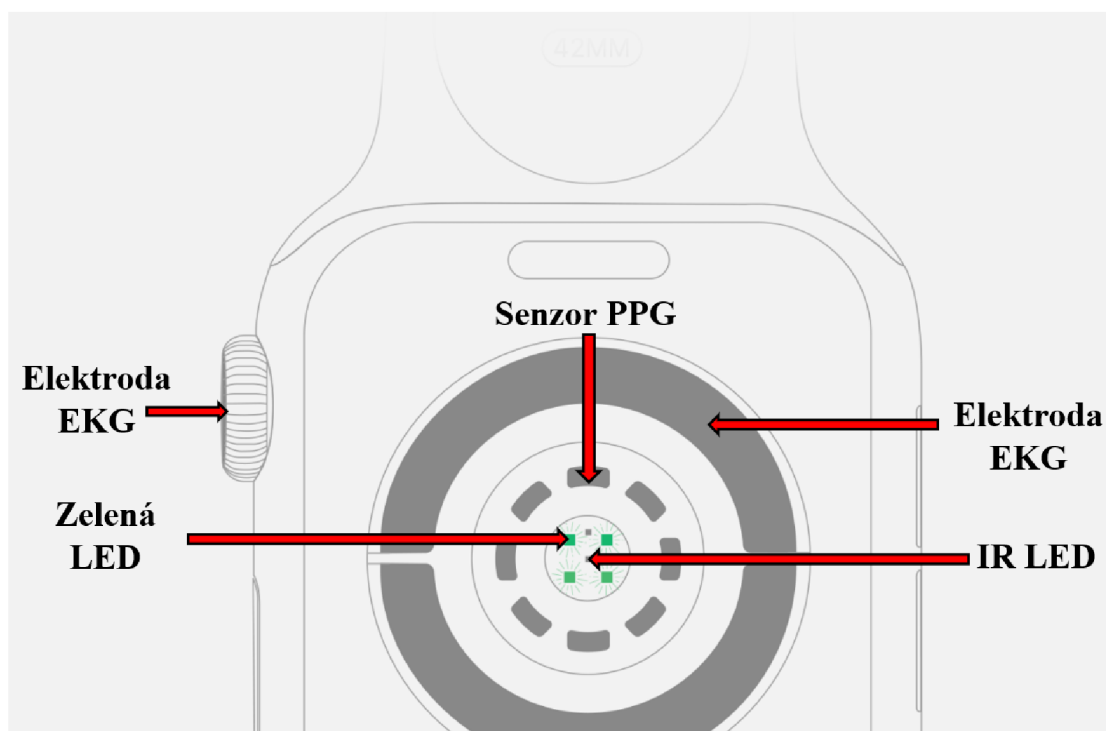
kde I_a je "peak – to – peak" výchylky PPG pulzu a I_p je průměrná hodnota pulzu PPG signálu.

V dnešní době se však často využívá metod založených na strojovém učení, kdy ze zvoleného biologického signálu (nejčastěji PPG) je vyextrahováno velké množství příznaků a ty jsou použity pro učení modelu. Tyto metody dnes dosahují výborné přesnosti. V kapitole 3.2.2 jsou základně popsány přístupy strojového učení.

3.4 Měření pomocí chytrých hodinek

V dnešní době se hodinky již nepovažují pouze za časový ukazatel, ale za přenosný senzor. Tzv. chytré hodinky umožňují měřit signály spojitě a to až 24 hodin denně 7 dní v týdnu. Většina signálů nemá vlastní měřicí senzor, proto se často využívá algoritmů pro jejich výpočet. Hodinky jsou často osazeny senzorem PPG, který je umístěn na spodní straně hodinek, akcelerometrem, atd. Mezi fyziologické signály a jejich analýzy, které hodinky umožňují dopočítat patří např. tepová frekvence, míra stresu, analýza spánku, krokoměr, analýza aktivit, saturace krve kyslíkem a dechová frekvence. [60]

Na obrázku 3.8 je ilustrace spodní strany chytrých hodinek *Apple Watch* s popisky senzorů, detektorů a zdroje stimulačního světla. U této značky chytrých hodinek se k odhadu různých fyziologických veličin využívá 2 signálů PPG, a to v IR oblasti spektra a v zelené oblasti spektra.



Obr. 3.8: Chytré hodinky *Apple Watch* s označeným umístěním senzorů pro snímání EKG a PPG na spodní straně. Převzato z [61].

V poslední době se na trhu začínají objevovat chytré hodinky, které umožňují měřit spojitě krevní tlak. Měly by tak sloužit jako včasné varování pro člověka s vyššími hodnotami tlaku, což má velký význam pro prevenci a léčbu hypertenze. Algoritmus, který tlak vypočítá je založen na přístupech strojového učení nebo na výpočtu metodami z kapitoly 3.2.1. Jelikož se pro snímání 24 hodin denně využívá biologický

signál PPG, který je snímáný pouze na zápěstí, jsou využívány algoritmy strojového učení. Některé chytré hodinky, které neumožňují snímat spojitě krevní tlak ho umožňují odhadnout aktuálně na základě metody PTT. Po získání PTT signálu je zapotřebí nasnímat jak signál PPG tak i EKG. Proto hodinky musí disponovat i senzorem pro snímání jednoduchého jednokanálového EKG. [60, 62]

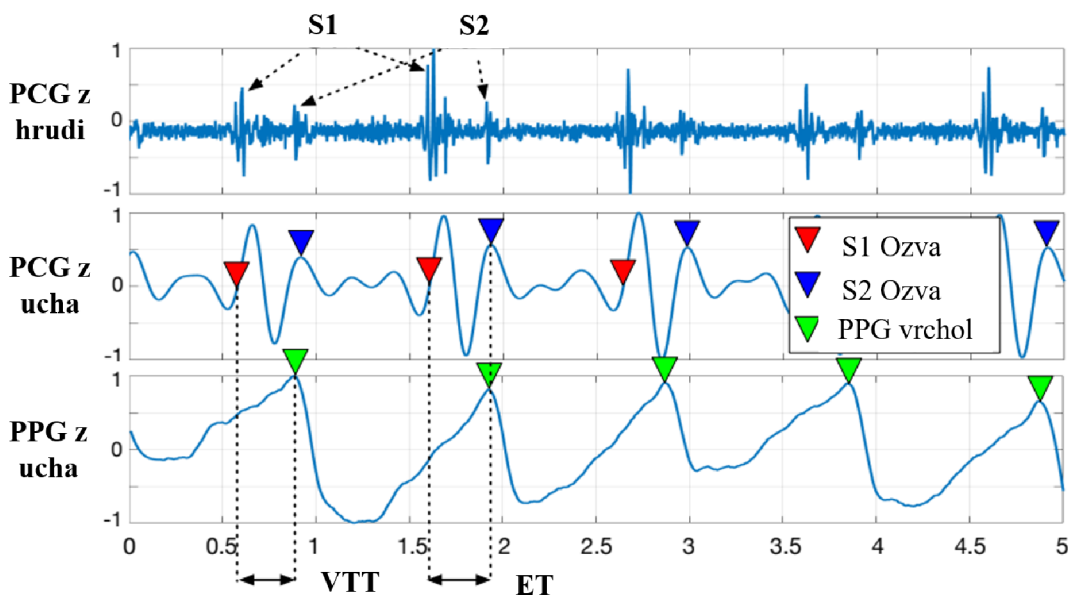
Konkrétním příkladem hodinek, které již umožňují snímat krevní tlak jsou zařízení od firmy *Samsung* a *Apple*. U *Samsungu* je to typ *Galaxy Watch Active 2* nebo *Galaxy Watch 3* a jejich vyšší řady. [63] U značky *Apple* jsou již na trh uvedené chytré hodinky *Apple Watch SE 2022* se senzory pro snímání BP. [64]

3.5 Měření pomocí kochleárního sluchátka

V rámci hledání vhodného místa na těle pro neinvazivní bezmanžetové snímání krevního tlaku bylo experimentálně vyzkoušeno měření pomocí kochleárního sluchátka. V článku [65] poukazují na to, že nošení bezdrátových sluchátek je čím dál tím více v módě a využívá jej spousta lidí. Navíc člověk by snímání biologických signálů v uchu ani nevnímal skrz automatické nošení v průběhu dne. Ucho je podle již zmíněného článku ideálním místem pro snímání krevního tlaku, a to z toho důvodu, že má hustou vaskulární síť a v kombinaci s vysokou krevní perfúzí umožňuje extrakci velkého množství biologických parametrů jako je tepová frekvence, saturace krve kyslíkem a frekvence dýchání. Další výhodou je fakt, že zvukovod nabízí jedinečné místo pro detekci vnitřních tělesných zvuků, které by bylo jinak obtížné zaznamenat. Důležité také je, že hlava je méně napjatá díky přirozenému tlumení vibrací pohybového aparátu. Také je v pevné vzdálenosti od srdce, což jsou základní vlastnosti pro vysoce přesné měření krevního tlaku. [65]

Krevní tlak je odhadován na základě snímání PPG a PCG senzorem umístěným ve sluchátku. Algoritmus pro výpočet systolického a diastolického tlaku krve je založen na VTT a ET. Pro tyto metody je tedy nezbytná detekce S1 a S2 z PCG. Zvuk generovaný srdcem se šíří tělem průměrnou rychlostí 1500 m/s, mnohem vyšší než pohyb krve v tepnách (řádově desítky cm/s). Signál PCG nemá typický tvar jako když je snímán na hrudníku, ale má časově odlišný průběh. Identifikace srdečních ozev S1 a S2 z akustických signálů v uchu je náročná, protože tělo signál při průchodu tkáněmi a orgány silně zeslabí a zkreslí. [65]

Příklad porovnání PCG snímaného z hrudníku a z ucha je možné vidět na obrázku 3.9, kde je patrný výrazný rozdíl.



Obr. 3.9: Porovnání signálů PCG z hrudi, PCG z ucha a PPG z ucha s vyznačenými body, potřebnými k určení ET a VTT. Převzato z [65].

Přestože jsou při zpracování signálů značné problémy s detekcí S1 a S2 z fonokardiografického signálu pro odečet VTT a ET, jeví se tato technika snímání jako slibná pro bezmanžetové neinvazivní měření krevního tlaku. [65]

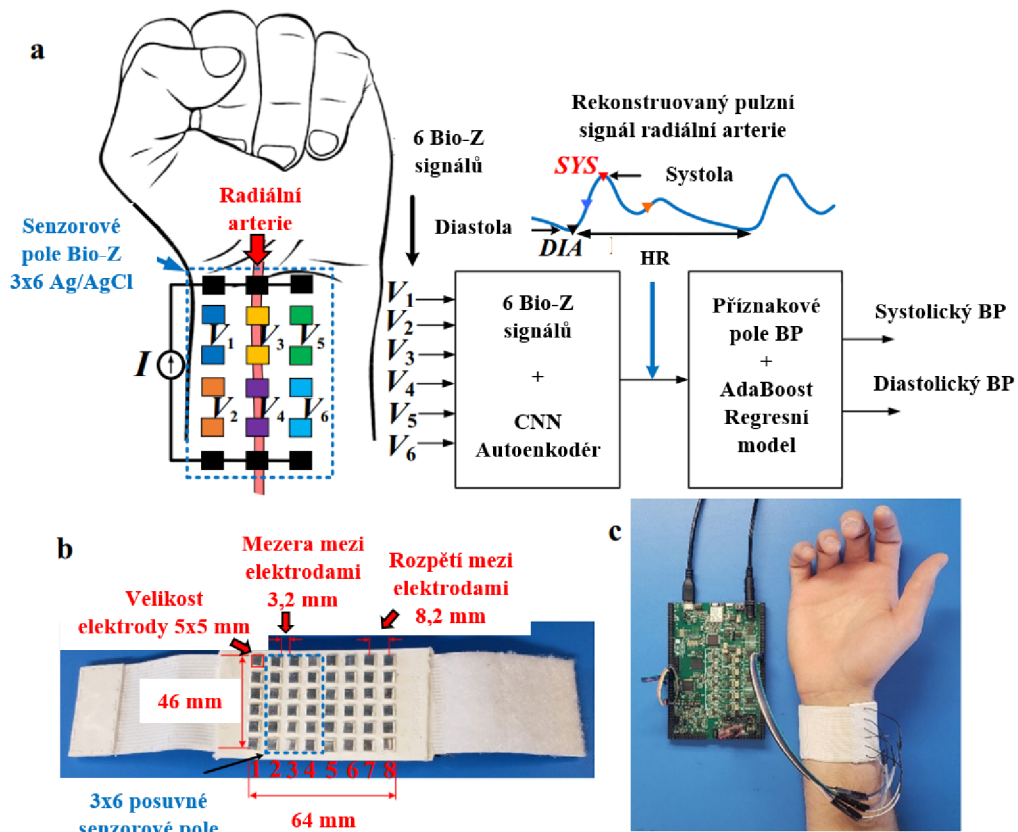
3.6 Bioimpedanční technika

Jednou z metod bezmanžetového měření krevního tlaku je snímání bioimpedance ze zápěstí. Tato technika je momentálně využívána pouze ve výzkumu a je v rané fázi vývoje. Proto se bioimpedanční technika měření krevního tlaku v klinické praxi a v literatuře ještě tak často nevyskytuje. [40, 41]

Měření samotné je prováděno na vnitřní straně zápěstí, kde je možné velmi dobré monitorace pulzující aktivity zápěstních tepen s vysokou přesností a spolehlivostí. Bioimpedanční signál se měří pomocí stimulačních elektrod, které střídavým proudem AC vyvolají v zápěstí rozdíl potenciálů. Ten je snímán na dalším páru elektrod. Amplituda a fáze měřeného napětového signálu jsou modulovány impedancí tkáně v místě snímání. Jednou z hlavních výhod techniky je hluboká prostupnost střídavého proudu do tkáně díky které je možno detekovat krev pulzující v hloubce zápěstních tepen ze změn bioimpedance. Základní myšlenkou je, že bioimpedance

poskytuje přesnější hodnoty systolického i diastolického tlaku ve srovnání se senzory PPG. Zařízení s malou plochou bioimpedančního senzoru mají nižší senzitivitu při odhadu krevního tlaku než zařízení s více bioimpedančními senzory. [40, 41]

V popisu bioimpedanční metody v článku [40] je návrh sensorového pole, které umožňuje současně detekovat pulzaci jak radiálních, tak ulnárních tepen, což poskytuje komplexnější data pro přesný odhad krevního tlaku. Protože sensorové pole pokrývá celou spodní stranu zápěstí, zaručuje komplexní informace o průtoku krve danou částí zápěstí. [40, 41]



Obr. 3.10: a) Ilustrace náramku a schématu zpracování dat. b) Pole senzorů. c) Kompletní snímač bioimpedance. Převzato z [40].

Na obrázku 3.10 je znázorněn princip a vybavení bioimpedanční techniky aplikované na zápěstí člověka. V části a) je ilustrován náramek na zápěstí pro monitorování krevního tlaku bez manžety na základě 6 bioimpedančních signálů snímaných pomocí sensorového pole o velikosti 6x3 elektrod. Krajní elektrody (černé) jsou stimulačním zdrojem AC. Dále je v této části ilustrováno schéma zpracování dat, kde do modelu autoenkodéru konvoluční neuronové sítě vstupuje 6 bioimpedančních signálů. Dále je z výstupu modelu CNN extrahováno příznakové pole a to vstupuje do regresního modelu AdaBoost. Výstupem modelu jsou hodnoty SBP a DBP.

V části **b)** je fotografie pole senzorů skládající se z 6x8 stříbrochloridových elektrod Ag/AgCl, ale pro měření se vždy využívá posuvné okno 6x3 elektrod. Velikost každé elektrody je 5x5 mm a vzdálenost mezi dvěma sousedními elektrodami je 3,2 mm. V poslední části **c)** je fotografie kompletního snímacího zařízení pro detekci bioimpedance. [40]

Konečný odhad krevního tlaku je založen na metodách strojového učení. Modely jsou trénovány velkou řadou příznaků získaných z bioimpedančních signálů. Pro redukci vstupní dimenze příznakového prostoru je použit autoenkodér, který má na výstupu příznakové pole s mnohem menší dimenzí a vysokou korelací pulzační aktivity tepen. Autoenkodér je implementován pomocí CNN, která se dokáže efektivně naučit přenosovou funkci mezi tepnou a každým senzorem na základě tréninkových dat pulzních bioimpedančních signálů bez známých referencí. Jde o přístup trénování modelu strojového učení bez učitele. Autoenkodér tedy může rekonstruovat pulzující signál tepny, který se používá pro extrakci příznaků tlaku krve. Na obrázku 3.10 je možné tento rekonstruovaný signál pulzního tlaku vidět v části **a)**. Pro přímý odhad systolického a diastolického tlaku je v práci [40] použit regresní model, který byl vyvinut na základě algoritmu strojového učení AdaBoost. [40]

Zatím největší výhodou metody jsou nízké náklady na realizaci a možnost většího množství senzorů. [40]

3.6.1 Grafenové elektronické tetování

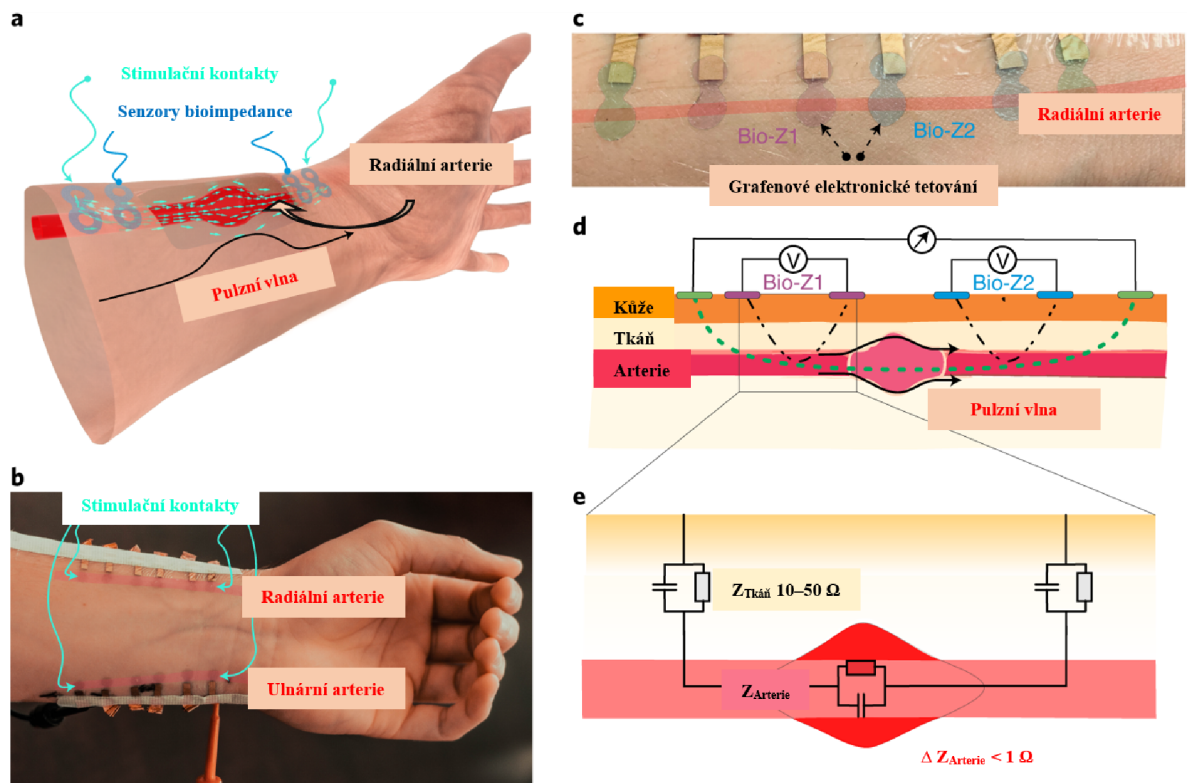
V roce 2015 (publikace až v roce 2019) v University of Texas at Austin přišli tamní vědci s inovací bioimpedančního měření. Tzv. grafenové elektronické tetování (GET – Graphene-based electronic tattoo) nahrazuje elektrody ze stříbra nebo chloridu stříbrného Ag/AgCl novým materiálem grafenem. Grafen je supertenká forma uhlíku strukturou podobná grafitu. Tloušťka vrstvy grafenu je jeden atom uhlíku. Z tohoto materiálu je možné vyrobit tranzistory, které jsou schopné pracovat až do frekvence 1 THz. [66]

Hlavním důvodem vývoje materiálů pro snímání bioimpedance je nepohodlí při používání dosavadních stříbrných nebo stříbrochloridových elektrod Ag/AgCl v náramku na zápěstí. Výhodou grafenu je mnohem lepší kontakt s pokožkou a lepší robustnost. Uživatel elektronického tetování ani nepocituje, že by měl senzor přilepený na pokožce. Proto se výzkum použití grafenu rozvíjí hlavně v oblasti medicíny. [67]

Prvotním záměrem vědců z texaské univerzity bylo snímání EKG a seismokardiogramu (SCG – Seismocardiography). [66] Technika GET se využívá experimentálně i pro snímání elektrodermální aktivity (EDA – Electrodermal activity) pomocí elektrod umístěných na dlani. [68]

Nicméně i tato metoda se začíná ve výzkumu objevovat jako alternativa pro bezmanžetové měření krevního tlaku. Pro přepočítání bioimpedance na hodnoty BP jsou využívány podobné přístupy jako v článku [40]. Nevýhodou elektronického tetování je zatím doba měření bioimpedance, která je limitovaná a dosahuje něco málo přes 5 hodin. [66, 67]

Na obrázku 3.11 lze vidět technologii GET pro snímání bioimpedance arteriálního řečiště v oblasti radiální a ulnářní tepny na zápěstí s využitím pro odhad BP.



Obr. 3.11: Nanotechnologie pro snímání krevního tlaku GET. **a)** 3D model zápěstí a dlaně s nalepeným GET tetováním. **b)** Fotografie GET umístěné na zápěstí ruky měřené osoby. **c)** Detail obarvených grafen elektrod na zápěstí ruky měřené osoby.

d) Průřez znázorňující měření bioimpedance. **e)** Detail jednoho páru elektrod zapojeného jako elektrický obvod rozhraní kůže-arterie. Převzato z [67].

V této části je detailní popis všech částí obrázku 3.11 pro lepší pochopení jednotlivých procesů při snímání bioimpedance.

V části **a)** je trojrozměrný model GET umístěný na zápěstí měřené osoby nad radiální tepnou, se dvěma vnějšími elektronickými tetováními použitými pro stimulaci AC a dvěma vnitřními tetováními používanými k měření změn napětí (v ilustraci označeno jako **Bio-Z**).

Na fotografii v části **b)** je 12 GET, každý s plochou 25 mm^2 , umístěných na radiální (6 tetování zahrnujících **Bio-Z1** a **Bio-Z2**) a ulnářní (šest tetování zahrnujících

Bio-Z3 a **Bio-Z4**) tepnu na zápěstí měřené osoby. Toto umístění GET je nezbytné pro efektivní zachycení BP.

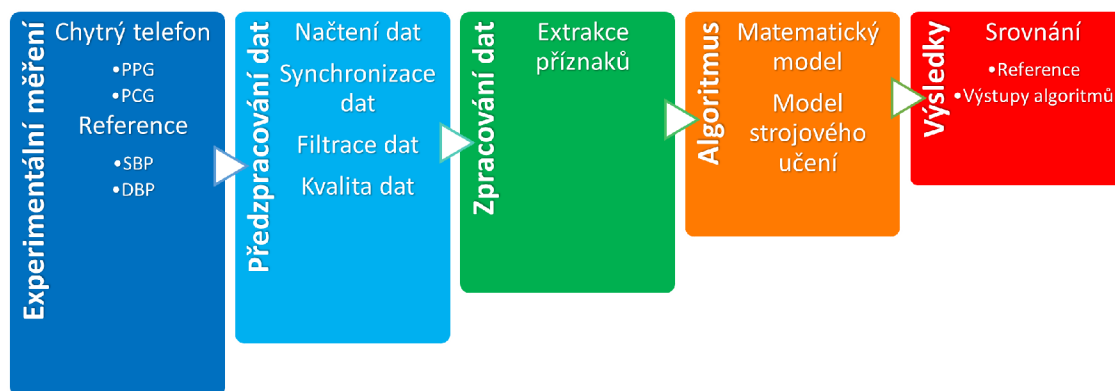
V části **c)** je znázorněn detailní pohled na 6 GET na radiální tepně. Stimulační GET jsou zbarvené zeleně, pár **Bio-Z1** fialově a pár **Bio-Z2** modře, protože grafen je téměř neviditelný. Ilustrace **d)** vykresluje průřez v sagitální rovině zápěstí se šesti GET. Zelené čáry označují zdroj stimulací AC a černé čáry představují snímané napětí. Na závěr je ve schématu **e)** detailní pohled na jeden pár snímacích GET a zjednodušený ekvivalentní elektrický obvod rozhraní. Zobrazuje složky bioimpedance $Z_{tkáň}$ a $Z_{arterie}$, jejichž část $\Delta Z_{arterie}$ souvisí s pulzujícím objemem krve. [67]

4 Experimentální měření krevního tlaku pomocí chytrého telefonu

Cílem tohoto experimentálního měření je získat kvalitní data z mobilního telefonu (PPG a PCG) a referenčního zařízení (BP). Součástí měření je také sběr morfologických a medicínských dat formou dotazníku. Tabulky A až D uvedené v příloze obsahují získaná od měřených dobrovolníků.

Před měřením byl každý dobrovolník seznámen s protokolem a cílem měření. Všichni měření jedinci dali svůj informovaný souhlas s neinvazivním měřením EKG, HR, respiračního signálu, BP, videozáznamu z chytrého telefonu a nahrávek z chytrého náramku Empatica. Experimentální měření pro tuto práci bylo schváleno Etickou komisí Fakulty elektrotechiky a komunikačních technologií (FEKT) pro biomedicínský výzkum Vysokého učení technického (VUT) v Brně, Projekt č.j. EK 06/2022 (Snímání a zpracování signálů za účelem monitorování zdravotního stavu a aktivity člověka). Nasnímaná data lze primárně využít pro účely semestrální a dále navazující diplomové práce a dále pro studie prováděné na Ústavu biomedicínského inženýrství (UBMI) VUT FEKT.

Postup práce je procesně popsán ve schématu na obrázku 4.1. Jedná se pouze o obecné schéma. Jednotlivé procesy v blocích budou detailně rozebrány v následujících kapitolách.



Obr. 4.1: Schéma procesu stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu.

Celé experimentální měření je prováděno na Fyziologickém ústavu LF MUNI, z důvodu poskytnutí medicínsky certifikovaného přístroje pro měření krevního tlaku fotopletysmografickou metodou.

Měření vyžaduje dva měřitele, a to osobu pro obsluhu přístrojů a osobu pro kontrolu a manipulaci s měřeným dobrovolníkem.

Pro stanovení krevního tlaku pomocí chytrého telefonu je potřeba zároveň snímat referenční hodnoty BP. Ten je snímán Peňázovou metodou z prostředního článku prostředníku levé ruky a je určen ke spolehlivému srovnání s výsledky algoritmů.

4.1 Popis měřících přístrojů

Finapres NOVA

Finapres Nova je certifikovaný lékařský přístroj, který primárně slouží k měření krevního tlaku z prstu pomocí PPG. Existuje také řada modulů, které se mohou k základní verzi připojit. Na měření dat pro tuto práci poskytl přístroj Finapres Fyziologický ústav LF MUNI. Tento konkrétní přístroj má moduly pro kontinuální snímání krevního tlaku z prostředního článku prstu, EKG (svody I, II a III), oxymetr, sledování dechové křivky a snímání PPG. Z těchto signálů si software Finapresu dopočítává brachiální BP, HR, dechovou frekvenci, augmentované EKG (svody aVL, aVR a aVF), systolický výdej SV a další jiné parametry. [69]

Na obrázku 4.2 je fotografie lékařského přístroje Finapres NOVA.

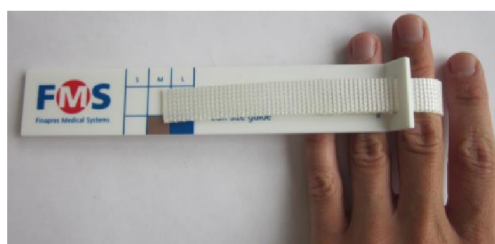


Obr. 4.2: Finapres NOVA. [69]

Důležitými signály, které jsou využívány v této práci, jsou zejména časové průběhy PPG, krevního tlaku z prstu a dopočítaného brachiálního krevního tlaku. Tyto signály jsou měřeny pomocí manžetky nasazené na prstu v níž je zabudován zdroj IR světla a patřičný detektor. Vlnová délka IR zdroje pro snímání pulzací je výrobcem uvedena jako 950 nm. [70, 71, 72]

Signál PPG slouží k časové synchronizaci s daty z chytrého telefonu. Kdežto hodnoty brachiálního krevního tlaku snímané a dopočítané Finapresem slouží jako reference vůči výstupům sestavených algoritmů či k samotnému učení modelů strojového učení.

Pro snímání krevního tlaku Peňázovou metodou jsou k dispozici 3 velikosti manžet, a to z důvodu rozdílného obvodů konečků prstu. Měření by mělo být prováděno na prostředním článku prostředníku s tím, že velikost manžety je potřeba určit na základě porovnání obvodu konečku prstu s definovaným měřítkem. To je znázorněno na obrázku 4.3. [69, 72]



Obr. 4.3: Pomocné měřítko pro vhodné zvolení velikosti manžety. [69]

V tabulce 4.1 jsou uvedeny obvody prstů a k nim příslušné velikosti manžet. Pokud by nebyla zvolena vhodná velikost manžety, mohou nastat komplikace při nafukování a tlakování manžetky. Tyto případy lze vidět v ilustraci na obrázku 4.4.

Tab. 4.1: Tabulka velikostí manžet pro snímání Finapresem NOVA. [69]

Obvod posledního článku prstu [mm]	Velikost manžety	Barva manžety
45–55	S (Small)	Bílá
55–65	M (Medium)	Běžová
65–75	L (Large)	Modrá



Obr. 4.4: Příklad správné a špatné volby velikosti manžety. [69]

Samsung Galaxy S7

Pro snímání videozáznamu se současnou audio nahrávkou byl zvolen chytrý telefon Samsung Galaxy S7. Výběr chytrého telefonu se řídil podle minimálních požadavků pro nahrávání cca 22 minutového videa. Toto zařízení je vybaveno výkonným osmijádrovým procesorem Samsung Exynos 8890 s frekvencí 2,3 GHz, RAM pamětí 4 GB, fotoaparátem s rozlišením 12,2 Mpx a vhodným umístěním LED v dostačující vzdálenosti od objektivu fotoaparátu. [73]

Fotografii chytrého telefonu Samsung Galaxy S7 lze vidět na obrázku 4.5. Na fotografii zadní strany chytrého telefonu lze sledovat umístění fotoaparátu a LED, které jsou v optimální vzdálenosti od sebe cca 5 mm.



Obr. 4.5: Samsung Galaxy S7. [74]

Požadavky na zařízení, které byly pro snímání signálů PPG a PCG splněny:

- Prvním požadavkem je výkon zařízení. Ten je potřeba dostatečně velký pro snímání dat v reálném čase.
- Velký důraz je kladen na kvalitní fotoaparát, který by měl splňovat vzorkovací teorém pro snímání signálu PPG. Protože maximální frekvenční složka PPG signálu se pohybuje v nižších frekvencích okolo 11 Hz, musí fotoaparát snímat videozáznam s minimálně 22 snímkami za sekundu (22 Hz). Samsung Galaxy S7 má však minimální snímací frekvenci 30 Hz, takže vzorkovací teorém pro získání PPG signálu splňuje. Ještě je důležitá vzdálenost LED od objektivu fotoaparátu a možnost nahrávat video se zapnutou LED pro získání kvalitnějšího záznamu PPG. Posledním parametrem fotoaparátu je obrazové rozlišení. Po srovnání všech možných rozlišení, které byly v nabídce fotoaparátu chytrého telefonu, se ukázalo, že velikost prostorového rozlišení není závislá na kvalitě extrahovaného PPG signálu z videozáznamu. Protože je žádoucí minimální výpočetní čas algoritmu, bylo zvoleno rozlišení FHD (60 snímků/s resp. vzorkovací kmitočet 60 Hz) s počtem pixelů 1920×1080. [47]

- Dalším požadavkem je dostatečná kvalita parametrů mikrofonu. Ten je při měření využíván pro snímání PCG. Vzorkovací kmitočet pro snímání signálu PCG by měl být vyšší než 800 Hz, jelikož nejvyšší frekvenční složky fonokardiografického signálu se pohybují okolo 400 Hz. Samsung Galaxy S7 má vzorkovací frekvenci mikrofonu 48 kHz s tím, že snímá dva signály. Mikrofony chytrých telefonů jsou velmi citlivé na okolní hluk, protože se zcela volně přikládají na hrud. Pro měření PCG v této práci byl použit externí mikrofon. Ten byl zvolen hlavně z důvodu komfortu měření během dlouhého protokolu. Externí mikrofon je vložený do zvukovodu fonendoskopu a je s telefonem spojen přes konektor jack 3,5 mm. Na hrud je pomocí elastického pásku připevněn samotný konec fonendoskopu viz. obrázek 4.8. Kvalita signálu PCG snímaného pomocí obou těchto možností je zcela dostačující pro detekci srdečních ozev. [37]

V předchozích odstavcích jsou zmíněny dvě hodnoty vzorkovací frekvence při nahrávání videa. Ta první je pro audiozáznam se vzorkovacím kmitočtem 48 000 Hz, který je vhodné po načtení snížit např. na 1000 Hz z důvodu velkého datového objemu. Druhá hodnota vzorkovací frekvence je 60 Hz a patří k videozáznamu. Při načítání snímků z videa bylo ale zjištěno, že tato frekvence je přibližná, jelikož skutečná vzorkovací frekvence se pro každý videozáznam pohybuje okolo hodnoty 60 Hz. Příkladem je video od subjektu s *ID* 001 se vzorkovacím kmitočtem 60,013 Hz a druhé video od subjektu *ID* 005 se vzorkovacím kmitočtem 59,78 Hz. Tento fakt je potřebné brát na zřetel při zpracování videa.

Empatica

Jedná se chytrý náramek, který má stejně jako chytré hodinky umístěné senzory na vnitřní straně zařízení. Ke snímání biologických signálů využívá stimulaci světlem pomocí LED s následnou detekcí světla fotodiodami. Náramek zaznamenává data po celou dobu měření protokolu.

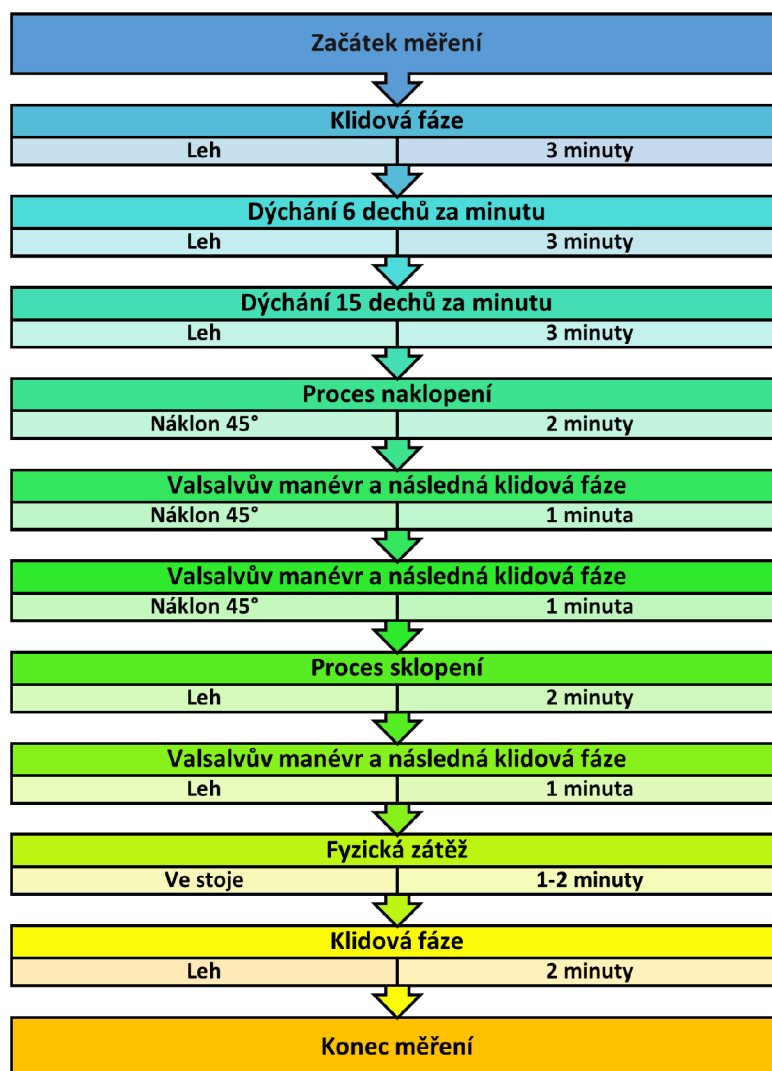
V této práci se nebudou data ze zařízení Empatica zpracovávat. Naměřené signály se využijí při jiných studiích na UBMI.

iPhone 13

Po naměření protokolu (popsán v kapitole 4.2) je dobrovolník podroben ještě jednomu krátkému měření se všemi přístroji, ale namísto zařízení Samsung Galaxy S7 jsou data PPG a PCG snímána chytrým telefonem iPhone 13. Měření trvá cca 2 minuty a data z iPhone 13 stejně jako u Empaticy nebudou využita v této práci.

4.2 Popis protokolu pro experimentální měření

Celý protokol experimentálního měření pro tuto práci je znázorněn ve schématu na obrázku 4.6 i s časy jednotlivých částí.

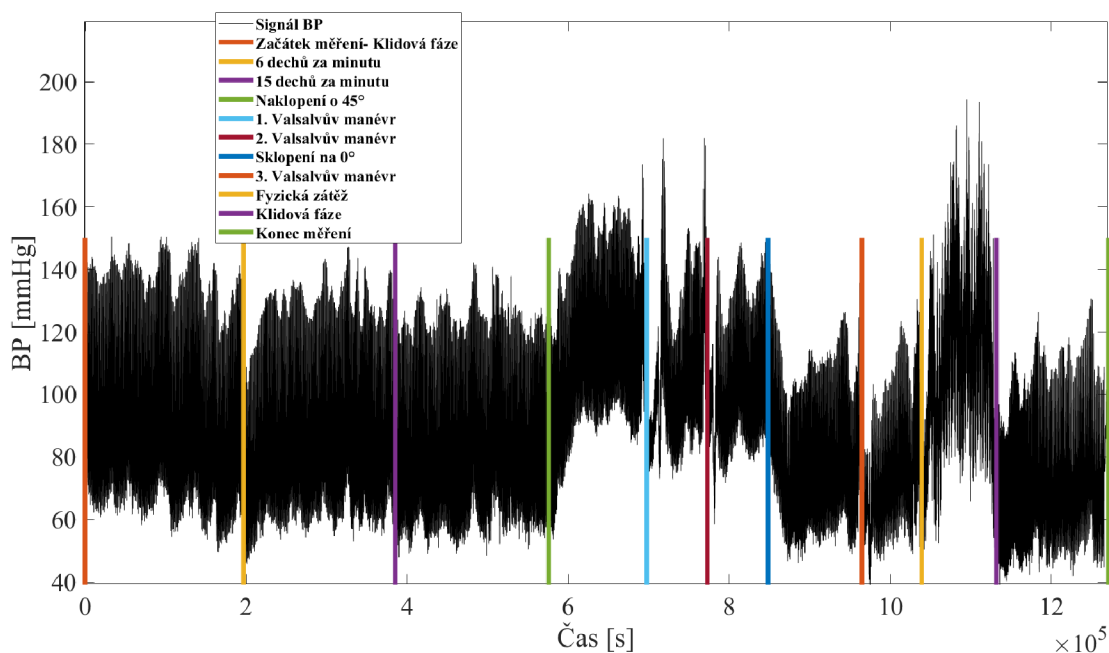


Obr. 4.6: Schéma protokolu měření.

Celková délka měření měla mít původně kolem 40 minut. Po pilotních experimentálních měřeních bylo nutné dobu měření zkrátit, a to z důvodu zahřívání LED na chytrém telefonu a především z hlediska komfortu měření. Dalším důvodem byla větší náročnost měření pro měřeného dobrovolníka. Nový čas byl tedy stanoven na 20–22 minut.

V průběhu měření se vyskytují úlohy pro měřený subjekt, které umožňují viditelnou změnu tlaku. Výrazná variabilita hodnot BP je potřebná ke spolehlivému učení modelu strojového učení. Obecně by měl histogram hodnot BP nabývat rovnoměrné distribuce.

Na obrázku 4.7 lze vidět průběh BP měřeného Peňázovou metodou z prstu. Pomocí barevných značek jsou odděleny jednotlivé fáze protokolu.



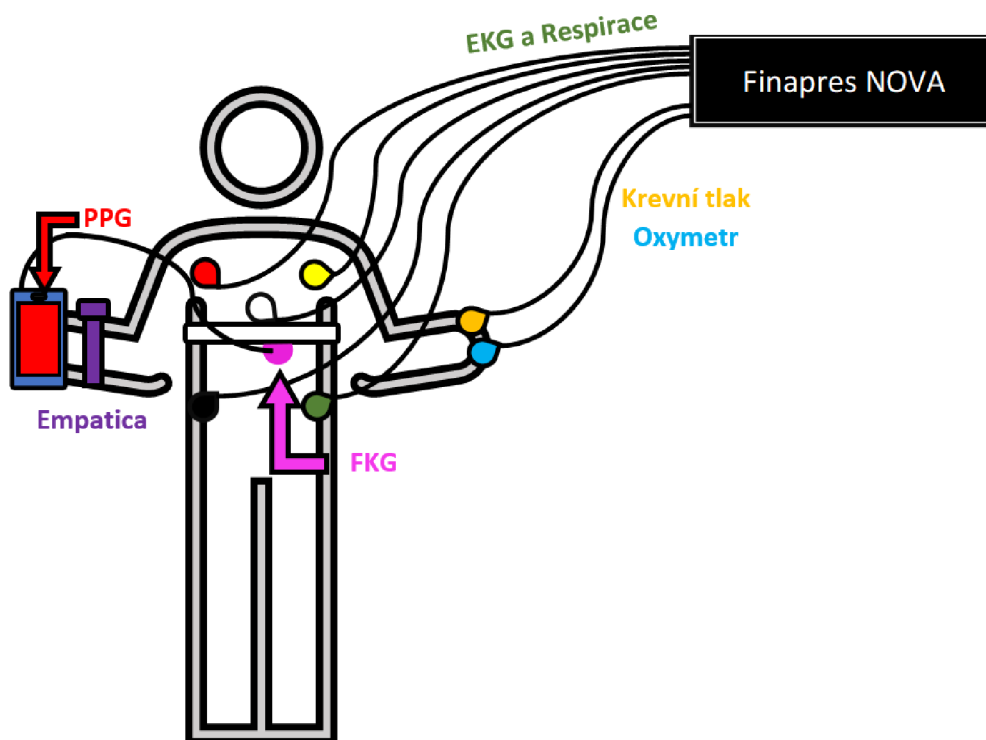
Obr. 4.7: Průběh BP z prstu po dobu experimentálního měření podle protokolu s legendou časových značek.

První 3 minuty jsou biologické signály snímány v leže a v klidu. Druhý a třetí úsek odpovídá pravidelnému dýchání dobrovolníka v leže nejdříve 6 dechů/minutu a poté 15 dechů/minutu. Na úrovni BP lze v těchto dvou úsecích sledovat respirační sinusovou arytmiu popsanou v podkapitole 1.4.1, kdy se BP mění s dechovou frekvencí. Dále přichází fáze naklonění subjektu do polohy 45° i s lehátkem. Efektem je nepatrné zvýšení úrovně BP v důsledku baroreflexu. Ve fázi naklonění probíhá dvakrát Valsalvův manévr, jehož důsledek v podobě ovlivnění BP a HR je též popsaný v podkapitole 1.4.1. Po chvíli klidu následuje sklopení do původní polohy, což opakovaně vyvolá změnu BP, kterou zaznamenají baroreceptory. V leže dobrovolník absolvuje ještě jednou Valsalvův manévr a protokol pokračuje fyzickou zátěží. Typ fyzické zátěže byl ponechán na dobrovolníkovi s tím, že nejčastěji byly prováděny výpady nebo dřepy. Cílem bylo zvednout BP a HR v důsledku fyzické zátěže. Protože některé měřené osoby (zejména věkově starší) byly indisponovány provádět tyto aktivní pohyby, bylo nutné protokol pro tyto dobrovolníky v této části mírně upravit. Místo 1–2 minut výpadů či dřepů jim zprvu byly zvednuty nohy s náklonem 45° , dále si sedli na okraj lehátka a střídavě si stoupali a sedali. I takto mírná fyzická zátěž u starších jedinců vyvolala značné zvýšení HR i BP. V závěru měření, který byl již pro všechny stejný, následují 2 minuty opět v leže, aby se hodnoty HR a BP srovnaly do klidových fyziologických hodnot.

4.3 Akvizice dat

Akviziční systémy, které jsou při experimentálním měření využity umožňují snímání dat v čase s dostatečnou vzorkovací frekvencí pro různé signály tak, aby nedošlo ke zkreslení dat. Stěžejní je také možnost uložení dat v kompatibilním formátu pro programovací jazyky, které jsou použity pro zpracování signálů.

Na obrázku 4.8 je ilustrace experimentálního měření BP a jiných signálů na měřeném subjektu.

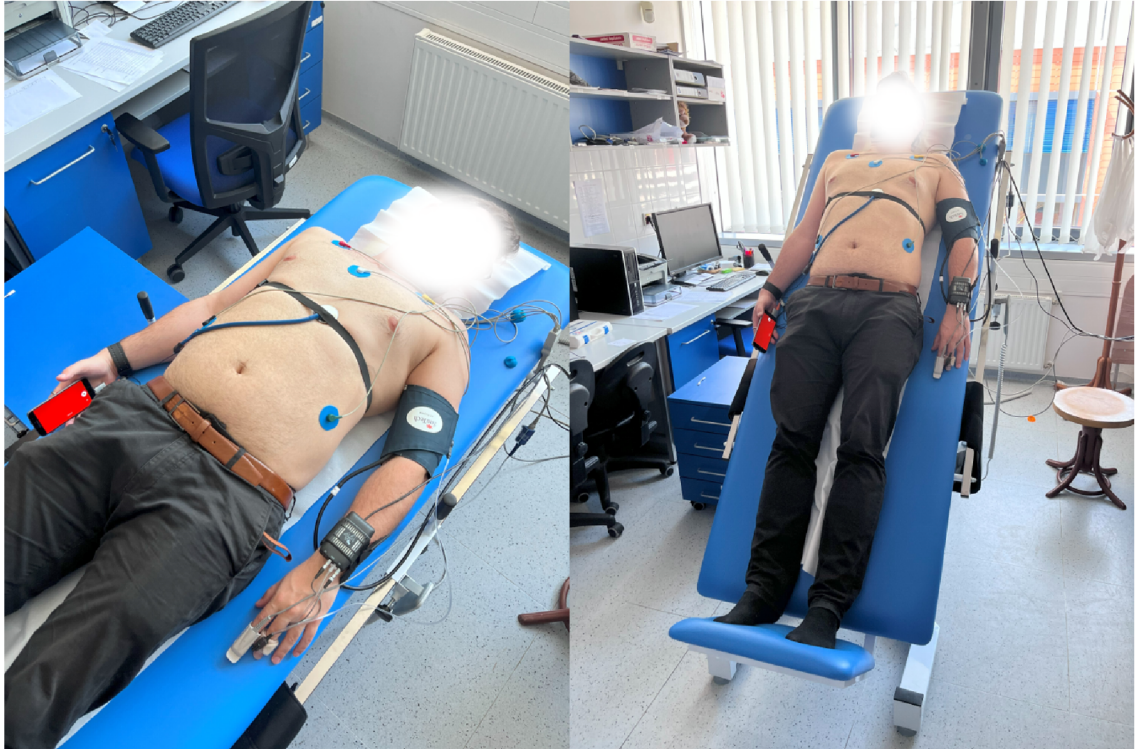


Obr. 4.8: Ilustrace experimentálního měření krevního tlaku pomocí chytrého telefonu, lékařského přístroje Finapres a chytrého náramku Empatica.

Detailní popis obrázku 4.8 je popsán v tomto odstavci. Svody označené barvou červenou, žlutou, zelenou a černou slouží k měření EKG. Bílý svod slouží ke snímání dechové křivky. Modrý a oranžový senzor slouží ke sledování krevního tlaku Peňázovou metodou a nasycení krve kyslíkem (oxymetr). Tyto signály jsou svedeny do přístroje Finapres NOVA. Mobilní telefon slouží k měření videa z přiloženého prstu a zároveň snímá zvuk z mikrofону (růžová) umístěného pod páskou na hrudi. Fialový náramek označuje Empaticu, která snímá HR, PPG, atd.

Dále jsou na demonstrativních fotografiích 5.1 zobrazeny 2 části měření na dospělém muži při vodorovné poloze lehátka a nakloněném lehátku o 45° oproti původní vodorovné poloze. Z důvodu dodržení diskretnosti k měřené osobě bylo na fotografie aplikováno rozmazání obličeje. Fotografie pochází z laboratoře pro kardiologii

na Fyziologickém ústavu LF MUNI. Měřený muž souhlasil s pořízením a využitím fotografií pro tuto diplomovou práci.



Obr. 4.9: Fotografie dospělého muže pořízené při experimentálním měření dat chytrým telefonem a referenčním zařízením Finapres NOVA.

Snímání dat chytrým telefonem

Kvalita záznamu je průběžně kontrolována během měření. Závisí na umístění prstu na objektivu kamery a za správnou pozici lze považovat snímky s plně zakrytým objektivem s viditelnou pulzací v čase.

Zato akvizice PCG signálu je problematická z důvodů okolního hluku, pohybu měřené osoby a nesprávného umístění chytrého telefonu na hrud' popřípadě mikrofonu spojeného s mobilním telefonem. Aby se zabránilo vzniku nekvalitního záznamu je před samotným měřením zkontrolováno umístění mikrofonu nahráním krátkého záznamu buď pomocí obyčejného diktafonu nebo nahrávací aplikace v chytrém telefonu. Na audiozáznamu by při správné akvizici měli být vidět srdeční ozvy.

Video je uloženo ve formátu MP4 a obsahuje jak obrazový záznam tak i audiozáznam. Vzhledem k délce 20–22 minut a vzorkovací frekvenci 60 Hz je digitální velikost videa přibližně 4,2 GB, což je poměrně velký datový soubor.

Snímání dat přístrojem Finapres NOVA

Konkrétní lékařský přístroj Finapres NOVA zapůjčený Fyziologickým ústavem LF MUNI nemá k dispozici export surových dat v plném rozlišení. Exportovat data lze jen rozměřená např. R–R intervaly, a to ve formátu CSV. Nutno podotknout, že takto rozměřená data jsou všechna (EKG, BP, HR, PPG, respirace, atd.).

Z tohoto důvodu je využíváno dvou akvizičních karet a dvou notebooků pro nahrávání některých signálů z výstupu Finapresu. Akviziční systém Biopac nahrává BP z prstu a EKG svod II se vzorkovací frekvencí 1000 Hz. Druhou akviziční kartou je Vernier, který nahrává BP z prstu, brachiální BP a PPG se vzorkovací frekvencí 500 Hz. Data z Biopacu se ukládají ve formátu MAT, což je formát souboru pro zpracování přímo v programu Matlab. Data z Vernieru jsou ukládány ve formátu TXT nebo CSV.

V průběhu měření je na displeji Finapres NOVA možné dělat časové značky, které jsou součástí dostupného vyextrahovaného souboru.

Snímání dat chytrým náramkem Empatica

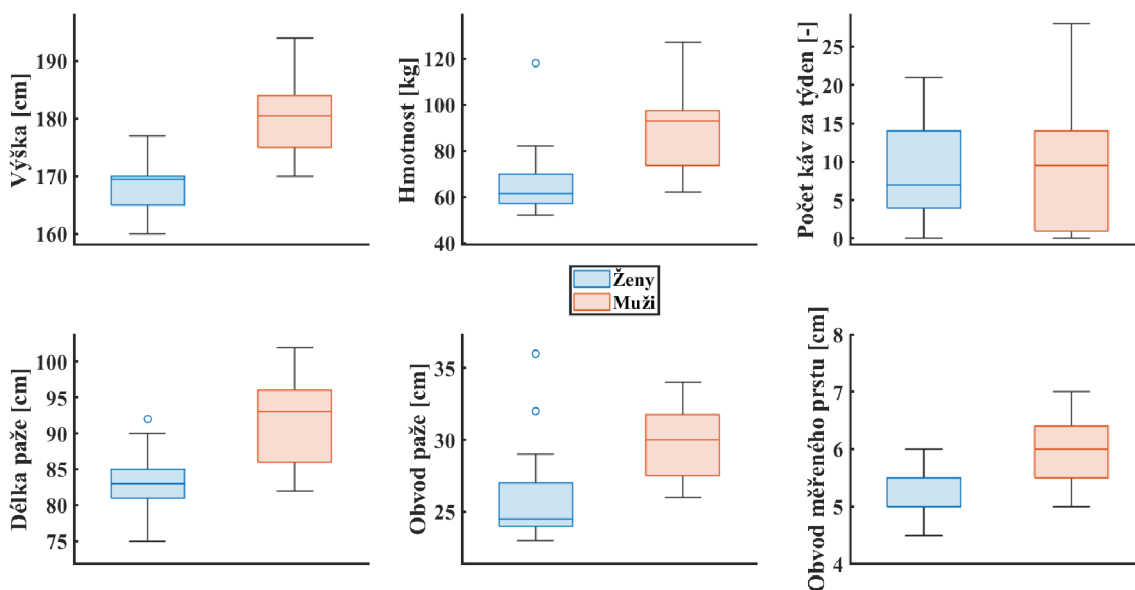
Empatica je umístěna na zápěstí ruky, která při měření drží chytrý telefon. Po spuštění je možné v nahrávaných signálech dělat časové značky pomocí stisknutí tlačítka spínání. Náramek snímá akcelometrická data, PPG, HR, EDA a teplotu. Data jsou poté extrahována ve formátu CSV.

5 Popis dat

Experimentálního měření pro tuto semestrální a dále navazující diplomovou práci se zúčastnilo celkem 34 subjektů, z toho 20 mužů a 14 žen. Před každým měřením byl s dobrovolníkem vyplněn dotazník. Na jeho základě byly vytvořeny tabulky, které jsou uvedeny v příloze (A až D). Z hodnot tabulky A je v navazujících odstavcích vytvořena popisná statistika.

Průměrný věk měřených osob byl 34,62 let, nejmladšímu účastníkovi bylo 20 let a nejstaršímu 74 let. Průměrná výška byla 175,29 cm se směrodatnou odchylkou 7.86 cm, kdy nejnižší účastník měřil 160 cm a nejvyšší účastník měřil 194 cm. Průměrná hmotnost byla 79,47 kg se směrodatnou odchylkou 18,84 kg. Žena s nejnižší výškou 160 cm měla také nejnižší hmotnost 52 kg a muž s nejvyšší výškou 194 cm vážil 127 kg.

Na obrázku 5.1 lze sledovat boxploty pro výšku, hmotnost, průměrný počet vypitých káv za týden (espresso 60 ml), délku paže, obvod paže a obvod prstu na základě rozdělení podle pohlaví.



Obr. 5.1: Boxploty pro výšku, hmotnost, průměrný počet vypitých káv za týden, délku paže, obvod paže a obvod prstu rozdělené podle pohlaví měřených osob.

Z vizualizace boxplotů lze usoudit, že muži v databázi měřených osob mají průměrně delší paži než ženy a to o 10 cm. Tito muži také mají průměrně delší obvod druhého článku prostředníku než ženy cca o 0,5 cm. Muži také disponují průměrně větším obvodem paže, a to až o 5 cm v průměru.

Mezi subjekty se vyskytují čtyři dobrovolníci, kteří se lečí s vysokým tlakem a užívají více medikamentů na jeho regulaci. Dokonce se podařilo nasnímat data od dobrovolníka, který se aktuálně léčil s ischemickou chorobou srdeční (muž 74 let). Dále se u třech měřených dobrovolníků vyskytovaly v záznamu EKG srdeční arytmie, a to konkrétně komorové extrasystoly (PVC – Premature ventricular contractions). U ženy 70 let a muže 52 let se jednalo o izolované monomorfní PVC s výskytem nad 10 za 20 minut a v EKG záznamu ženy 51 let byly nalezeny izolované polymorfní PVC s minimálním výskytem.

Každý měřený subjekt byl dotazován na 28 otázek ohledně zdraví a metrických parametrů jeho těla. Z celkových 28 parametrů bylo využito 25 jako příznaky pro učení modelů. Parametr *prodělaná operace kardiovaskulárního systému* byl vyloučen z důvodu stejné odpovědi u všech dotazovaných. Parametry *účinný látka na léčbu CDC* (název a velikost dávky) a *dávkování léku* nebyly také zahrnuty jako příznaky z důvodu složitosti numerického vyjádření.

V rámci měření přístrojem Finapres NOVA se provádí před samotným nahráváním kalibrace pomocí oscilometrické metody. Měřená osoba má na levou paži umístěnou manžetu oscilometrického tlakoměru, který je součástí přístroje Finapres NOVA. Na základě dvou takto provedených kalibračních měření se přístroj kalibruje a tento kalibrační BP si zaznamená. V práci jsou tyto kalibrační SBP a DBP využity jako kalibrační příznaky v rámci dotazníku. Pro ověření byl těsně po kalibraci odečten BP oscilometricky i na druhé (pravé) paži. Hodnoty SBP a DBP z obou paží si ve většině případů odpovídaly. Pokud nastala situace s razantně odlišnými hodnotami BP, kalibrace se opakovala dokud kalibrace z obou paží nebyly srovnatelné. V tabulce 5.1 jsou zaznamenány kalibrační SBP a DBP pro každou měřenou osobu. Kalibrace BP byla prováděna v leže za klidových podmínek a v tabulce je uveden průměr ze tří kalibračních měření.

Tab. 5.1: Tabulka kalibračních SBP a DBP měřené oscilometricky.

ID	001	002	003	004	005	006	007	008	009	010	011	
SBP [mmHg]	140	127,5	125,5	134	136	108	122,5	138,5	157,5	115	112,5	
DBP [mmHg]	86,5	82	76,5	67,5	59	64	76,5	88,5	100	66,5	71	
ID	012	013	014	015	016	017	018	019	020	021	022	
SBP [mmHg]	114,5	135,5	105	130	113,5	127,5	117	112,5	136,5	111	131,5	
DBP [mmHg]	75,5	79	56	84,5	66	71	75,5	59,5	70,5	68	81,5	
ID	023	024	025	026	027	028	029	030	031	032	033	034
SBP [mmHg]	144	109,5	124	125	124,5	119,5	141	137	115	105,5	121,5	156
DBP [mmHg]	86,5	69,5	68	74	75,5	63,5	87	89,5	62	58,5	82	72,5

6 Předzpracování dat

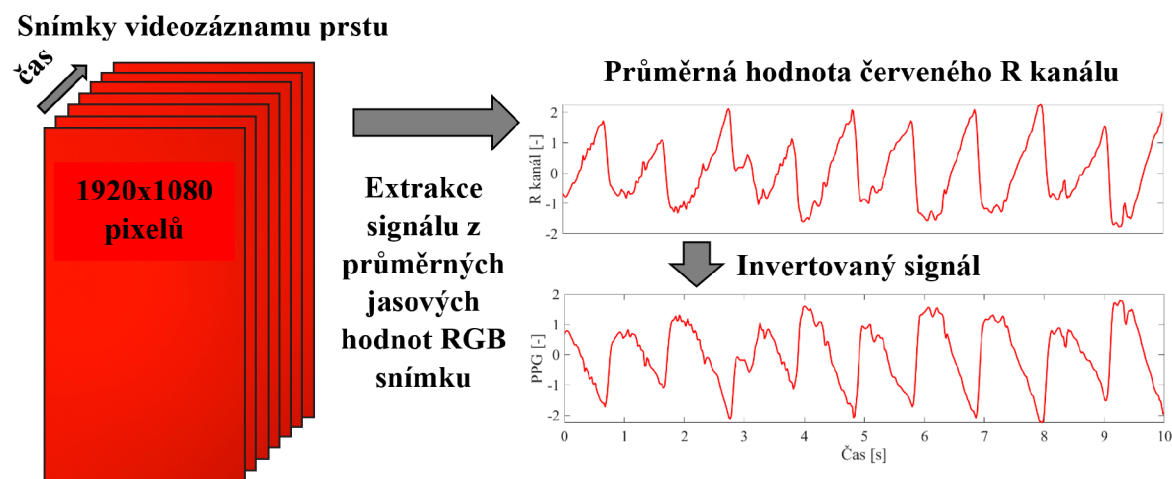
Načítání a synchronizace byly implementovány v programovacím prostředí Matlab. [75] Pro signálové zpracování a práci s daty je prostředí Matlab vhodné a dostačující. Pro vizualizaci a analýzu průběhů signálů bylo využito nástroje SignalPlant. [76]

6.1 Načítání a synchronizace dat

Načítání signálů

Načtení signálů je vždy specifické pro daný formát souboru s daty. V prostředí Matlab byly napsány strukturované funkce pro obecné načítání souborů uložených ze zařízení, které se v této práci využívají k akvizici dat.

Pro načítání audiozáznamu (PCG) byla využita funkce *audioread*, která vyčte ze souboru MP4 dva audiokanály (levý a pravý) a jejich vzorkovací frekvenci. Načtení obrazového záznamu z formátu MP4 je dosaženo pomocí funkce *VideoReader*, která vytvoří objekt videa a použitím funkce *read* se načítají jednotlivé snímky videozáznamu. Jelikož je celé video datově velmi objemné, je lepší data načítat např. po 100 snímcích. Z objektu *VideoReader* lze metodou *FrameRate* načíst vzorkovací frekvenci snímků ve videu, která se pohybuje okolo hodnoty 60 Hz. Na obrázku 6.1 je znázorněna extrakce signálu PPG z videozáznamu, která spočívá ve spočítání průměrné hodnoty jasu z červeného kanálu každého snímku. Tyto hodnoty v časovém sledu je poté potřeba invertovat (vysvětleno v kapitole 3.3) a výsledkem je surový signál PPG. Oba signály v obrázku jsou standardizovány.



Obr. 6.1: Ilustrace postupu extrakce PPG signálu z videozáznamu prstu pořízeného chytrým telefonem.

Pro CNN a zachování více informace z videozáznamu, jsou načteny stejným postupem i kanály zelený a modrý. Např. práce [77] se zabývá srovnáním odhadu BP různých kombinací PPG ze všech barevných kanálů (RGB a přidané IR). Nejlepších výsledků v této práci dosahuje k odhadu BP samostatně PPG signál extrahovaný ze zeleného kanálu.

Data snímaná akvizičním zařízením Vernier uložená ve formátu TXT, umožňuje prostředí Matlab načíst pomocí funkce *readtable* do objektu tabulky. Z ní je poté snadné vybrat daný sloupec, který reprezentuje průběh signálů tlaku nebo PPG. Vzorkovací frekvence se nastavuje v softwaru Logger Lite před snímáním akviziční kartou Vernier. Zde byla vzorkovací frekvence nastavena na 500 Hz, což je u signálů BP a PPG dostačující.

Obdobné načítání dat pomocí funkce *readtable* je také pro rozměřená data z přístroje Finapres NOVA a data z chytrého náramku Empatica ve formátu CSV.

Data snímaná akvizičním zařízením Biopac jsou ukládána přímo ve formátu MAT, což je konkrétní formát prostředí Matlab. Na načtení dat postačí pouze obecná funkce *load*, která data načte do struktury, z které se průběhy signálů EKG a prstového BP vyčtou z podstruktury *data*. Vzorkovací frekvence byla v akvizičním zařízení nastavena na hodnotu 1000 Hz.

Veškeré signály jsou po načtení ukládány do řádků buňkového pole, kdy první sloupec nese název signálu, druhý sloupec naplňuje hodnota vzorkovací frekvence a ve třetím sloupci je uložený samotný signál typu proměnné *double*.

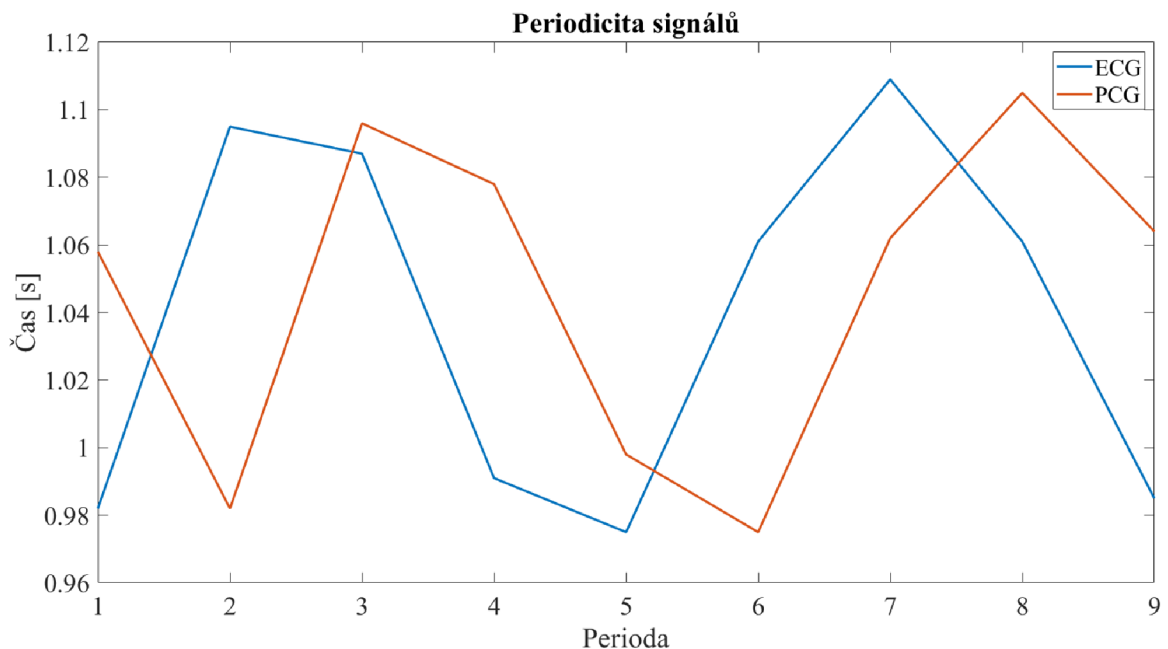
Rozdílnost velikostí vzorkovacích frekvencí mezi signály vede k nepřesnostem při detekci či určování časových příznaků. Po konzultaci s vedoucím práce byly všechny signály převzorkovány na společnou velikost 1000 Hz. U většiny signálů se jednalo o nadvzorkování metodou s vytvořením nové časové osy a následně aplikace lineární interpolace s využitím matlabovské funkce *resample*. V rámci volání této funkce je aplikován i antialiasingový filtr.

Synchronizace signálů

Důležitou součástí předzpracování dat je správná synchronizace biologických signálů naměřených různými přístroji, zejména časová synchronizace mezi záznamem z chytrého telefonu a signály nahranými certifikovaným lékařským přístrojem Finapres NOVA.

Vzhledem k tomu, že oba akviziční systémy zaznamenávají surový formát BP z prstu, je možné veškeré signály snímané Vernierem a Biopacem snadno časově zarovnat. Hledání časového posunu je realizováno prostou korelací mezi BP z prstu z Vernieru a Biopacu. Na základě nalezeného časového posunu jsou poté posunuty všechny signály.

Časová synchronizace mezi daty z chytrého telefonu (PPG a PCG) a daty z Finapres NOVA (BP, EKG a PPG) je založena na poloautomatické detekci časového posunu mezi signály PCG a EKG. Zpočátku synchronizace je provedena časová analýza právě PCG a EKG. Ta je založena na vizuálním posouzení zpoždění cyklů signálů. Nejprve je vybráno časové okno 10 s, kde lze dobře sledovat periodicitu obou signálů (S1 a S2 u PCG, R vlna u EKG). Oba krátké signály jsou filtrovány úzkopásmovou propustí s mezní frekvencí 5–40 Hz pro EKG a 20–200 Hz pro PCG. Na filtrované signály je aplikována Hilbertova transformace k získání obálky signálů, která je na závěr umocněna dvěma. V těchto získaných obálcích je pak snadná detekce periodických výchylek. V prostředí Matlab je využito funkce *findpeaks*. Z nalezených časových značek srdečních ozev S1 (PCG) a R vln (EKG) je určena periodičita odečtem mezi časovými značkami pro každý signál zvlášť. Výsledek lze vidět na obrázku 6.2.

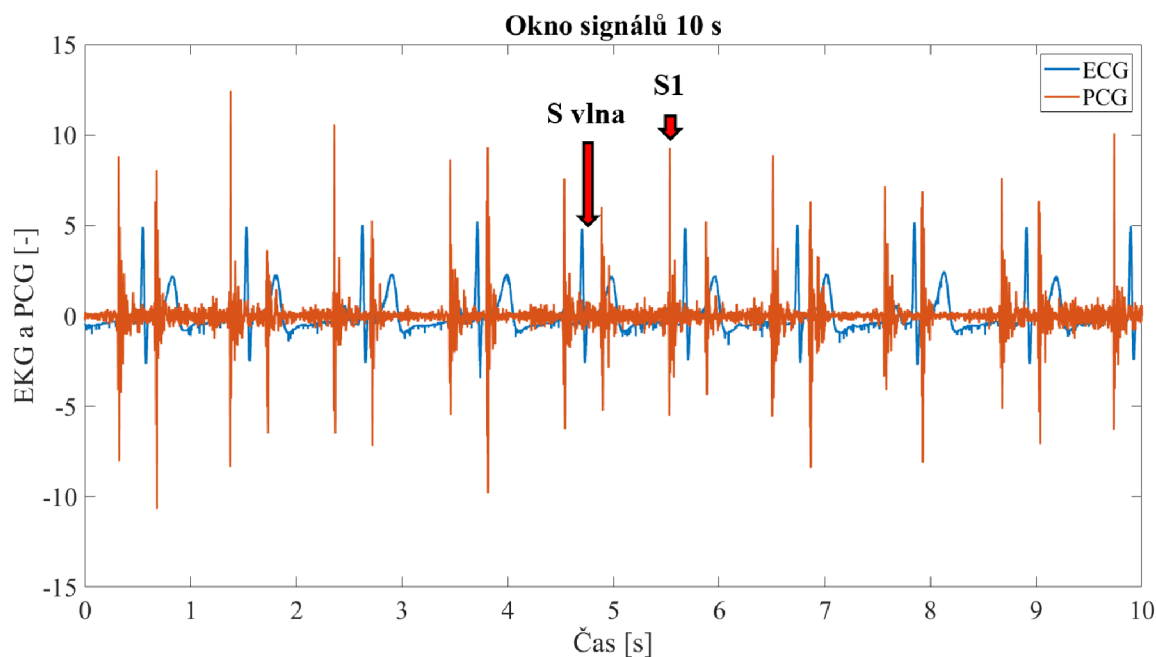


Obr. 6.2: Ukázka periodicity signálu PCG a EKG před synchronizací.

Z vizualizace je odečtena hodnota počtu zpožděných period a ve vykresleném časovém okně obou signálů je proveden odečet času libovolného S1 (PCG) a času S vlny (EKG) opožděného právě o odečtenou hodnotu počtu opožděných period. Pro předbíhající signál PCG je proveden odečet času S vlny v časovém okně v opačném směru.

Nejčastěji je volena délka synchronizačního okna 10 s, ale při nejednoznačném určení posunu periodicity je nutné okno prodloužit např. na 20 s.

Na obrázku 6.3 jsou znázorněny signály EKG a PCG před synchronizací. Na ose y je uvedena normalizovaná jednotka pro oba signály z důvodu rozdílných jednotek.



Obr. 6.3: Normalizovaný časový průběh signálu EKG a PCG před synchronizací s označenými místy odečtu času pro časový interval zpoždění mezi signály.

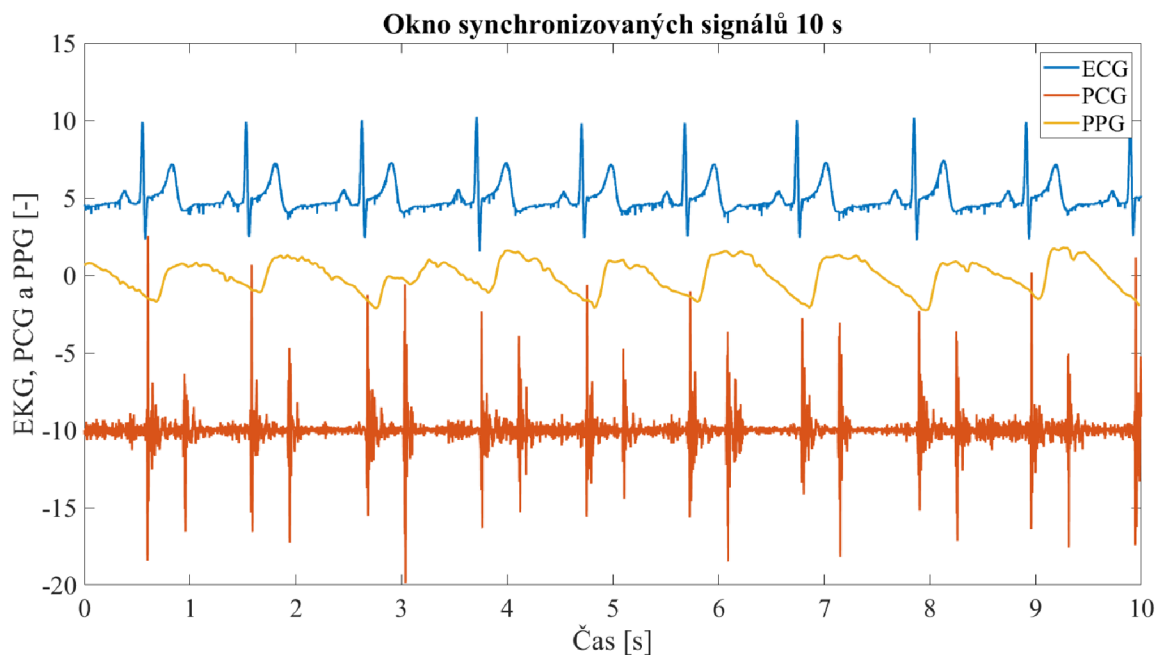
Časová hodnota posunu mezi signály EKG a PCG tedy mezi Finapresem a chytrým telefonem je stanovena jako rozdíl mezi těmito časovými úseky. Hodnota je doplněna do tabulky se synchronizačními časy a při dalším spuštění synchronizačního skriptu v prostředí Matlab se automaticky načte a provede se synchronizace.

Intuitivní synchronizace mezi daty chytrého telefonu a daty přístroje Finapres NOVA se nabízí v časovém srovnání signálů PPG snímaných těmito přístroji. Protože však tyto signály pochází z rozdílného místa na těle (prst levé ruky a pravé ruky) a délka cév od srdce může být různá, tak i průběhy PPG z těchto dvou míst se budou nepatrně lišit. Synchronizace na této bázi byla vyzkoušena, ale ke 100% časové shodě dochází jen zřídka. Většinou se jeden či druhý signál PPG zpožďuje oproti druhému.

Na závěr synchronizace jsou všechny signály seřiznuty na délku nejkratšího ze synchronizovaných signálů. Data jsou uložena v podobě buňkového pole jak je popsáno v této kapitole na konci části Načítání signálů. Ukládané buňkové pole obsahuje signály brachiálního BP, prstového BP, PPG z FinapresNOVA, PPG z mobilu, dvou kanálů PCG, jednoho svodu EKG (II) a časové značky označující začátek jiné fáze měřicího protokolu.

Na obrázku 6.4 jsou vidět již synchronizované signály EKG, PCG a PPG na základě metody popsané v předchozí kapitole. Na ose y je uvedeno měřítko a posun,

který byl upraven tak, aby byly všechny signály dobře vidět. Z obrázku je patrné správné zarovnání, a to v umístění pulzu PPG signálu vždy mezi R vlnami v EKG.



Obr. 6.4: Časové průběhy signálů EKG, PCG a PPG po synchronizaci.

Vzhledem k tomu, že uvedený chytrý telefon Samsung Galaxy S7 umožňuje ukládat video o maximální velikosti 4 GB (cca 20 minut a 15 sekund) a celé měření trvá zhruba 22 minut, je videozáznam jednoho měření automaticky tímto zařízením uložen do 2 souborů MP4. Časový posun mezi těmito videi je cca 1,5 vteřiny (čas pro uložení prvního videozáznamu). Pro synchronizaci druhého videozáznamu byla také využita výše popsaná metoda časového zarovnání.

6.2 Filtrace dat

Mezi časté úkoly předzpracování patří vhodné filtrování zpracovávaných dat. Frekvenční filtraci lze popsat jako zvýraznění či potlačení určitých složek signálu ve frekvenční oblasti. Selektce určitých frekvenčních komponent filtrací se většinou využívá ke zvýraznění oblastí v signálu. V signálu jsou poté tyto komponenty snadněji detekovatelné. V opačném případě jde o potlačení většinou nežádoucích artefaktů jako je např. fyziologický pohyb měřené osoby či technický šum ze sítě.

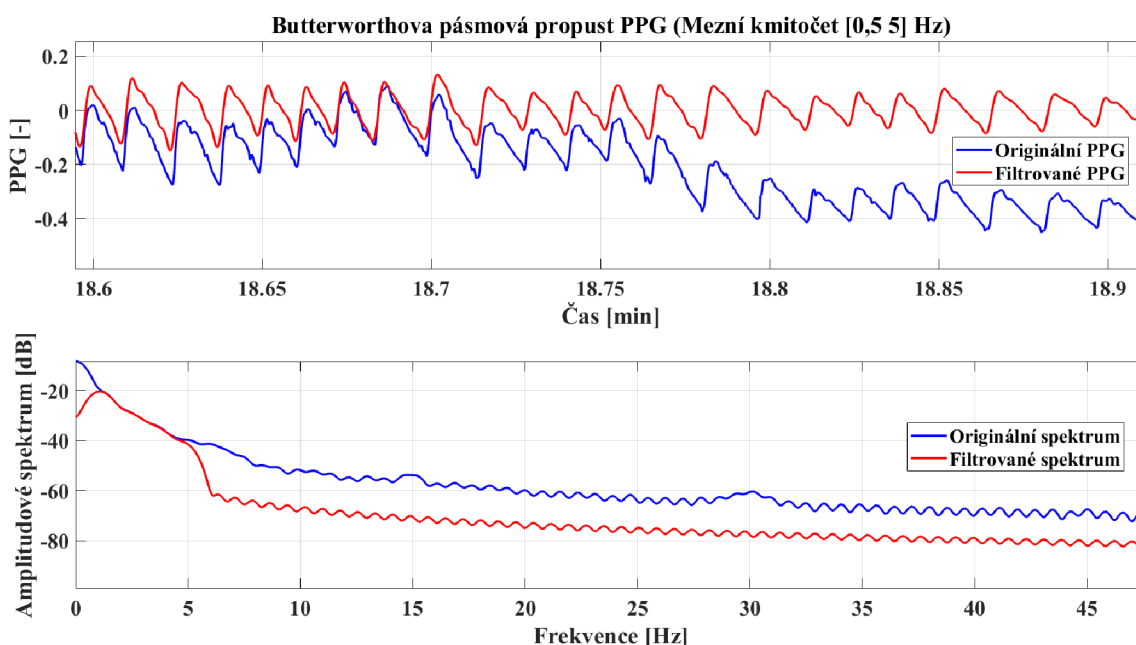
Pro tuto práci je potřeba detekce jednotlivých PPG vln a ozev S1 a S2 z PCG signálu. Zároveň je nezbytné odfiltrovat nežádoucí rušení.

Filtrace fotopletysmografických dat

Pro detekci jednotlivých PPG vln je potřeba potlačit téměř veškeré frekvenční složky kromě oblasti kolem 1. harmonické složky (HR). Tato komponenta se přibližně pohybuje v rozmezí mezi 0,5 Hz a 2 Hz. Proto byla pro filtraci PPG signálu zvolena pásmová propust 2. řádu Butterworthova typu právě s mezními kmitočty 0,5 až 3 Hz a délkou impulzní charakteristiky 7 465.

Takto filtrovaný signál je však ochuzen o užitečnou složku signálu, která se nachází ve vyšších frekvenčních složkách a poskytuje tak jednotlivým PPG vlnám originální morfologii. Proto je pro extrakci příznaků využito signálu, který je filtrovaný pásmovou propustí 3. řádu Butterworthova typu s mezními kmitočty 0,5 až 5 Hz a délkou impulzní charakteristiky 15 645.

Na obrázku 6.5 lze vidět v horní části surový a filtrovaný PPG signál a ve spodní části jejich amplitudová spektra.



Obr. 6.5: V horní polovině je krátký časový úsek filtrovaného a originálního PPG snímaného chytrým telefonem. V dolní polovině je amplitudové spektrum originálního signálu a po filtraci.

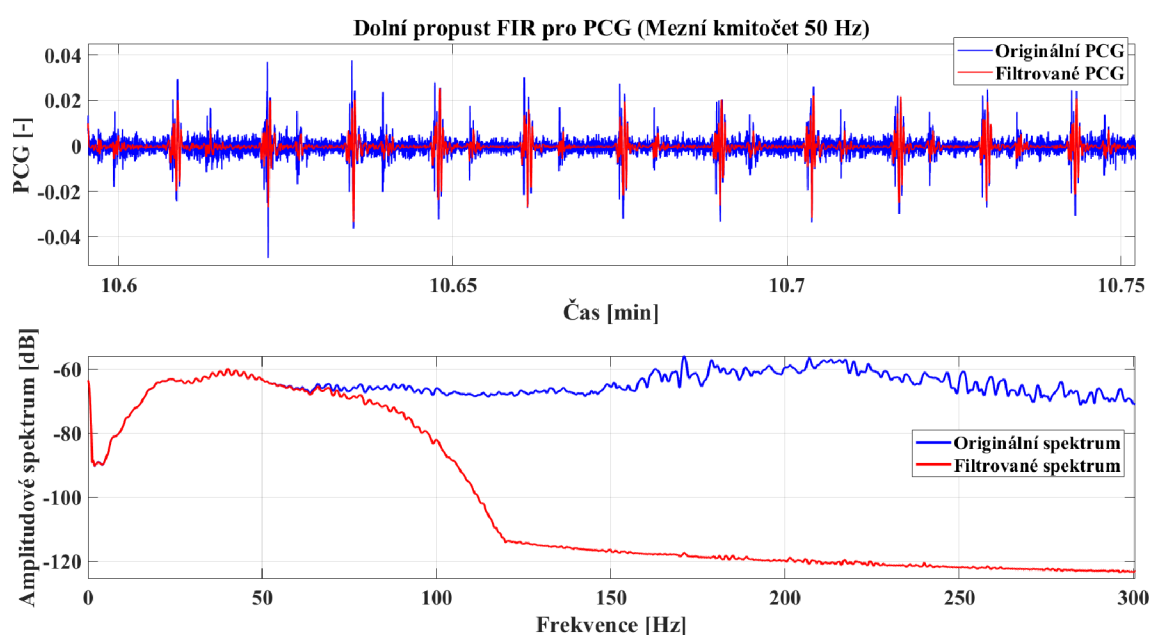
Filtrace fonokardiografických dat

Pro filtraci PCG dat je vhodné využít filtr typu dolní propust. Zde není potřeba filtrovat kolísání stejnosměrné složky signálu. Vzhledem k tomu, že frekvenční komponenty S1, S2, S3 a S4 se vyskytují ve spektrální oblasti do frekvence 250 Hz, mezní frekvence dolní propusti závisí čistě na dalším zpracování. Pro účely vytvoření obálky

a následné detekce srdečních ozv S1 a S2 postačí užitečná část dolní části amplitudového spektra. Srdeční ozva S1 je složena zejména harmonickými složkami v oblasti 25–45 Hz a srdeční ozva S2 obsahuje harmonické složky do 50 Hz. [78]

Byla zvolena filtrace dolní propustí s mezní frekvencí 50 Hz z důvodů omezení zámkitů vyšších harmonických složek v signálu. Pro filtraci byl využit FIR filtr 40. řádu s délkou impulzní charakteristiky 41.

Rozdíl signálu před a po filtraci lze pozorovat v horní části obrázku 6.6. Zatímco v dolní části jsou amplitudová spektra surového PCG a filtrovaného signálu. Z původního amplitudového spektra (modrá) je patrné, že užitečný signál všech srdečních ozv zasahuje do frekvenčních složek amplitudového spektra až k hodnotě 250 Hz.



Obr. 6.6: V horní polovině je krátký časový úsek filtrovaného a originálního PCG snímaného chytrým telefonem. V dolní polovině je amplitudové spektrum originálního signálu a po filtraci.

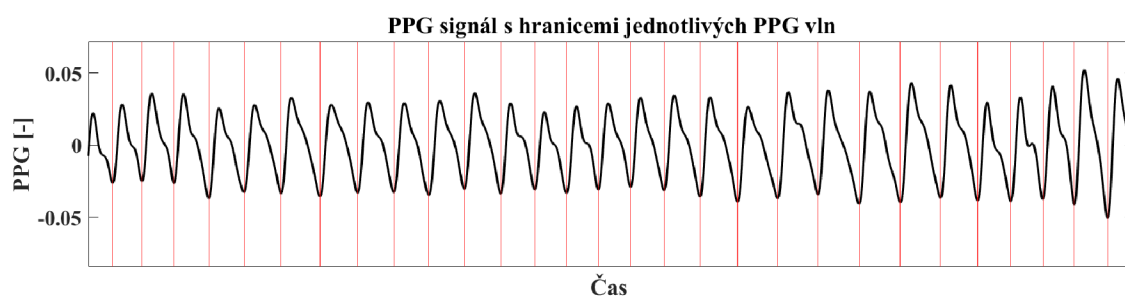
7 Zpracování signálu

Pro účely stanovení BP je nutné určit sadu příznaků z naměřených signálů PPG a PCG. Prvním krokem je detekce jednotlivých PPG vln a dále následné rozměření v časové oblasti. U PPG se jedná o nalezení hranic mezi jednotlivými pulzy a u PCG signálu vytvoření obálky signálu a následná detekce a selekce srdečních ozev S1 a S2.

7.1 Fotopletysmografická data

Jedinou detekcí u PPG signálu je detekce vrcholu jednotlivých PPG vln pomocí funkce *findpeaks* s pravidel minimální vzdálenosti mezi peaky 0,4 s a následné určení pozic minim kolem vrcholu (hranic mezi pulzy). Protože při detekci dochází k menším nepřesnostem, algoritmus dále prochází jednotlivé detekce a ověřuje, zda se jedná o lokální minimum.

Na obrázku 7.1 je výsledek detekce hranic mezi jednotlivými pulzy výše zmíněnou metodou.



Obr. 7.1: Časový průběh signálu PPG s detekovanými hranicemi jednotlivých PPG vln.

7.2 Fonokardiografická data

Samotná filtrace k přípravě dat na detekci nestačí. Je vhodné vytvořit z filtrovaného signálu jeho obálku a tu použít poté k detekci. Vzhledem k výrazně nekvalitním PCG signálům, které jsou zarušeny pohybem a falešnými zvuky, nelze využít pro odhad obálky principu Hilbertovy transformace, která umožňuje vytvořit analytický signál. Pro vytvoření obálky byla zvolena pokročilejší metoda normalizovaný průměr Shannonovy energie (NASE – Normalized average Shannon energy) podle článků [79] a [80]. Zde je uvedena rovnice pro výpočet Shannonovy energie E z PCG signálu x :

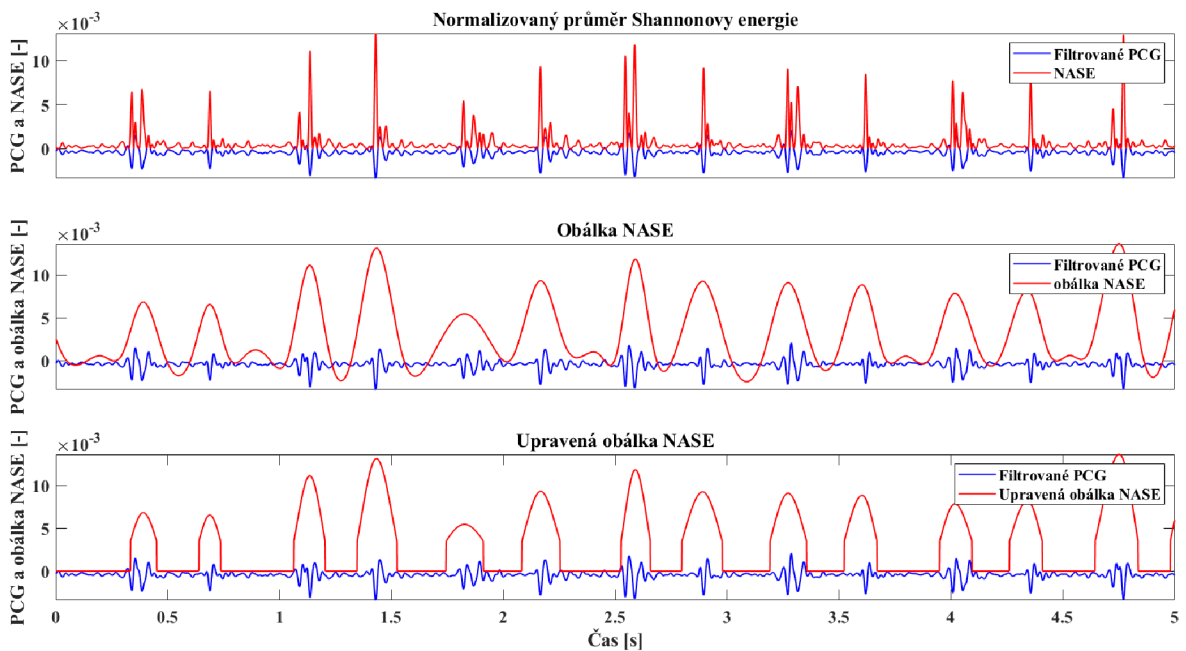
$$E(i) = -x(i)^2 \cdot \log(x(i)^2) \quad , \quad (7.1)$$

a následná normalizace průměrem μ a směrodatnou odchylkou σ signálu E

$$NASE = \frac{E - \mu}{\sigma} \quad . \quad (7.2)$$

Následně je ze signálu NASE počítána analytická obálka pomocí funkce *envelope* a pro zvýraznění srdečních ozev S1 a S2 jsou vynulovány části signálové obálky, které jsou menší než celkový medián obálkového signálu.

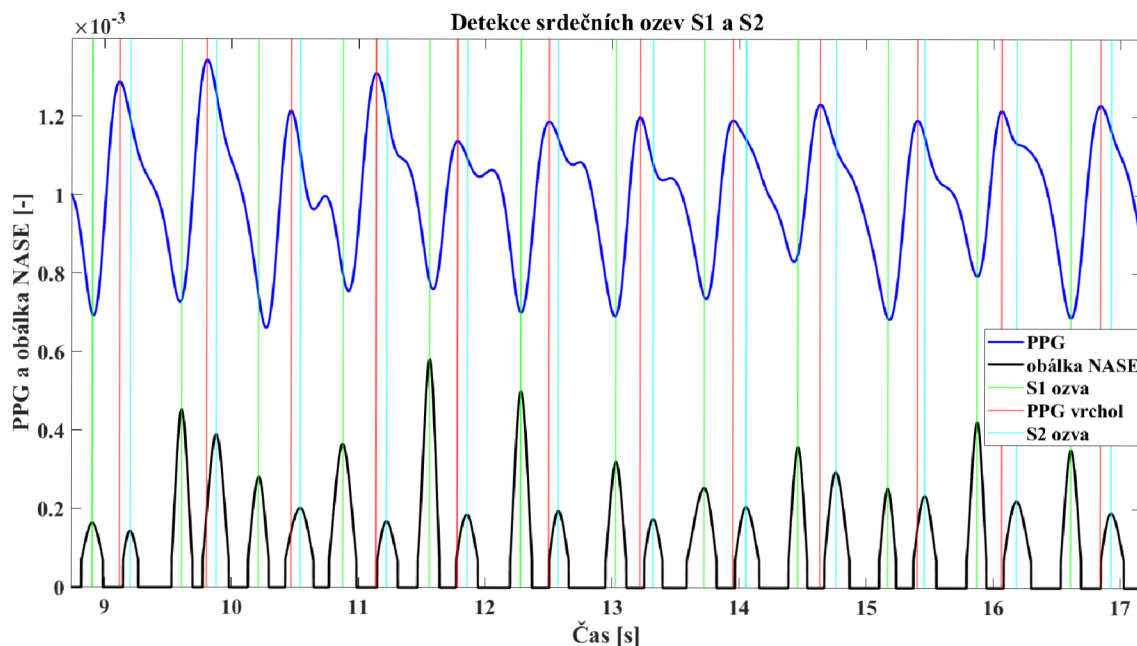
Na obrázku 7.2 je znázorněn postup výpočtu obálky PCG pro úspěšnou detekci srdečních ozev.



Obr. 7.2: Příklad výpočtu signálu NASE a následný výpočet obálky PCG.

V tomto upraveném obálkovém signálu probíhá detekce srdeční ozev na základě předchozí znalosti o poloze detekovaných PPG vrcholů. V signálovém okně mezi dvěma detekovanými vrcholy PPG je nalezena v obálkovém signálu největší výchylka. Ta je hledána v okně od 360 ms do 60 ms před druhým PPG vrcholem. Pomocí funkce *findpeaks* je nalezena pozice maxima, která odpovídá první srdeční ozvě S1. Druhá srdeční ozva S2 je nalezena také pomocí této funkce v časovém okně od první srdeční ozvy S1 po čas, který je stanoven na základě aktuální periody PPG vlny. Časový interval pro detekci druhé srdeční ozvy S2 se mění pro každý pulz a je stanoven tak, že S2 ozva následuje do 66,67 % periody po první srdeční ozvě S1. Tento postup byl zvolen z důvodu velkých nepřesností při pouhé detekci funkcí *findpeaks* v celém signálu obálky NASE.

Na obrázku 7.3 je příkladná ukázka časového okna s detekovanými srdečními ozvami S1 a S2 v obálkovém signálu PCG a s detekovanými vrcholy PPG.



Obr. 7.3: Příklad časového okna signálu PPG a obálky NASE s detekovanými ozvami S1 a S2.

7.3 Stanovení kvality PPG vlny

Z důvodu nízké kvality dat PPG a PCG nahrávané mobilním zařízením bylo potřeba vyřadit nekvalitní PPG vlny pro další zpracování a obecně pro odhad BP. Seznam s popisem empirických podmínek, které musí splňovat jednotlivé pulzy, je uveden níže.

- Vypočítaná hodnota HR pro aktuální pulz (stanovená odečtením času mezi aktuálním a následujícím PPG vrcholem) musí být v rozmezí od 30 do 180 tepů za minutu nebo stanovená perioda (délka aktuálního pulzu) musí být v rozmezí 0,4 až 1,5 s.
- Vrchol pulzu by se měl nacházet mezi 0,075 a 0,35 s od počátku pulzové vlny.
- Šířka vrcholu aktuálního pulzu by měla být po normalizaci v 90 % výšky menší než 0,3 s.
- Počáteční a koncová úroveň výchylky PPG pulzu by měla být po normalizaci menší než 40 % výšky pulzu.

- PPG pulz také není zahrnut do Datasetu 1, pokud se před ním v časovém okně $-0,36$ až $-0,06$ s nevyskytuje v PCG srdeční ozva S1.
- Další podmínkou pro vyřazení je absence srdeční ozvy S2, která by se měla vyskytovat v časovém okně od detekované srdeční ozvy S1 do 66 % doby aktuální periody.
- Dále pokud proběhla detekce srdečních ozev, byl vypočítán časový příznak VTT. Pokud byl delší než 0,7 s, pulz byl vyřazen z datasetu.
- Poslední podmínkou pro vyřazení pulzu z Datasetu 1 byla nemožnost detekce prvního i druhého maxima v signálu první derivace normalizovaného PPG pulzu.

7.4 Extrakce příznaků

Pro správné naučení trénovacího modelu strojového učení je vhodné mít dostatečně velký parametrický prostor. Parametry by na sobě neměly být závislé a měly by disponovat vysokou variabilitou.

V této práci je pro odhad BP využíváno zejména PPG z chytrého telefonu. Je ale možné využít i parametry stanovené na základě PCG jako jsou časy VTT a ET. Kromě příznaků z rozměření PPG vlny lze také jako parametr použít HR odečtenou mezi současným a následujícím vrcholem PPG vlny. [53, 55]

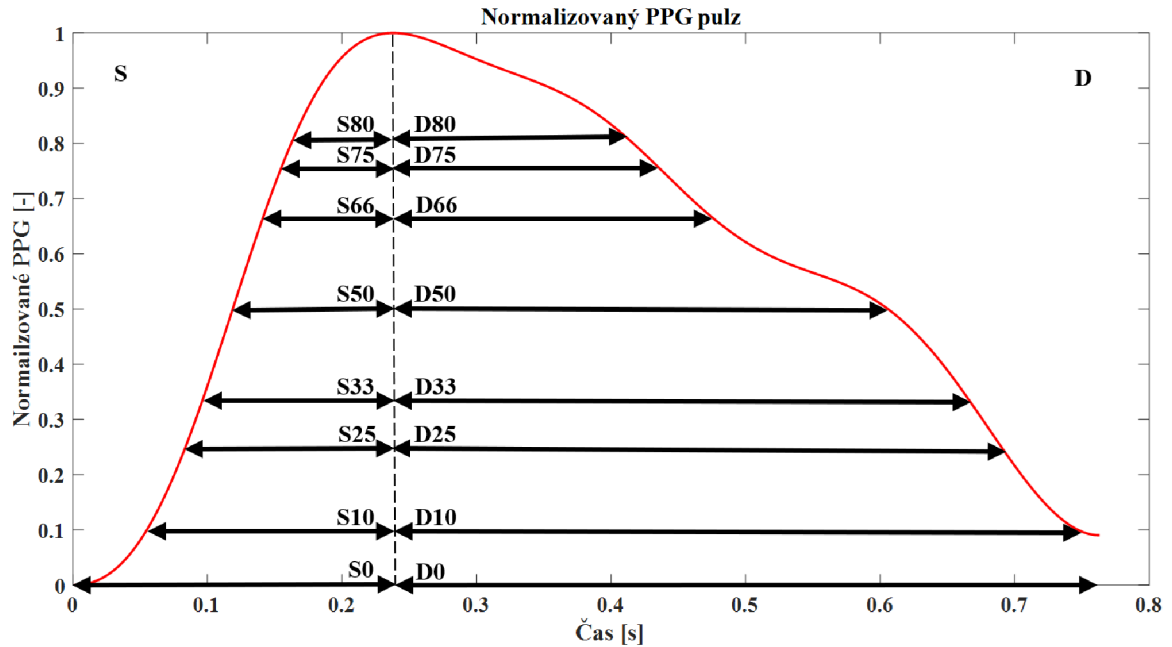
7.4.1 Extrakce příznaků z PPG

V důsledku měnících se artefaktů během snímání signálu PPG se může výchylka pulzu výrazně lišit, a proto ji nelze použít jako parametr pro odhad BP. Veškeré články popsané v podkapitole 3.2.2 se zabývají trénováním modelů strojového učení pomocí příznakového pole vytvořeného z parametrů v časové oblasti. Proto i v této práci bude využita extrakce příznakového pole v časové oblasti.

Každá PPG vlna je samostatně normalizována podle minimální a maximální hodnoty na rozsah 0–1. Normalizace výchylky se provádí z již zmíněného důvodu a také pro účely kvalitního rozměření. Normalizace času může vést ke ztrátě užitečné informace, proto pro trénování modelu bude využito PPG signálu bez časové normalizace.

Rozměření zahrnuje stanovení doby trvání anakrotické a katakrotické části vrcholu pulzu v různých výškách pulzu. V literatuře, jako jsou články [50] a [53], se odečítají parametry systolické a diastolické šířky pro 0%, 10%, 25%, 33%, 50%, 66%, 75% a 80%. Protože anakrotická a katakrotická část odpovídá v článku [50]

systolické a diastolické oblasti, budou dále tyto oblasti označovány stejně jako v uvedené práci. Ukázkou rozměření i s parametry lze vidět na obrázku 7.4. Označení **S** a **D** značí systolickou a diastolickou oblast a číslo za ním definuje procentuální hodnotu normalizované výchylky PPG vlny.



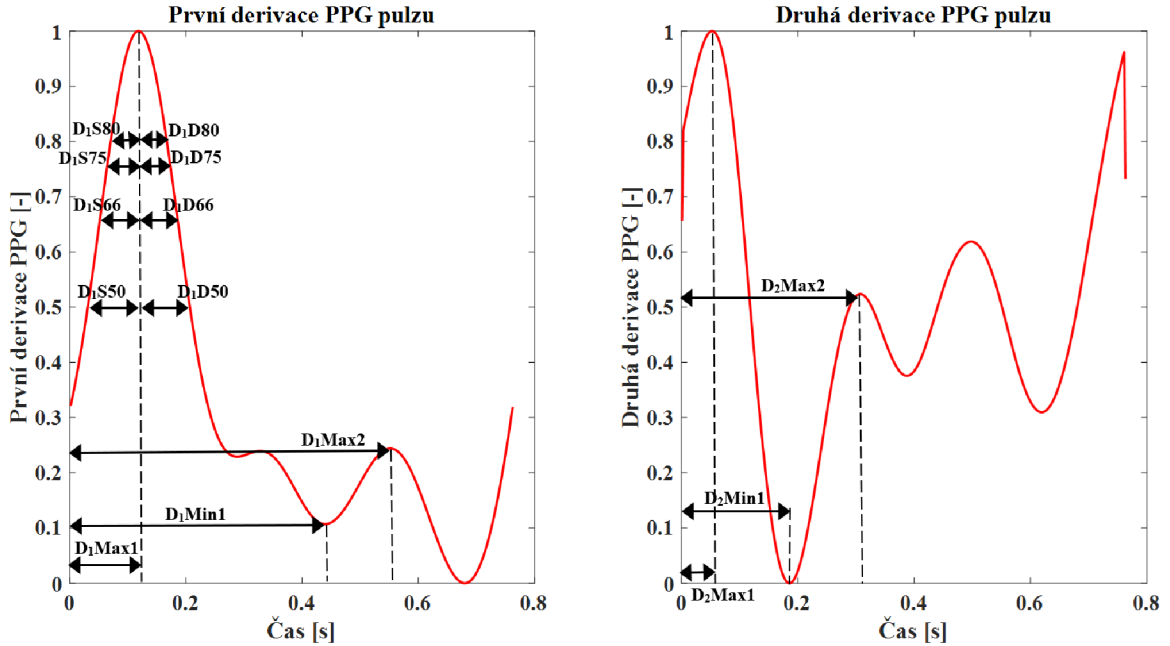
Obr. 7.4: Rozměření pulzní vlny PPG (S/D - systolická a diastolická oblast, číslo - procento z maxima vrcholu PPG).

Dále jsou do příznakového prostoru přidány parametry, které jsou vypočítány poměrem, součtem, rozdílem takto stanovených systolických a diastolických časových intervalů např. poměr S_{10}/D_{10} .

Pro důkladné příznakové popsání dané PPG vlny byla vypočítána první a druhá derivace. [55] Obdobně jako ze surové PPG vlny nebo v článku [81] z nich byly odečteny časové intervaly a následně stanoveny poměry, rozdíly a součty systolických a diastolických časových parametrů. V uvedené práci [81] tyto signály derivací jednotlivých PPG vln jsou navíc využity jako společný vstup do CNN i s originálním PPG pulzem. Z informačního hlediska je vkládání derivací PPG pulzu se samotným surovým pulzem na vstup CNN zbytečné. Důvodem jsou konvoluční vrstvy v CNN, které umožňují různé transformace vstupních dat. Pokud by obě derivace PPG nějak přispívaly k lepšímu odhadu BP, CNN by si při učení nastavila určité konvoluční vrstvy k transformaci na první a druhou derivaci. Proto v této práci není pro odhad BP pomocí CNN využita ani jedna derivace PPG vlny.

Zmíněné derivace i s rozměřeními parametry, které jsou použity v této diplomové práci, jsou znázorněny na obrázku 7.5. I zde k detekci byla využita funkce *findpeaks*. Pro první derivace byl hledán první vrchol D_1Max1 v první půlce pulzu

a druhý vrchol D_1Max2 byl hledán jako poslední vrchol v druhé půlce pulzu. Minimum D_1Min1 bylo poté vyhledáno mezi těmito maximy funkcí *findpeaks* v invertovaném signálu první derivace. V signálu druhé derivace PPG pulzu byl nalezen vrchol D_2Max1 jako první maximum a druhý vrchol D_2Max2 jako následující maximum po prvním. Obdobně jako u první derivace bylo minimum D_2Min1 nalezeno mezi pozicemi maxim funkcí *findpeaks* v invertovaném signálu druhé derivace.



Obr. 7.5: Rozměření první a druhé derivace pulzní vlny PPG.

V kapitole 7.3 jsou uvedené podmínky, aby byla daná PPG vlna zahrnuta do Datasetu 1. Z důvodu velkého množství různých tvarů pulzů (morfologie), byly extrahovány příznaky, které se vztahují ke kvalitě a tvaru signálu. Pro stanovení podobnosti s kvalitním signálem byly na základě rovnice 7.3 a předlohy kvalitních pulzů vypočítány referenční PPG pulzy. Referenčních PPG pulzů bylo celkem 10 a byly vytvořeny pomocí gaussovských křivek tak, aby pokryly kvalitní morfologie PPG vln v databázi. [82, 83]

Jednotlivé referenční vlny jsou počítány dle rovnice 7.3, která je složena ze čtyř harmonických rovnic s tím, že poslední část ($s A_4$) moduluje generovaný PPG signál minimálně. Zde je již zmíněná rovnice:

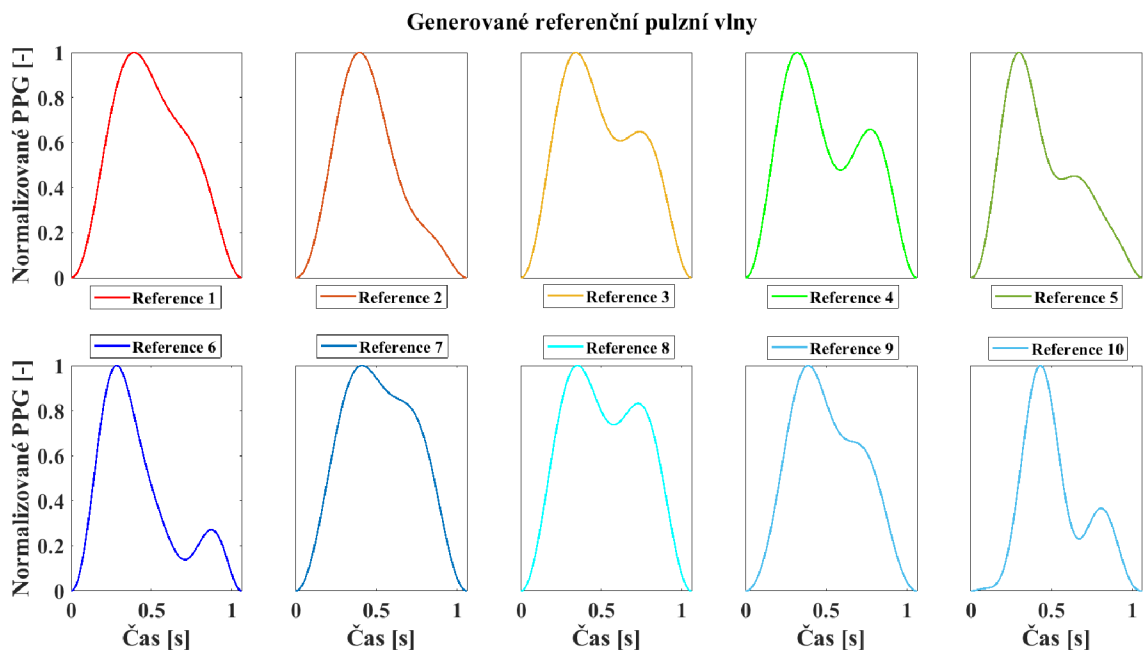
$$F(t) = A_1 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot w \cdot t + c_1) + A_2 \cdot \sin(4 \cdot \pi \cdot w \cdot t + c_2) + A_3 \cdot \sin(6 \cdot \pi \cdot w \cdot t + c_3) + A_4 \cdot \sin(8 \cdot \pi \cdot w \cdot t + c_4) \quad , \quad (7.3)$$

kde A určuje velikost amplitudy, c určují fázová posunutí, t označuje vytvořenou časovou osu (např. 10 s) a harmonická frekvence w byla určena jako okamžitá

tepová frekvence dané pulzní vlny pro porovnávání. Symbol F označuje výsledný časový průběh generovaného PPG signálu. Z něj jsou poté pomocí funkce *findpeaks* nalezena minima mezi generovanými pulzy. Pro konečnou podobu referenčního pulzu je vybrán jeden pulz mezi detekovanými minimy.

Tato rovnice byla vytvořena na základě prací [82], [83], [84] a [85]. Nejčastěji se v nich vyskytuje obecnější matematická formulace pomocí pouze dvou harmonických složek (v rovnici 7.3 pouze části s A_1 a A_2).

Na obrázku 9.2 je zobrazeno 10 referenčních vln, které jsou pro vhodné porovnávání s pulzy z databáze normalizovány podle výchylky na rozsah 0–1. Viditelných změn v jednotlivých referenčních pulzech bylo docíleno modulací proměnných A amplitudy harmonické složky a c fázového posunu v rovnici 7.3.



Obr. 7.6: Vizualizace normalizovaných PPG vln generovaných jako reference.

Aby příznakový prostor lépe popisoval tvar a průběh PPG pulzu, byly dopočítány kvalitativní příznaky. Tyto příznaky byly vypočítány na základě referenčních pulzních vln, a to konkrétně korelační koeficient aktuálního pulzu a referenčních vln a dále např. průměrné kvadratické odchylky (MSE – Mean squared error) mezi referenčními pulzy a aktuální PPG vlnou. Dalšími kvalitativními příznaky byly např. šikmost pulzu a entropie.

7.4.2 Extrakce příznaků z PCG

Z detekovaných pozic srdečních ozev S1 a S2 v signálu obálky PCG a z detekované pozice PPG vrcholu lze odečíst VTT a ET (podle kapitoly 3.2.1). Tyto 2 časové

parametry byly využity jak k samostatnému stanovení BP, tak jako další příznaky pro přístupy MLR.

Nicméně výpočet odhadu BP s pomocí VTT a ET aplikovaný na data naměřená mobilním telefonem selhává, a to zřejmě na pevně stanovených konstantách. Konstanty ve vzorci 3.4 byly stanoveny na základě dat měřených senzorem určeným přímo k měření PPG. Pro určení odpovídající závislosti VTT na BP je potřeba podrobnější analýza. Proto tato metoda odhadu BP nebude dále v této práci rozebírána.

Seznam zde popsaných odečtených i vypočítaných příznaků je uveden v příloze v tabulce E. Jedná se o příznaky kvality samostatné PPG vlny (počet 26), rozměření a kombinace časových intervalů samostatné PPG vlny (počet 33), rozměření a kombinace časových intervalů první derivace PPG vlny (počet 26), rozměření a kombinace časových intervalů druhé derivace PPG vlny (počet 10) a příznaky VTT a ET odečtené pomocí PCG signálu.

Celkově tak ze signálů PPG a PCG bylo extrahováno 97 příznaků.

8 Rozdělení datasetu

Před rozdělením datasetů je nutné definovat zásadní hypotézy porovnání pro tuto práci. Z celkového hlediska budou porovnávány výsledky regresního odhadu SBP a DBP a dále úspěšnost zařazení odhadovaného BP do kategorie.

Z pohledu formátu vstupních dat a vhodnosti pro konkrétní metody pro odhad BP byly vytvořeny 2 obsáhlé datasety. Jejich obsah je uveden níže v odstavcích.

- **Dataset 1**

- Obsahuje 97 příznaků extrahovaných z PPG červeného (R – Red) a zeleného (G – Green) kanálu videozáznamu a jejich kombinaci (R+G), 25 příznaků z dotazníku, kalibrační hodnoty SBP a DBP a referenční hodnoty SBP a DBP.
- Obsahuje zařazení BP do kategorie 0 (hypotenze a normotenze) nebo 1 (prehypertenze a hypertenze) na základě referenčních hodnot SBP a DBP.

- **Dataset 2**

- Obsahuje úseky PPG (3 kanály R,G a B), PCG a BP o délce 3 a 6 sekund s krokem posunu 1 sekunda.
- Obsahuje referenční hodnoty SBP a DBP.

Dataset 1 obsahuje navíc kromě regresních hodnot SBP a DBP také zařazení do kategorie na základě zjednodušení tabulky 1.1. Z důvodu orientačního rozdělení byly zvoleny 2 kategorie. Tlak který má zároveň nižší hodnoty než 135/85 mmHg (SBP/DBP) je kategorizován do skupiny 0, do kategorie pro hypotenzi a normotenzi (dále pouze kategorie Normotenze). Jakmile hodnota BP přesáhne jednu z uvedených hodnot předchozí kategorie, je subjekt zařazen do skupiny 1 pro prehypertenzi a hypertenzi (dále pouze kategorie Hypertenze). Toto rozdělení bylo konzultováno s MUDr. Zuzanou Novákovou, Ph.D. Důvodem binárního rozdělení byl také fakt, že hypotenze neohrožuje lidský život oproti hypertenzi. A proto je významnější detekovat včasné i prehypertenzi, která je zařazena do kategorie 1.

U Datasetu 1 byly porovnávány výsledky stanovení BP mezi jednotlivými MLR přístupy a zároveň výsledky odhadu BP pro příznaky PPG z jiných barevných kanálů R, G a jejich kombinace R+G (dále pouze Červený kanál, Zelený kanál a Červený+zelený kanál).

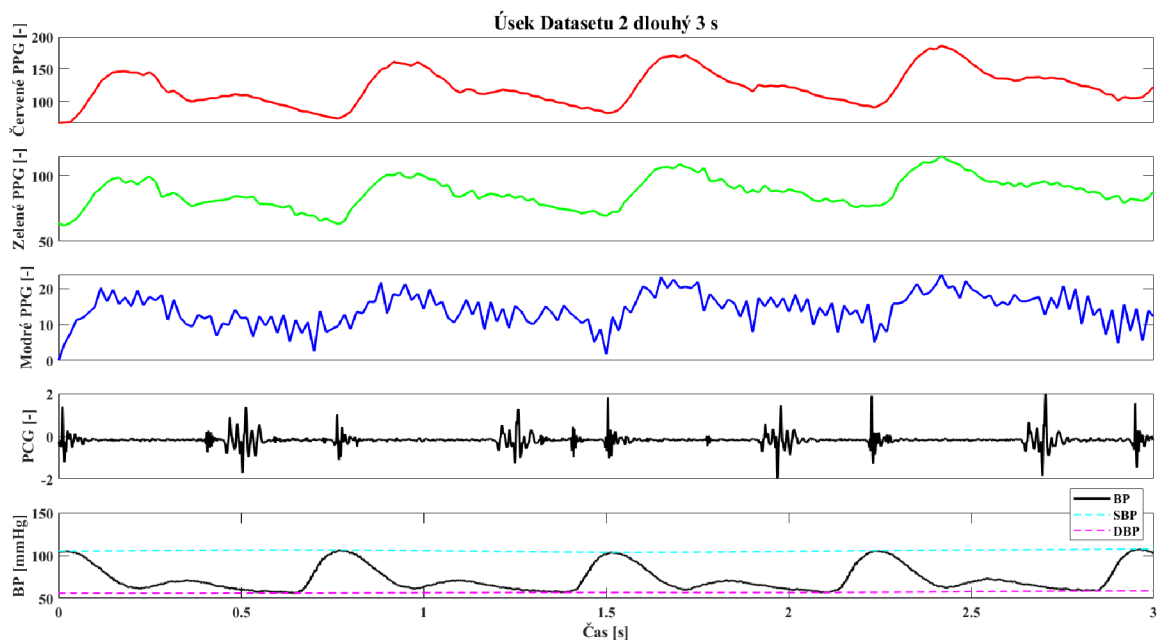
Dataset 2 obsahuje úseky surových signálů PPG a PCG se surovým kontinuálním průběhem BP o stejné délce. Délky signálových úseků pro porovnání byly zvoleny jako 3 a 6 sekund. Z důvodu většího poskytnutí informace, byly do datasetu zahrnuty

PPG nejen z červeného kanálu videozáznamu, ale také ze zeleného a modrého kanálu.

Pro zahrnutí základních personálních informací o měřené osobě do Datasetu 2 byly jednotlivé časové úseky normalizovány v měřítku (minimum–maximum) právě těmito informacemi.

Červený kanál PPG byl normalizován v měřítku na rozsah $Hmotnost-Výška$, zelený kanál PPG byl normalizován v měřítku na rozsah $Kalibrační\ DBP-Kalibrační\ SBP$, modrý kanál PPG byl normalizován v měřítku na rozsah $0-Věk$ a signál PCG byl pro ženy normalizován v měřítku na rozsah $-1-1$ a pro muže $-2-2$.

Příklad 3 sekundových úseků signálů Datasetu 2 je znázorněn na obrázku 8.1.



Obr. 8.1: Časový úsek dlouhý 3 s signálů PPG (RGB kanály), PCG a BP.

U Datasetu 2 byly porovnávány výsledky stanovení SBP a DBP pro regresní 1D CNN pro obě sady s odlišnými délkami signálů a zároveň na základě polohy chytrého telefonu vůči úrovni srdce (např. měření v leže vs. při naklopení). Pro tvorbu sady dat s mobilním telefonem v úrovni srdce byly uvažovány pouze části protokolu:

- Prvních 9 minut (3 minuty klidu, 3 minuty dýchání 6 dechů za minutu a 3 minuty dýchání 15 dechů za minutu)
- Posledních 3–5 minut v klidu po aktivitě (délka se liší u jednotlivých měřených subjektů)

Jako experimentální odhad BP byla vytvořena složitější CNN typu 1D UNet, která demonstruje kontinuální odhad BP pro 3 sekundy dlouhé úseky s měřeným PPG a PCG chytrým telefonem z výškové úrovně srdce Datasetu 2.

Pro porovnání vytvořených dvou datasetů a jejich částí byla vytvořena tabulka 9.1, která se nachází níže. Srovnávaným parametrem byly velikosti (počet subjektů N) a statistické parametry obou datasetů.

Tab. 8.1: Statistické srovnání velikosti datasetů a rozložení SBP a DBP.

Dataset 1	BP	Průměr	SD	Min	Max
			[mmHg]		
Červený kanál ($N = 21\ 536$)	SBP	123,77	18,33	53,26	251,26
	DBP	70,41	13,41	30,29	164,15
Zelený kanál ($N = 22\ 968$)	SBP	124,51	19,04	53,23	251,26
	DBP	70,89	13,55	30,29	164,15
Červený+zelený kanál ($N = 23\ 010$)	SBP	124,08	18,77	53,23	251,26
	DBP	70,75	13,57	30,29	164,16
Dataset 2	BP				
Signály 3 s – Celé měření ($N = 38\ 899$)	SBP	126,35	19,51	40,97	251,85
	DBP	72,66	14,23	27,93	169,61
Signály 6 s – Celé měření ($N = 38\ 755$)	SBP	126,32	19,16	46,97	245,49
	DBP	72,66	14,06	31,24	166,86
Signály 3 s – V úrovni srdce ($N = 21\ 254$)	SBP	127,31	17,04	86,04	243,12
	DBP	71,94	13,12	33,77	135,82
Signály 6 s – V úrovni srdce ($N = 21\ 143$)	SBP	127,29	16,89	86,92	238,92
	DBP	71,95	13,01	34,60	128,63

Pro přehled četností jednotlivých kategorií v Datasetu 1 byla vytvořena tabulka 8.2, která je uvedena níže.

Tab. 8.2: Tabulka četnosti s rozdělení do kategorie pro Dataset 1.

	Kategorie 0	Kategorie 1
Dataset 1	Normotenze	Hypertenze
Červený kanál	15 086	6 450
Zelený kanál	15 927	7 041
Červený+zelený kanál	16 064	6 946

9 Návrh algoritmu

Pro odhad BP existuje v poslední době více různých přístupů, které jsou uvedené např. v [52] nebo [53]. Z důvodu velké rozdílnosti výsledků a malého počtu již publikovaných prací na téma odhad krevního tlaku pomocí smartphonu, bylo pro tuto práci zvolena hypotéza, zda se odhad BP liší pro různé přístupy umělé inteligence (AI – Artificial intelligence). Druhou hypotézou je, zda má kvalita vstupních dat (PPG) vliv na přesnost odhadu BP.

Pro implementaci vývoje, trénování i testování MLR metod bylo zvoleno programovací prostředí Python [86], které je pro tyto účely vhodnější než Matlab. Nejvyužívanějšími knihovnamy v Pythonu pro tuto práci byly *scikit-learn*, *pytorch* a *keras*.

9.1 Přístupy strojového učení

Na základě kapitoly 3.2.2 bylo vybráno několik algoritmů, vhodných pro regresní i klasifikační odhad SBP a DBP. Pro přehled byly vytvořeny tabulky 9.1 a 9.2, které definují nastavení vnitřních parametrů jednotlivých MLR metod. Většina přístupů je shodných. Je ale vhodné zvolit odlišné nastavení podle empirických znalostí či jiného optimalizačního odhadu.

Tab. 9.1: Tabulka regresních MLR přístupů s konkrétním nastavením

Regresní MLR metody	Nastavení vnitřních parametrů
Model lineární (LM)	–
Metoda nejbližšího souseda (k-NN)	Výsledek ovlivňuje 5 nejbližších sousedů.
Rozhodovací stromy (DT)	Maximální hloubka stromu 40. Kriteriální funkcí průměrná absolutní odchylka (MAE – Mean absolute error).
Metoda podpůrných vektorů (SVR)	Typem kernel je 3. stupeň funkce s radiální bází (RBF – Radial base function). Tolerance nastavena na hodnotu 0,00001.
Náhodný les (RF)	Maximální hloubka stromů 40.
Ridge regularizace (RR)	Parametr α nastaven na hodnotu 1.
Lasso regularizace (LR)	Parametr α nastaven na hodnotu 0,0001.
Adaptivní bootstrapping (Adaboost)	Slabé regresory typu RF. Maximální hloubka stromu 40. Počet slabých regresorů 88.
Bootstrap Aggregation (Bagging)	Slabé regresory typu RF. Maximální hloubka stromu 40. Počet slabých regresorů 100.
Umělá neuronová síť (ANN)	Počet skrytých vrstev 3. Počet neuronů skrytých vrstev 128, 256 a 128. Výstupní vrstva pro regresní odhad 2 neurony. Výstupní vrstva pro klasifikaci 1 neuron s aktivační funkcí softmax.
Hluboká neuronová síť (DNN)	Počet skrytých vrstev 6. Počet neuronů skrytých vrstev od 512 po 4096. Výstupní vrstva pro regresní odhad 2 neurony. Výstupní vrstva pro klasifikaci 1 neuron s aktivační funkcí softmax.

Tab. 9.2: Tabulka klasifikačních MLR přístupů s konkrétním nastavením parametrů.

Klasifikační MLR metody	Nastavení vnitřních parametrů
Logistická regrese (LMLR)	Regularizační penalizace je nastavená na $L2$. Balancovaný dataset.
Metoda nejbližšího souseda (k-NN)	Výsledek ovlivňuje 5 nejbližších sousedů. Algoritmus pro výpočet této metody je nastaven na automatický výběr.
Rozhodovací stromy (DT)	Maximální hloubka stromu 40. Kriteriální funkcí je entropie.
Metoda podpůrných vektorů (SVC)	Typem kernel je 3. stupeň RBF. Tolerance nastavena na hodnotu 0,001.
Nelineární Metoda podpůrných vektorů (NuSVC)	Typem kernel je 3. stupeň sigmoidální funkce. Tolerance nastavena na hodnotu 0,0001.
Náhodný les (RF)	Maximální hloubka stromů 40. Balancovaný dataset.
Extra rozhodovací stromy (EDT)	Kriteriální funkcí je entropie.
Adaptivní bootstrapping (Adaboost)	Slabé klasifikátory typu RF. Maximální hloubka stromu 40. Počet slabých klasifikátorů 40.
Bootstrap Aggregation (Bagging)	Slabé klasifikátory typu RF. Maximální hloubka stromu 40. Počet slabých klasifikátorů 40.
Umělá neuronová síť (ANN)	Počet skrytých vrstev 5. Počet neuronů skrytých vrstev 32 až 512. Výstupní vrstva pro klasifikační odhad se 2 neurony s aktivační funkcí softmax vestavěnou v kriteriální funkci křížové entropie.

Výběr všech uvedených MLR metod byl proveden na základě postupů z článků [52], [51], [50], [53], [54], [55], [87], [88], [89] a [90]. Je nutné uvést, že zmíněné články se vztahují na data snímaná certifikovaným PPG senzorem. Většinou je analýza aplikována na dostupný dataset MIMIC II (rozšířená verze MIMIC III), který obsahuje krátké kontinuální záznamy BP a PPG. Počet měřených subjektů v tomto datasetu již přesahuje 60 000, což poskytuje dobré generalizační schopnosti vyvíjených algoritmů. [91]

Nestandardním přístupem odhadu BP se zabývá zmíněný článek [88], který regresně stanovuje BP na základě pravděpodobnosti Gaussovským smíšeným modelem (GMM – Gaussian mixture model).

Mezi klasifikačními MLR přístupy se vyskytuje EDT. Extra rozhodovací stromy se od klasických rozhodovacích stromů liší způsobem konstrukce. Při hledání nej-

lepšího rozdělení do dvou kategorií se pro každý podsoubor náhodně vybraných příznaků vylosují náhodná rozdělení a z nich se vybere nejlepší konstrukce pro kategorizaci.

9.2 Návrh a implementace konvolučních neuronových sítí

Pro inspiraci byla provedena rešerše prací, které se zabývají pokročilými návrhy CNN pro regresní odhad SBP a DBP. Nejvýznamnějšími články, které ovlivnily návrhy CNN pro tuto práci jsou [81], [90], [92], [93], [94], [95], [96], [97] a [98].

Regresní 1D CNN

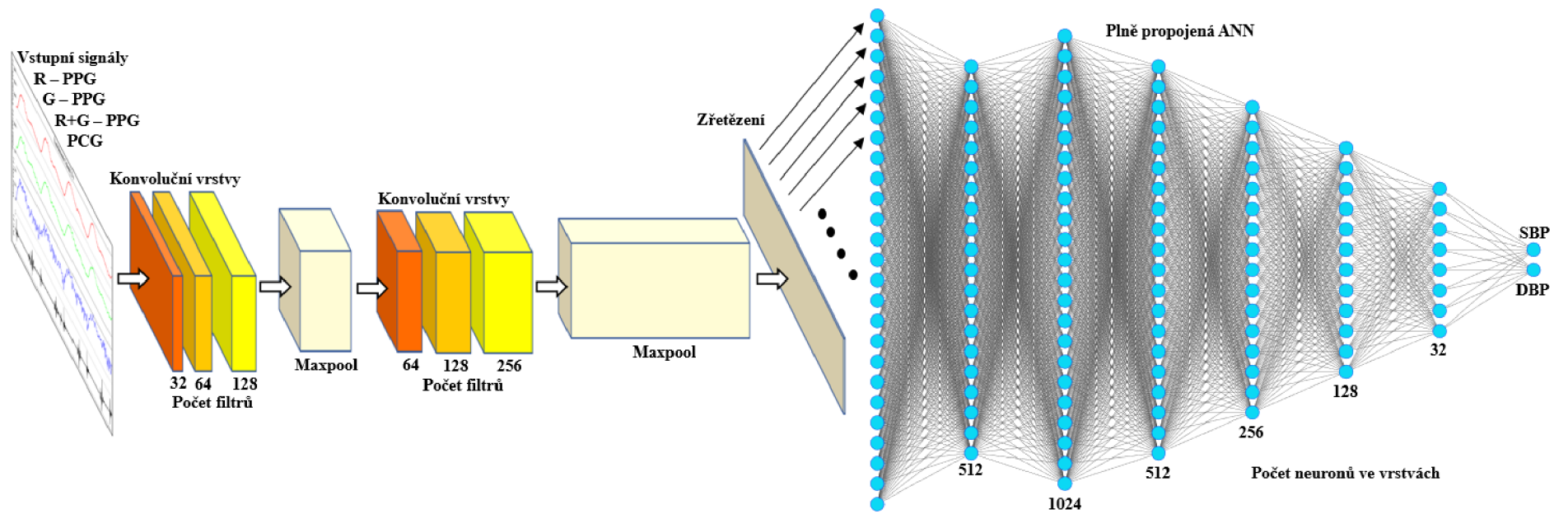
Pro návrh klasické CNN byly využity poznatky z prvních čtyř prací uvedených v předchozím odstavci. Architektura CNN v těchto pracích je velmi podobná. Často se liší pouze počtem konvolučních vrstev či formou vstupu. Proto byla pro tuto práci navržena vlastní CNN, která má na vstupu úseky signálů PPG (RGB kanály) a PCG z chytrého telefonu 3 nebo 6 sekund a na výstupu má průměrný SBP a DBP vypočítaný pro konkrétní úsek signálu.

Typickým blokem pro návrh architektury jsou konvoluční vrstvy, které fungují jako jednotlivé filtry, jejichž impulzní charakteristika se mění během učení sítě. Druhým důležitým blokem určeným k redukcí dimenze jsou vrstvy maxpoolingu, které byly zvoleny s nastavení redukce 2 a krokem 2. To znamená, že po průchodu signálů touto maxpoolingovou vrstvou budou tyto signály zkráceny na polovinu.

Průchodem vstupních signálů konvolučními a maxpoolingovými vrstvami je snahou zmenšit délku signálu a mnohonásobně zvětšit hloubku signálu (filtrované signály). Před plně propojenou ANN je potřeba extrahované příznaky CNN zřetězit.

Důležitou součástí CNN jsou také aktivační funkce. Zde byla využita aktivační funkce typu lineárně oříznutá (RELU – Rectified linear unit), která záporné vstupní hodnoty na výstupu nuluje a kladné hodnoty lineárně převede na výstup. Mezi jednotlivými konvolučními vrstvami je zavedena tzv. batch normalizace, která normalizuje výstup konvoluční vrstvy podle průměru 0 a směrodatné odchylky 1. Ta je použita z důvodu rozdílné distribuce mezi odezvami na filtry a kvůli mizejícímu gradientu.

Konkrétní vytvořená architektura CNN pro tuto práci je znázorněna na obrázku 11.1. Zde jsou uvedeny i počty filtrů v jednotlivých konvolučních vrstvách a také počty neuronů v plně propojené síti.



Obr. 9.1: Architektura 1D CNN navržené pro tuto práci.

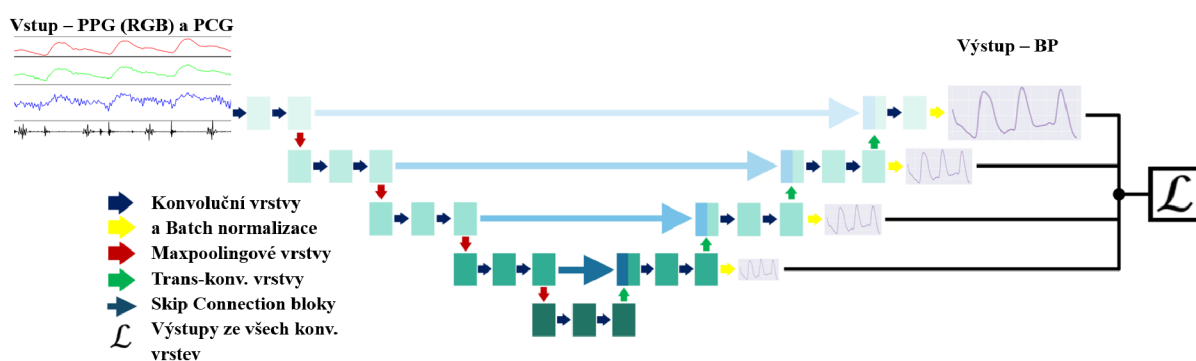
1D UNet

Kontinuální snímání BP by mohl v budoucnu pomoci při vývoji nových bezmanžetových holterovských metod. Doposud jedinou neinvazivní metodou pro kontinuální měření krevního tlaku je Peňázova metoda (2.1), která je ale omezena komplikovaným měřením BP z prstu a nemožnosti mobility přístroje. Z těchto důvodů není možné využít Peňázovu metodu pro dlouhodobou monitoraci BP při běžných činnostech.

Pro experimentální odhad kontinuálního BP byla vytvořena složitější CNN typu UNet. Architektura 1D UNetu byla částečně převzata z článku [98]. Vzhledem k vysoké výpočetní náročnosti, byly počty filtrů v konvolučních i dekonvolučních vrstvách omezeny na velikosti 32, 64, 128, 256 a 512. I tak se výpočet jedné epochy pohyboval na stolním PC s dedikovanou grafikou okolo 30 minut. Pro CNN typu UNet jsou typické skip connection bloky, které propojují výstup jednotlivých konvolučních vrstev se vstupy dekonvolučních vrstev. Stejně jako v klasické CNN jsou využívány maxpoolingové vrstvy. Zde jsou navíc i mezi dekonvolučními vrstvami trans-konvoluční vrstvy, které nadzorkují zpracovávaná data z nižší dekonvoluční vrstvy do vyšší. Výstupem sítě jsou signály BP stanovené každou dekonvoluční vrstvou zvlášť (1 signál originální délka a 3 podvzorkované vždy $2\times$).

Experiment byl proveden na Datasetu 2, konkrétně na sadě obsahující signály PPG (RGB kanály) a PCG délky 3 sekundy naměřené chytrým telefonem ve výškové úrovni srdce. Referenčním signálem pro 1D UNet je 3 sekundy dlouhý úsek brachiálního BP, který zahrnuje minimálně 3 srdeční cykly.

Na obrázku 9.2 je stručná vizualizace navržené 1D UNet s přehlednou architekturou a popisky.



Obr. 9.2: Přehledná ukázka architektury 1D UNet navržené pro tuto práci.

10 Metriky pro hodnocení odhadu krevního tlaku

10.1 Regresní metriky

Jak již bylo zmíněno v kapitole 3, nejčastějšími metrikami pro hodnocení odhadu BP bezmanžetovými zdravotnickými zařízeními jsou AAMI a BHS.

- **Americký standard AAMI**

Zařízení s algoritmem pro stanovení BP splňuje požadavky normy AAMI, pokud je hodnota MAE menší nebo rovna 5 mmHg a hodnota SD menší nebo rovna 8 mmHg. Tyto hraniční hodnoty metrik jsou směrodatné pro algoritmy, které byly testovány na datasetu s počtem měřených osob vyšším než 85. [99]

- **Britský standard BHS**

Britský standard BHS hodnotí algoritmy/zařízení také podle MAE, ale z trochu odlišného hlediska. Jedná se o kumulativní procentuální chybu pro tři různé prahové hodnoty 5, 10 a 15 mmHg. Na základě těchto procentuálních zastoupení chyb pod určitou hranici je odhad algoritmu označen známkou přesnosti A, B, C a nevyhovující D. Hraniční kumulativní procentuální chyby jsou uvedeny v tabulce 11.4. [100]

Tab. 10.1: Hodnocení odhadu krevního tlaku britským standardem BHS. [100]

BHS	Kumulativní procentuální MAE		
	≤ 5 mmHg	≤ 10 mmHg	≤ 15 mmHg
Známka A	60 %	85 %	95 %
Známka B	50 %	75 %	90 %
Známka C	40 %	65 %	85 %
Známka D	–	–	–

Tyto standardy označují zdravotnické zařízení za validní pouze pro algoritmy, které byly testovány na datasetu s počtem měřených osob vyšším než 88. [100]

Pro porovnání výstupů 1D Unet s referencí (kontinuální časový úsek BP) je vhodné uvádět metriku MSE. Výpočet této chyby je společně s MAE vyjádřen v rov-

nicích 10.1 a 10.2, kde x jsou referenční hodnoty, y jsou predikované hodnoty a n je počet testovaných časových úseků. [98]

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n} \quad (10.1)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (10.2)$$

10.2 Klasifikační metriky

Pro dataset 1 je řešena také klasifikační úloha pomocí MLR přístupů. Z tohoto důvodu je potřeba zavést hodnotící metriky, které výstižně popíší správnost zařazení do kategorie BP.

Pro hodnocení klasifikačních úloh se využívá tzv. matice záměn, která je s konkrétními kategoriemi pro tuto práci zobrazena v tabulce 10.2.

Tab. 10.2: Matice záměn pro klasifikaci do kategorií normotenze a hypertenze.

		Predikovaná kategorie	
		Normotenze	Hypertenze
Skutečná kategorie	Normotenze	TP	FP
	Hypertenze	FN	TN

Matice záměn obsahuje počty správně či nesprávně zařazených testovacích vzorků do kategorií:

- **TP** - Pravdivě pozitivní
- **TN** - Pravdivě negativní
- **FP** - Falešně pozitivní
- **FN** - Falešně negativní

Klasicky využívanou metrikou je celková přesnost (Acc – Accuracy). Ta je vyjádřena v rovnici 10.3 a vystihuje celkovou přesnost zahrnující všechny členy matice záměn.

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \cdot 100 \text{ [%]} \quad (10.3)$$

Ta ale často nevystihuje objektivní náhled na přesnost a nebere v úvahu nevyváženost kategorií v datasetu. Z důvodu nerovnoměrně rozdělených kategorií v této práci pro Dataset 1 (viz, tabulka 8.2), není vhodné využívat metriku přesnosti A . Pro reálnější popis výsledků klasifikace se využívají metriky, které zohledňují nevyváženost tříd v datasetu. Mezi ně patří zejména pozitivní prediktivní hodnota (PPV – Positive predictive value) často jako *Precision*, senzitivita (Se – Sensitivity) také jako *Recall* a $F1$ skóre. [101]

V rovnicích 10.4, 10.5 a 10.6 jsou uvedeny výpočty všech tří metrik pomocí hodnot z matice záměn.

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100 \text{ [%]} \quad (10.4)$$

Tato klasifikační metrika udává, kolik vzorků označených za pozitivní je opravdu pozitivních. Pro Dataset 1 s kategoriálním rozdělením na normotenzi a hypertenzi tato hodnota PPV je procentuálním vyjádřením pravděpodobnosti, že testovací vzorek BP nabývá doopravdy hypertenzních hodnot, když klasifikátor tento vzorek zařadil jako hypertenzi.

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100 \text{ [%]} \quad (10.5)$$

Senzitivita klasifikace vyjadřuje úspěšnost, s níž klasifikace určí přítomnost hypertenze u daného testovaného vzorku se skutečným vysokým tlakem. Často se pomocí senzitivity vyjadřuje kvalita klasifikátoru.

$$F1 = \frac{2 \cdot PPV \cdot Se}{PPV + Se} \cdot 100 = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN} \cdot 100 \text{ [%]} \quad (10.6)$$

Skóre $F1$ vyjadřuje průměr PPV a Se. Klasifikátor tedy musí mít pro vysokou hodnotu $F1$ skóre také vysoké obě hodnoty metrik PPV i Se. Tato metrika tedy zahrnuje reálné a větší množství informace o klasifikátoru. Proto při posuzování přesnosti klasifikačních MLR modelů v této práci bylo využito zejména této metriky.

11 Výsledky

11.1 Regresní přístup pro Dataset 1

11.1.1 Porovnání MLR regresorů

V následujících třech tabulkách 11.1, 11.2 a 11.3 je vyhodnocena přesnost stanovení SBP a DBP MLR přístupy podle standardů AAMI a BHS pro příznaky PPG z červeného kanálu, PPG ze zeleného kanálu a z kombinace těchto dvou PPG signálů (součet).

Dataset 1 byl rozdělen na trénovací skupinu 80 % (25/31) a testovací skupinu 20 % (6/31), která obsahovala subjekty s *ID* 005, 013, 014, 016, 024 a 030. Pro stanovení SBP a DBP byly využity všechny regresní MLR přístupy uvedené v tabulce 9.1.

Pro všechny tři sady příznaků Datasetu 1 (R, G a R+G) byla provedena redukce příznaků. Jako vhodná metoda redukce příznaků byla zvolena analýza hlavních komponent (PCA – Principal component analysis). Počet hlavních komponent byl stanoven na 8 s tím, že těchto 8 hlavních komponent s nejvyšším vlastním číslem popisovalo více jak 97 % variance datasetu. Redukce byla provedena na základě analýzy závislosti příznaků na referenčních hodnotách, a to z důvodu irelevance velkého množství příznaků. [102]

Byla vyzkoušena i metoda selekce příznaků maximální redundance a minimální relevance (mRMR – Minimum Redundancy Maximum Relevance) s výběrem 10 příznaků, ale tato úprava příznakového prostoru nevedla k lepším výsledkům. [103]

Při učení **ANN** a **DNN** se ukázalo, že stačí k trénování sítí pouze 100 epoch, kdy se kritériální funkce okolo 85. epochy ustálí a dále se nezmenšuje. Jako kritériální funkce pro trénování regresních modelů bylo zvoleno MAE. Data byla trénována po 16 trénovacích subjektech (příznaky z 16 PPG vln) z důvodu paralelizace a vyšší rychlosti trénování. Optimalizace modelu při trénování bylo dosaženo za použití algoritmu ADAM s krokem učení 0,001. Toto nastavení platí pro **ANN** i **DNN** u všech tří sad příznaků barevných kanálů.

V tabulkách 11.1, 11.2 a 11.3 jsou uvedeny výsledky odhadu SBP a DBP na testovací sadě. Výsledky s nejmenší chybou podle standardu AAMI a nejlepším hodnocením podle standardu BHS jsou zvýrazněny tučným písmem. Přístupy MLR, které dosahují nejlepších výsledků jsou v tabulkách podtrženy černou čarou.

Dataset 1 - Červený kanál

Tab. 11.1: Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG z červeného kanálu.

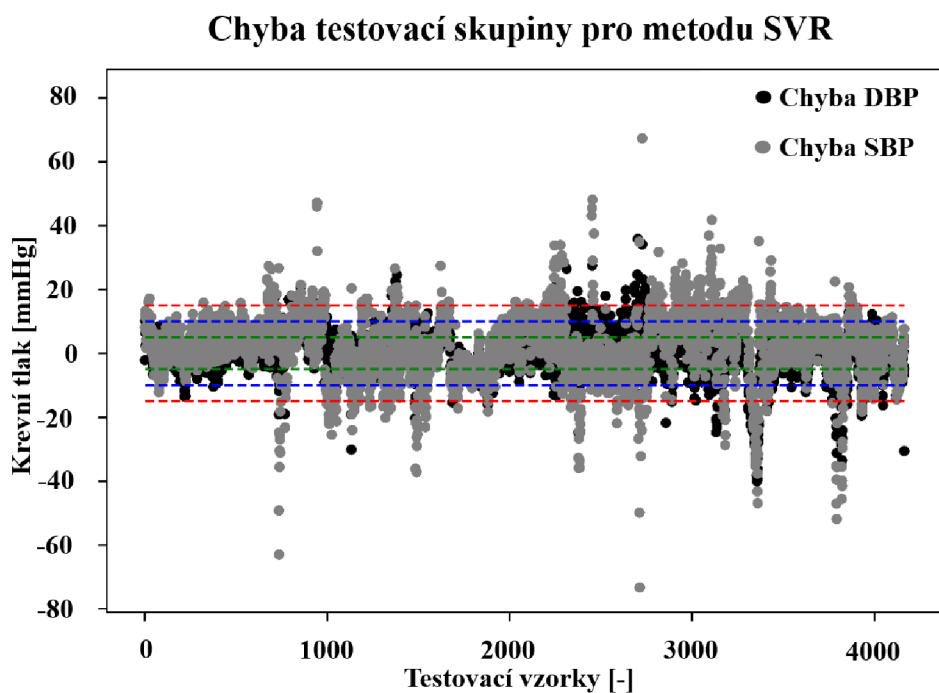
MLR přístupy	BP	AAMI [mmHg]		BHS [%]			BHS
		MAE	SD	≤ 5, 10, 15 mmHg			Známka
LM	SBP	7,60	±6,66	41,0	73,6	89,0	C
	DBP	5,32	±5,00	60,0	87,7	95,9	A
k-NN	SBP	11,65	±9,70	29,3	52,1	70,9	D
	DBP	9,15	±7,19	34,3	62,9	80,1	D
DT	SBP	11,66	±11,17	31,1	56,1	73,5	D
	DBP	8,99	±7,87	37,2	64,8	82,3	D
SVR	SBP	7,68	±6,70	41,7	72,6	88,4	C
	DBP	5,19	±4,94	60,5	88,3	96,2	A
RF	SBP	8,36	±7,52	41,2	68,3	84,0	D
	DBP	6,94	±5,74	45,2	75,2	90,7	C
RR	SBP	7,61	±6,66	41,0	73,7	89,0	C
	DBP	5,32	±5,00	60,1	87,6	95,8	A
LR	SBP	7,60	±6,66	41,0	73,6	89,0	C
	DBP	5,33	±5,00	60,0	87,7	95,9	A
AdaBoost	SBP	9,16	±7,70	36,4	64,3	80,6	D
	DBP	7,17	±5,68	43,4	73,3	90,4	C
Bagging	SBP	7,96	±7,24	43,1	70,2	85,6	C
	DBP	6,74	±5,59	47,1	76,0	91,6	C
ANN	SBP	11,88	±7,83	21,9	44,1	66,5	D
	DBP	7,31	±5,37	40,0	70,7	91,8	C
DNN	SBP	12,05	±9,48	20,2	44,0	63,3	D
	DBP	5,85	±5,99	51,1	76,8	95,0	B

Pro sadu příznaků PPG z červeného kanálu videozáznamu vychází nejlépe pro odhad DBP metoda **SVR** a pro SBP metoda **LM** (podobně i oba regularizační přístupy **RR** a **LR**) podle standardu AAMI. Orientační stanovení kvality algoritmu pro odhad BP podle standardu BHS dopadlo nejlépe hodnocením známkou **C** pro SBP a pro DBP byl algoritmus **SVR** dokonce hodnocen přesnou známkou odhadu **A**.

Nejhůře naopak vychází metody **k-NN** a **DT**, u kterých MAE pro SBP přesáhlo 10 mmHg a pro DBP se pohybuje těsně pod touto hodnotou. Tyto výsledky jsou také podle standardu BHS ohodnoceny známkou **D** a jsou nevyhovující, označené jako nepřesný algoritmus pro odhad BP.

Na obrázku 11.1 je vidět příklad residuálních chyb testovací skupiny modelu SVR pro SBP i DBP. Pro orientačně vizuální hodnocení podle standardu BHS jsou

hranice chyb naznačeny barevnými čarami. Zelené přerušované linky označují hranici chyby 5 a -5 mmHg, modré přerušované linky označují hranici chyby 10 a -10 mmHg a červené přerušované linky označují hranici 15 a -15 mmHg.



Obr. 11.1: Residuální chyby testovací skupiny modelu SVR pro SBP i DBP.

Hranice chyb podle BHS - zelené přerušované linky 5 a -5 mmHg, modré přerušované linky 10 a -10 mmHg a červené přerušované linky 15 a -15 mmHg.

V obrázku 11.1 lze pozorovat, že chyby SBP i DBP se navzájem překrývají. To je způsobeno tím, že se při kontinuálním měření BP u jedné osoby rozpětí mezi SBP a DBP příliš nemění a drží si téměř stálou hodnotu po celých 22 minut měření. Proto chyby odhadu DBP a SBP pro každý testovaný vzorek budou navzájem ovlivněny.

Dataset 1 - Zelený kanál

Tab. 11.2: Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG ze zeleného kanálu.

MLR přístupy	BP	AAMI [mmHg]		BHS [%]			BHS
		MAE	SD	≤ 5, 10, 15 mmHg			Známka
LM	SBP	7,93	±7,30	43,6	71,0	85,5	C
	DBP	5,66	±5,10	54,1	84,9	95,0	B
k-NN	SBP	12,84	±10,45	26,2	48,1	65,4	D
	DBP	9,32	±7,16	33,9	60,6	79,4	D
DT	SBP	11,45	±10,59	31,2	55,8	72,3	D
	DBP	8,21	±7,24	40,5	68,3	85,7	C
SVR	SBP	7,75	±7,04	43,5	72,3	86,7	C
	DBP	5,46	±5,02	55,7	86,6	95,6	B
RF	SBP	9,94	±8,46	35,0	59,9	75,8	D
	DBP	7,56	±6,03	41,2	71,5	89,1	C
RR	SBP	7,93	±7,30	43,6	71,0	85,5	C
	DBP	5,7	±5,09	54,1	84,9	95,0	B
LR	SBP	7,93	±7,30	43,6	71,0	85,5	C
	DBP	5,7	±5,09	54,1	84,9	95,0	B
AdaBoost	SBP	9,95	±8,43	34,2	60,4	76,1	D
	DBP	7,45	±5,85	40,7	72,2	89,4	C
Bagging	SBP	9,55	±8,16	36,5	62,4	77,7	D
	DBP	7,31	±5,82	42,3	72,5	90,0	C
ANN	SBP	10,96	±7,72	25,4	49,2	71,9	D
	DBP	7,11	±5,41	40,7	72,6	92,3	C
DNN	SBP	11,01	±8,23	29,2	48,3	72,2	D
	DBP	6,89	±6,12	41,8	71,5	93,7	C

Pro sadu příznaků PPG ze zeleného kanálu videozáznamu vychází nejlépe pro SBP i DBP metoda **SVR** podle standardu AAMI. Přístupy **LM**, **RR** a **LR** mají horší výsledky podle AAMI než **SVR**, ale podle standardu BHS jsou v oblasti zeleného PPG také vhodné pro stanovení BP. Orientační stanovení kvality algoritmu pro odhad BP podle standardu BHS dopadlo pro zelený kanál nejlépe hodnocením známkou **C** pro SBP a přesnějším odhadem pro DBP hodnocením známkou **B**.

Nejhorší výsledky vychází pro odhad SBP i DBP metodou **k-NN**, kterou není vhodné stanovovat BP vzhledem ke známce přesnosti **D** podle BHS.

Stejně jako u předchozí tabulky 11.1 zesílení metody **RF** pomocí algoritmů **AdaBoost** a **Bagging** nemá na přesnost výsledků odhadu BP významný vliv. Hodnoty metrik pro standardy AAMI i BHS se pro tyto přístupy pohybují blízko sebe.

Dataset 1 - Červený+zelený kanál

Tab. 11.3: Výsledky odhadu BP pomocí algoritmů MLR hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na datasetu 1 pro PPG ze součtu předchozích kanálů.

MLR přístupy	BP	AAMI [mmHg]		BHS [%]			BHS
		MAE	SD	≤ 5, 10, 15 mmHg			Známka
LM	SBP	7,74	±7,02	43,7	72,7	87,4	C
	DBP	5,27	±4,99	60,0	87,3	95,7	A
k-NN	SBP	12,47	±10,43	27,7	50,2	66,9	D
	DBP	8,68	±6,97	36,5	65,6	83,0	D
DT	SBP	11,25	±11,27	32,6	57,4	74,2	D
	DBP	7,99	±6,91	40,1	71,0	86,1	C
SVR	SBP	7,64	±6,87	44,0	72,7	87,9	C
	DBP	5,07	±4,88	61,6	88,5	96,2	A
RF	SBP	9,99	±8,54	34,3	60,5	76,5	D
	DBP	6,96	±5,85	46,9	75,5	90,3	C
RR	SBP	7,74	±7,02	43,7	72,7	87,4	C
	DBP	5,26	±5,00	59,3	87,3	95,7	B
LR	SBP	7,74	±7,02	43,7	72,7	87,4	C
	DBP	5,27	±5,00	59,3	87,3	95,7	B
AdaBoost	SBP	10,24	±8,53	32,8	58,9	75,9	D
	DBP	6,88	±5,73	45,9	75,9	91,1	C
Bagging	SBP	9,57	±8,18	35,1	62,4	78,7	D
	DBP	6,76	±5,69	47,7	76,3	90,9	C
ANN	SBP	9,34	±7,28	30,7	59,9	83,5	D
	DBP	6,63	±5,32	45,1	78,3	93,6	C
DNN	SBP	9,53	±7,32	31,2	58,7	81,3	D
	DBP	6,63	±5,18	44,3	79,1	94,3	C

Pro sadu příznaků PPG z kombinace červeného a zeleného kanálu videozáznamu vychází stejně jako u zeleného kanálu nejlépe pro SBP i DBP metoda **SVR** podle standardu AAMI. Přístupy **LM**, **RR** a **LR** mají horší výsledky podle AAMI než **SVR**, ale podle standardu BHS jsou v oblasti kombinace červeného a zeleného PPG také vhodné pro stanovení BP. Orientační stanovení kvality algoritmu pro odhad BP podle standardu BHS dopadlo pro červený+zelený kanál nejlépe hodnocením známkou **C** pro SBP a doposud nejpřesnějším odhadem pro DBP hodnocením známkou **A**.

Nejhorší výsledky odhadu vychází pro SBP i DBP metodou **k-NN**. Ta má pro oba odhady tlaků známku přesnosti algoritmu **D** podle BHS a není tak vhodná pro odhad BP.

Výsledky jednoduché ANN a složitější DNN podle standardů AAMI i BHS jsou téměř totožné. Z toho lze usoudit, že přidání skrytých vrstev a zvýšení počtu neuronů ve vrstvách nevede ke zlepšení výsledků odhadu SBP a DBP. Naopak obě metody zaostávají v přesnosti stanovení BP oproti MLR přístupům.

Obecně lze vyhodnotit podle výsledků z uvedených tabulek, že odhad DBP je přesnější pro všechny MLR metody než odhad SBP a to průměrně o 2 mmHg.

11.1.2 Porovnání výsledků pro barevné kanály PPG

V tabulce 11.4 jsou porovnány nejlepší MLR přístupy pro odhad DBP a SBP podle barvy kanálu videozáznamu, z kterého bylo extrahováno PPG.

Tab. 11.4: Tabulka porovnání výběru barevného kanálu pro extrakci PPG pro nejlepší metodu MLR.

Dataset 1	Nejlepší		AAMI [mmHg]		BHS [%]			BHS
	Metoda	BP	MAE	SD	≤ 5, 10, 15 mmHg	Známka		
Červený kanál	LM	SBP	7,60	±6,66	41,0	73,6	89,0	C
	SVR	DBP	5,19	±4,94	60,5	88,3	96,2	A
Zelený kanál	SVR	SBP	7,75	±7,04	43,5	72,3	86,7	C
		DBP	5,46	±5,02	55,7	86,6	95,6	B
Červený+zelený kanál	SVR	SBP	7,64	±6,87	44,0	72,7	87,9	C
		DBP	5,07	±4,88	61,6	88,5	96,2	A

Z tabulky 11.4 je patrné, že odhady BP mezi barevnými kanály se liší jen minimálně. Nejpresněji SBP odhaduje metoda LM pro PPG extrahované z červeného kanálu, a to s chybou MAE **7,60±6,66 mmHg**. Tento algoritmus odhadu BP však není validní podle standardu AAMI, jelikož MAE přesahuje 5 mmHg. Podle standardu BHS je klasifikován známkou C, což odpovídá málo přesnému zařízení. Regresní odhad DBP dopadl nejlépe pro PPG vytvořeného součtem extrahovaných signálů z červeného a zeleného kanálu metodou SVR. Podle výsledků na testovací sadě s chybou MAE **5,07±4,88 mmHg** je tento algoritmus na hranici přijetí podle standardu AAMI. To se odráží na známce A podle standardu BHS, která vypovídá o velmi přesném zařízení pro bezmanžetová zařízení pro odhad BP. Z pohledu komplexnosti pro dobrý odhad obou BP je možné využít signál tvořený červeným+zeleným kanálem videozáznamu s využitím MLR přístupu SVR.

11.2 Klasifikační přístup pro Dataset 1

11.2.1 Porovnání MLR klasifikátorů

V následujících třech tabulkách 11.5, 11.7 a 11.8 je vyhodnocena přesnost klasifikace BP pomocí MLR přístupů. Ta je stanovena především metrikou $F1$ skóre. Klasifikace byla provedena stejně jako u regrese na příznacích PPG z červeného kanálu, PPG ze zeleného kanálu a z kombinace těchto dvou PPG signálů.

Rozdělení na trénovací a testovací sadu bylo zachováno z předchozí kapitoly 11.1.1. Pro stanovení SBP a DBP byly využity všechny klasifikační MLR přístupy uvedené v tabulce 9.2.

Pro trénování i testování klasifikátorů bylo využito veškerých 124 příznaků z důvodu vyšší přesnosti oproti redukovanému příznakovému prostoru.

Při učení **ANN** postačilo 100 iterací, kdy se kritériální funkce okolo 90. iterace ustálí a dále se nezmenšuje. Jako kritériální funkce pro trénování klasifikačních modelů byla zvoleno funkce křížové entropie. Data byla trénována po 16 trénovacích subjektech (příznaky z 16 PPG vln) z důvodu paralelizace a vyšší rychlosti trénování. Optimalizace modelu při trénování bylo dosaženo za použití algoritmu ADAM s krokem učení 0,001. Toto nastavení platí pro **ANN** u všech tří sad příznaků barevných kanálů.

V tabulkách 11.5, 11.7 a 11.8 jsou uvedeny výsledky klasifikace BP na testovací sadě. Výsledky s nejvyšší hodnou dané metriky jsou zvýrazněny tučným typem písma. Přístupy MLR, které dosahují nejlepších výsledků jsou v tabulkách podtrženy černou čarou.

Dataset 1 - Červený kanál

Tab. 11.5: Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG z červeného kanálu.

MLR přístupy	Acc [%]	PPV [%]	Se [%]	F1 skóre [%]
LMLR	33,06	27,60	39,52	32,50
k-NN	54,95	53,48	56,43	54,92
DT	62,88	38,63	87,13	53,53
EDT	70,30	67,63	72,98	70,20
RF	76,02	68,58	83,45	75,29
SVC	66,71	28,53	96,88	44,08
nuSVC	68,88	76,55	61,21	68,03
AdaBoost	78,51	74,66	81,25	77,82
Bagging	58,23	73,17	82,72	77,65
ANN	79,12	76,22	51,13	61,21

Pro sadu příznaků PPG z červeného kanálu videozáznamu vychází porovnávaná metrika $F1$ skóre nejlépe pro MLR přístup **AdaBoost** se slabými klasifikátory typu **RF**, a to s hodnotou **77,82 %**. Právě algoritmy **RF** a **Bagging** (také se slabými klasifikátory typu **RF**) mají také vysokou hodnotu $F1$ skóre, ale lehce nižší než metoda **AdaBoost**.

Nejhorší přesnost klasifikace vykazuje na testovací sadě metoda **LMLR**. Ta má hodnotu PPV i Se nižší, než **40 %**, což není považováno za přesnou klasifikaci.

Pro klasifikaci algoritmem **AdaBoost** je níže uvedena matice záměn 11.6 vytvořená na základě matice 10.2.

Tab. 11.6: Matice záměn pro klasifikaci metodou AdaBoost pro Dataset 1 červeného kanálu.

		Predikovaná kategorie	
		Normotenze	Hypertenze
Kategorie			
Skutečná kategorie	Normotenze	2635	318
	Hypertenze	216	937

Dataset 1 - Zelený kanál

Tab. 11.7: Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG ze zeleného kanálu.

MLR přístupy	Acc [%]	PPV [%]	Se [%]	F1 skóre [%]
LMLR	63,57	80,61	47,67	59,91
k-NN	48,85	75,14	15,61	25,85
DT	56,40	86,01	28,26	42,55
EDT	68,33	80,26	59,08	68,06
RF	49,34	89,02	12,88	22,51
SVC	65,58	86,08	47,39	61,13
nuSVC	45,45	80,15	5,96	11,09
AdaBoost	52,16	88,65	18,62	30,77
Bagging	50,67	88,50	15,72	26,70
ANN	63,63	86,52	43,02	57,47

Pro sadu příznaků PPG ze zeleného kanálu videozáznamu vychází porovnávaná metrika $F1$ skóre nejlépe pro MLR přístup **EDT** s **68,06** %. Tato metoda má zároveň nejvyšší hodnotu Se a to **59,09** %. Druhým nejpřesnějším algoritmem pro tento barevný kanál je lineární metoda **SVC** s $F1$ skóre **61,13** %. Všechny metody přesáhly hodnotou PPV hranici **75** %, což predikuje vysokou pravděpodobnost, že testovaný vzorek BP je ve skutečnosti hypertenzní a zároveň je zařazen právě do kategorie hypertenze.

Nejhorší přesnost klasifikace podle metriky $F1$ skóre vykazuje na testovací sadě nelineární metoda **NuSVC**. Tento přístup má sice vysokou hodnotu PPV , ale Se je menší než **6** %.

Dataset 1 - Červený+zelený kanál

Tab. 11.8: Výsledky klasifikace BP pomocí algoritmů MLR na datasetu 1 pro PPG z kombinace červeného a zeleného kanálu.

MLR přístupy	Acc [%]	PPV [%]	Se [%]	F1 skóre [%]
LMLR	63,88	83,19	43,90	57,48
k-NN	52,13	75,68	20,49	32,25
DT	66,65	86,67	47,28	61,19
EDT	62,98	78,19	46,37	58,21
RF	52,80	90,74	16,83	28,39
SVC	64,74	85,78	43,85	58,03
nuSVC	45,26	76,47	2,23	4,34
AdaBoost	53,72	89,92	18,89	31,22
Bagging	54,42	88,70	20,66	33,52
ANN	59,51	86,59	32,17	46,91

Pro sadu příznaků PPG z červeného+zeleného kanálu vychází porovnávaná metrika $F1$ skóre nejlépe pro MLR přístup **DT** s **61,19** %. Podobné výsledky dosahují i lineární metoda **SVC** a metoda **EDT** s $F1$ skóre větším než **58** %. Všechny metody přesáhly hodnotou PPV hranici **75** % stejně jako u zeleného kanálu. Dokonce hodnota PPV pro algoritmus **RF** přesáhla hranici **90** %.

Nejhorší přesnost klasifikace podle metriky $F1$ skóre dosahuje opět nelineární metoda **NuSVC**. Tento přístup má sice vysokou hodnotu PPV , ale Se je menší než **5** %.

11.2.2 Porovnání výsledků pro barevné kanály PPG

Ve srovnání výsledků regresních odhadů SBP a DBP se výsledky klasifikace mezi barevnými kanály liší mnohem více. To může být způsobeno nerovnoměrně rozdělenými kategoriemi a velkým množstvím příznaků. Nastavené balancování kategorií u přístupů **LMLR** a **RF** nemá nijak velký vliv na přesnost klasifikace v porovnání s ostatními přístupy bez zahrnutí balancování kategorií.

V tabulce 11.9 jsou porovnány nejlepší MLR přístupy pro klasifikaci normotenze a hypertenze podle barvy kanálu videozáznamu, z kterého byly extrahovány příznaky PPG.

Tab. 11.9: Tabulka porovnání nejlepších výsledků klasifikace BP pomocí algoritmů MLR mezi barvami kanálů.

Dataset 1	Metoda	Acc [%]	PPV [%]	Se [%]	F1 skóre [%]
Červený kanál	AdaBoost	78,51	74,66	81,25	77,82
Zelený kanál	EDT	68,33	80,26	59,08	68,06
Červený+zelený kanál	DT	66,65	86,67	47,28	61,19

Z tabulky 11.9 je patrné, že klasifikace BP mezi barevnými kanály se liší. Nejlepším barevným kanálem z pohledu výsledků metrik *Se* a *F1* skóre pro klasifikaci je extrahovaný signál PPG z červeného kanálu videozáznamu. Pomocí klasifikační varianty **AdaBoost** se slabými klasifikátory **RF** bylo dosaženo **77,82 %** *F1* skóre. Lze tedy konstatovat, že tento klasifikátor umožňuje 4 z 5 BP zařadit správně do kategorie normotenze nebo hypertenze. O necelých 10 % je s **68,06 %** *F1* skóre horší metoda **EDT** pro příznaky extrahované ze zeleného kanálu.

11.3 Regresní stanovení krevního tlaku pomocí 1D CNN a 1D UNet pro Dataset 2

11.3.1 Porovnání výsledků pro 1D CNN

V tabulce 11.10 jsou porovnány výsledky odhadu SBP a DBP pomocí 1D CNN pro 2 délky vstupních signálů a mezi naměřenými daty z celého protokolu a daty měřeními pouze ve výškové úrovni srdce. Nejlepší výsledky jsou zvýrazněny tučným písmem a název sady dat a délka úseků podtrženy.

Tab. 11.10: Výsledky odhadu BP pomocí 1D CNN hodnoceny podle standardů AAMI a BHS na Datasetu 2.

Dataset 2	Délka úseků	BP	AAMI [mmHg]		BHS [%]			BHS Znamka
			MAE	SD	≤ 5, 10, 15 mmHg			
Celé měření	3 s	SBP	11,23	±9,56	25,7	49,3	75,4	D
		DBP	8,65	±6,49	38,6	51,4	75,7	D
Celé měření	6 s	SBP	12,48	±8,33	18,3	42,8	71,2	D
		DBP	9,15	±8,21	34,2	49,7	71,9	D
<u>Z úrovně srdce</u>	<u>3 s</u>	SBP	9,85	±8,25	28,7	53,7	76,2	D
		DBP	6,98	± 6,25	42,1	71,7	92,3	C
<u>Z úrovně srdce</u>	<u>6 s</u>	SBP	10,06	± 6,67	27,7	52,8	76,2	D
		DBP	7,19	±5,04	43,2	72,2	92,1	C

Pro trénování bylo využito stejného rozdělení na trénovací a testovací množinu jako u všech dosavadních regresních přístupů. Počet epoch byl zvolen na 100 a ukázalo se, že kritériální funkce MAE se po 80. epoše už téměř nemění. Učící krok byl stanoven na hodnotu 0,001 s optimalizačním algoritmem ADAM. Trénování probíhalo po 32 trénovacích subjektech (32 úseků signálu PPG a PCG) z důvodu paralelizace a urychlení trénování 1D CNN.

Rozdíly výsledků podle AAMI mezi jednotlivými sadami dat jsou nepatrné. Podle standardu BHS jsou vhodnějšími vstupními daty 1D CNN pro regresní odhad SBP a DBP úseky signálu z videozáznamu chytrého telefonu měřené ve výškové úrovni srdce. Dále jsou jako vstupní data pro modely CNN podle výsledků standardu AAMI vhodné kratší úseky vstupních signálů PPG a PCG.

11.3.2 Výsledek experimentálního stanovení kontinuálního BP pomocí 1D UNet

Pro trénování bylo využito stejného rozdělení na trénovací a testovací množinu jako u MLR a CNN přístupů. Počet epoch byl pro velkou výpočetní náročnost zvolen na 10 a ukázalo se, že kritériální funkce MAE se po 3. epoše už téměř nemění. Učící krok byl stanoven na hodnotu 0,001 s optimalizačním algoritmem ADAM. Trénování probíhalo po 16 trénovacích subjektech (16 úseků signálu PPG a PCG) z důvodu paralelizace a urychlení trénování 1D UNet.

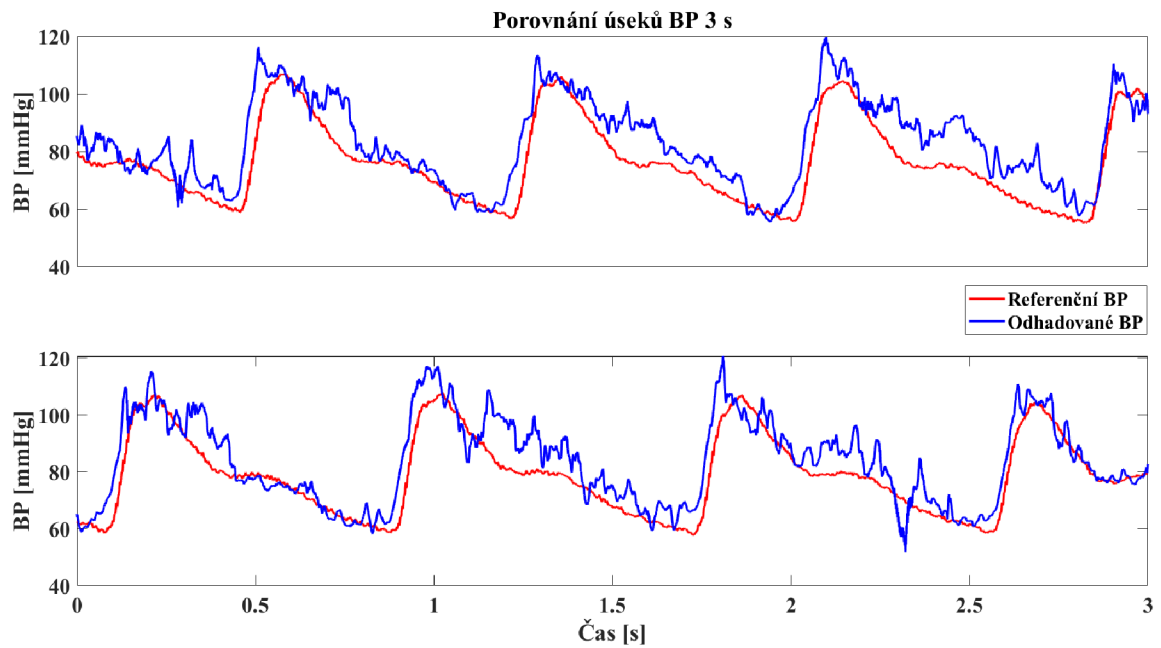
Vstupní data byla vybrána na základě vhodnosti vstupních dat pro modely CNN podle výsledků tabulky 11.10. A tedy úseky délky 3 s a data pouze z úseků měření chytrým telefonem v úrovni srdce.

Průměrná chyba MAE pro BP na testovací množině je **14,21±0,65 mmHg**. Tento výsledek je přijatelný z pohledu velikosti testovací množiny, z kterého je MAE počítáno. Konkrétně se jedná o součin počtu testovacích úseků a velikosti signálu ve vzorcích cca $4 \cdot 100 \times 1 \cdot 000 \text{ Hz} \times 3 \text{ s}$.

Odhadnuté úseky BP slouží dále k regresnímu stanovení BP na testovací množině. Z odhadnutého kontinuálního úseku BP je odečtena průměrná hodnota BP, která je na tak krátkém úseku (3 s) téměř totožná s MAP. Podle rovnice 1.2 byla pomocí vypočítaných referenčních hodnot SBP a DBP pro Dataset 2 (délky úseků 3 s dat měřených v úrovni srdce) stanovena průměrná hodnota PP. Ta je pro tuto sadu přesně rovna 55,37 mmHg. Jedná se o průměrný rozdíl mezi SBP a DBP. Dále byla na základě rovnice 1.1 a empiricky stanoveného PP vypočítána pro každý testovaný úsek BP hodnota SBP přičtením 36,9134 mmHg ($2/3$ PP) ke stanovenému MAP a hodnota DBP odečtením 18,4567 mmHg ($1/3$ PP) od stanoveného MAP. Výsledkem je regresní odhad SBP a DBP pro odhadovaný úsek BP.

Stanovená chyba MAE pro testovací skupinu je podle standardu AAMI rovna **8,00±6,45 mmHg** pro DBP a **6,07±5,17 mmHg** pro SBP. Podle standardu BHS je stanovení DBP ohodnoceno známkou **C** a stanovení SBP dokonce hodnoceno známkou **B**. To vypovídá o dalším přesném přístupu regresního stanovení BP pomocí dat z chytrého telefonu.

Na obrázku 11.2 lze vidět porovnání 2 referenčních úseků BP a úseků BP odhadnutých pomocí 1D UNet.



Obr. 11.2: Porovnání 2 náhodně vybraných úseků BP z testovací množiny kontinuálního stanovení BP pomocí 1D UNet. Jedná se o data měřená pouze v úrovni srdce a úseky dlouhé 3 s.

12 Diskuse

12.1 Problematika experimentálního měření

Během experimentálního měření dat v rámci diplomové práce se vyskytly problémy, jejichž odstranění by vedlo ke snadnějšímu měření a k více kvalitním datům. Některé problémy se nedaly vyřešit jednoznačně a potřebovaly by důkladnou analýzu a jiná řešení než jsou ta dosavadní. Níže jsou popsány a diskutovány nejzásadnější problémy a návrh jejich řešení do budoucna.

- **Snímací frekvence chytrého telefonu**

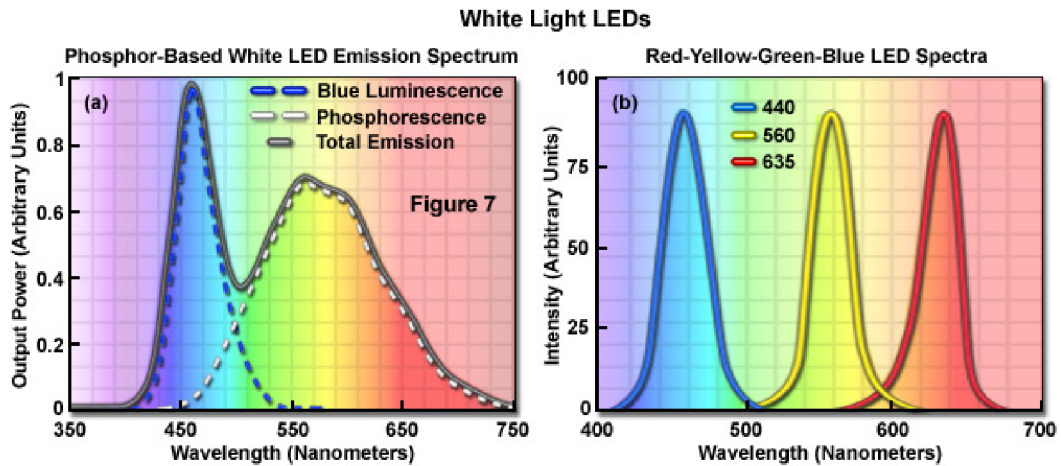
Chytrý telefon Samsung Galaxy S7 při snímání videa s nastavenou pevnou vzorkovací frekvencí 60 Hz (60 FPS – Frames per second) často nahrává videozáznam s neceločíselnou snímkovací frekvencí. Při načítání videozáznamu byly hodnoty snímkovací frekvence často menší než 60 Hz, a to např. 59,987 Hz nebo 59,678 Hz. Tento jev je nejspíše daný nekvalitním generátorem hodinového signálu (krystalem), jehož kvalita u smartphonů pro účely uživatelského používání kamery nevyžaduje dokonalé přesnosti z pohledu vzorkování snímků. Důvodem může být fakt, že lidské oko od 24 FPS nerozezná zásadní změnu vzorkovací frekvence videa (typické u natáčení filmů). [104, 105]

Po signálové stránce se o až tak velký problém nejedná. Ten nastává při využívání implementovaných funkcí pro zpracování signálů v prostředí Matlab. Veškeré funkce vyžadují celočíselný vzorkovací kmitočet. Signál byl převzorkován s využitím lineární intrpolace na celočíselnou frekvenci, která byla zvolena podle vzorkovací frekvence signálu EKG, a to 1 000 Hz.

- **Osvětlení prstu LED**

Při nahrávání videozáznamu prstu chytrým telefonem je pro zvýšení kvality extrahovaného signálu vhodné mít rozsvícenou LED, která částečně prosvěcuje koneček prstu. Tato LED je bílá a její emisní spektrum pokrývá celé pásmo vlnových délek viditelného světla.

Na obrázku 12.1 je emisní spektrum bílé LED (a) v porovnání se spektrem červeno-žluto-zeleno-modré LED (b). Druhý příklad LED (b) se využívá ve speciálních aplikacích, kde se neemitované složky spektra např. detekují při fluorescenčních jevech.



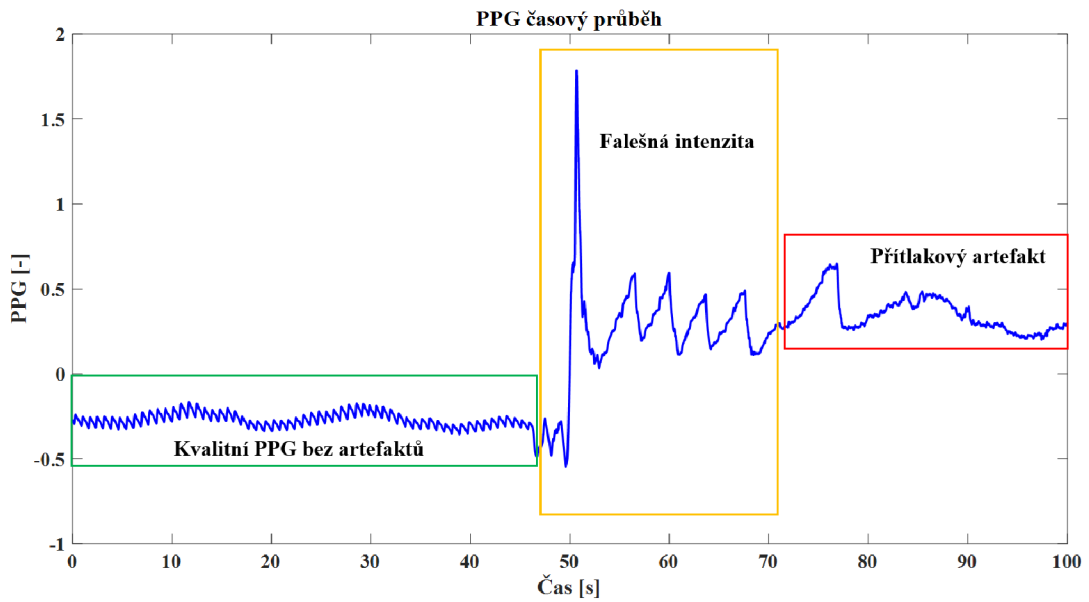
Obr. 12.1: Emisní spektra bílé LED (a) a červeno-žluto-zeleno-modré LED (b).
Převzato z [106].

Protože krev nejlépe absorbuje červené/infrachervené světlo o vlnové délce vyšší jak 650 nm, není bílá LED ideální zdrojem světla na prosvícení prstu na rozdíl od LED zdrojů v certifikovaných PPG senzorech. Proto kvalita extrahovaného PPG může být ovlivněna složením emisního spektra LED daného chytrého telefonu. Dále LED často neprosvěcuje přímo prst, ale svítí na něj z boku, takže její účinnost je mnohem menší než při přikrytí celé LED prstem.

- **Pohyb prstu při nahrávání videozáznamu**

Během měření videozáznamu by měl být prst (nejčastěji ukazováček pravé ruky) po celou dobu lehce přiložen na čočku objektivu fotoaparátu mobilního zařízení. Zároveň by s prstem měřená osoba neměla vůbec pohybovat. Vzhledem k tomu, že je dobrovolník při měření protokolu vystaven fyzické zátěži, která se provádí ve stoje, musí s chytrým telefonem manipulovat a tím dojde k posunu prstu vůči čočce kamery a změně intenzity přtlaku prstu. K tomuto může dojít v jiných částech protokolu. Zejména u starších osob, které se zúčastnily měření, docházelo postupně ke křehovitému držení chytrého telefonu a tím k velkému přtlaku na čočku kamery. V tomto případě poté modulace intenzity jasu na snímcích videozáznamu neodráží téměř žádnou pulzaci. Tyto problémy způsobují velké změny v kamerou zachycené intenzitě světla, což většinou vede ke skokovým změnám i v PPG signálu.

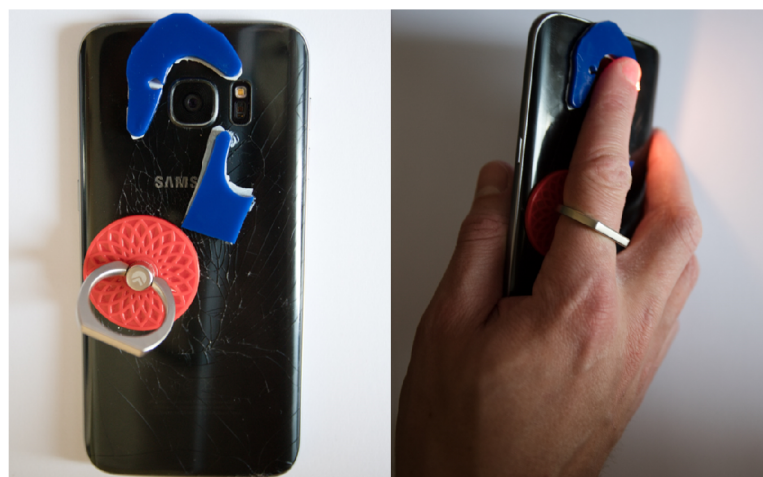
Na obrázku 12.2 je příklad kvalitně naměřených PPG dat (zelená) a znehodnocených dat příliš velkým přtlakem na čočku kamery (červená) a falešnou intenzitou (žlutá), která vzniká při pohybu prstu a na snímač kamery se dostane skoková intenzita okolního světla.



Obr. 12.2: Časový průběh extrahovaného PPG z červeného kanálu videozáznamu.

Dosavadním řešením je kontrola displeje mobilního telefonu při experimentálním měření, zda je prst správně přiložen na objektivu kamery. Pokud měřený během nahrávání posune prst mimo kameru, měřitel jej upozorní a posune mu prst zpět na správnou pozici.

Pozdějším řešením byla úprava zadní strany chytrého telefonu ve formě doplnění mantinelů pro prst tak, aby zabránily nechtěnému pohybu prstu vůči kameře. Tyto úpravy jsou viditelné na fotografii 12.3 Samsungu Galaxy S7. Vlevo je fotografie samotného chytrého telefonu s přilepenými mantinelu a vpravo je fotografie úspěšné fixace prstu na kameře díky provedeným úpravám.



Obr. 12.3: Fotografie Samsung Galaxy S7 po úpravě. Vlevo je telefon s přilepenými mantinelu a vpravo je příklad úspěšné fixace prstu na kameře.

V budoucnu by měla být vyvinuta měřicí aplikace s podporou pro Android i iOS, která by byla určena přímo pro tento účel a snímala, počítala a zobrazovala by aktuální PPG signál, díky čemuž by bylo možné kontrolovat kvalitu průběžně. Potenciálně by lepším řešením byl současný přenos dat do notebooku pro lepší kontrolu experimentátorem celého průběhu měření.

Protože měřená osoba během měření protokolu vykonává cca 1–2 minuty fyzickou aktivitu (dřepy nebo výpady), musí s chytrým telefonem vstát a pevně jej držet ve své ruce. Z již zmíněného důvodu jsou data z této části měření velmi zarušená a pro odhad BP nebyla v této diplomové práci využita.

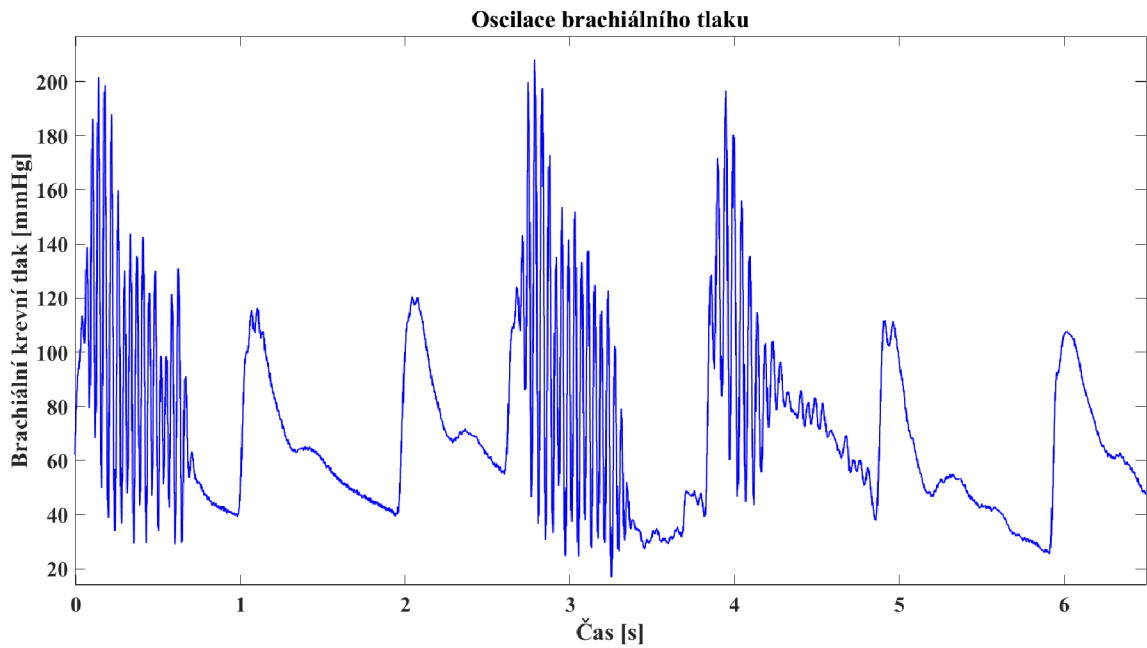
- **Velikost prstové manžety a morfologie prstu**

Jelikož má každý člověk různě tvarované články prstů, může nastat situace, kdy manžetka Finapres NOVA nedokáže správně obejmout prostřední článek prostředníčku. Zejména se tak děje u kónických kloubů, kdy velikost kloubu prstu dosahuje mnohem většího objemu tkáně než prostřední článek nad ním. Při nasazení manžetky na takto vyvinutý článek prstu způsobí, že vnitřní plášť manžetky nepřilne přímo na tkáň. Finapres NOVA poté neumožňuje nafukovat manžetku do extrémních hodnot tak, aby vnitřní část přilnula k tkáni článku prstu. Na signálu se to projeví extrémní opakovanou oscilací, kdy se přístroj snaží manžetku dofouknout do požadované velikosti.

V tomto případě je řešením zkusit měření na spodním článku prostředníčku a nebo na jiném prstu. V databázi pro tuto práci se vyskytují 2 takovéto osoby. U jedné proběhl pokus o měření, ale z již uvedených důvodů nebylo možné měřit referenci. Také se ukázalo, že při hraniční velikosti manžety pro danou měřenou osobu, je vhodné zvolit menší velikost.

Přístroj Finapres NOVA také neumožňuje měřit děti a dospívající. Důvodem je již popsána problematika velikosti a tvaru článků prstů pro stanovení BP Peňázovou metodou. Druhým důvodem je nemožnost změnit velikost manžety u oscilometrického tlakoměru pro měření kalibračních hodnot BP na Finapres NOVA. Třetím důvodem je odlišná fyziologie krevního tlaku dětí a tím i nevhodnost kalibračních přepočtů tlaku prstového na brachiální. [69]

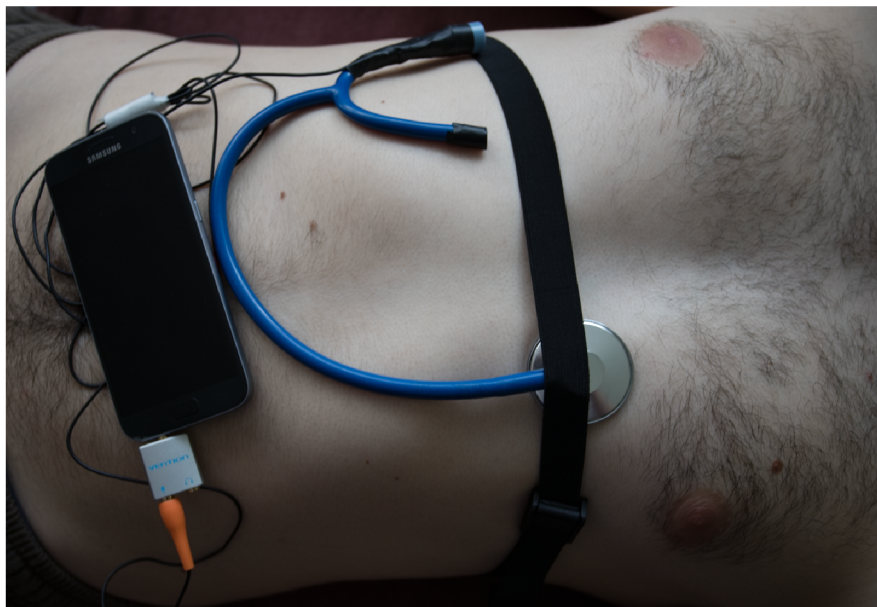
Na obrázku 12.6 je příklad oscilace BP způsobená nemožností přilnutí vnitřního povrchu manžetky ke tkáni prstu. Prudce kolísající tlak v prstové manžetce vyvolá podobné změny i signálu BP, který byl zaznamenán akvizitním zařízením Vernier se vzorkovací frekvencí 1 000 Hz. Tento úsek signálu nebyl využit jako reference pro odhad BP pomocí chytrého telefonu.



Obr. 12.4: Časový průběh referenčního brachiálního tlaku s viditelnými oscilacemi.

- **Nahrávání fonokardiografického záznamu**

Pro monitoraci PCG v oblasti srdce při experimentálním měření bylo využito externího mikrofону zavedeného do koncové části fonendoskopu. Mikrofon byl připojen do chytrého telefonu pomocí redukce do vstupu/výstupu jack 3,6 mm. Tuto inovaci je možné vidět na fotografii 12.5.



Obr. 12.5: Fotografie umístění a zapojení externího mikrofónu pomocí fonendoskopu na hrudníku v oblasti mitrální chlopně.

Aktuální řešení bylo zavedeno z důvodu eliminace okolního rušení při experimentálním měření protokolu. Měřený má po celou dobu konec fonendoskopu připevněn elastickým popruhem na hrudníku v oblasti auskultačního místa mitrální chlopně.

Budoucím řešením je nahrávání videozáznamu i zvukového záznamu přímo mobilním telefonem přiloženým mikrofonom na hrudníku v oblasti auskultačního místa mitrální chlopně. Zároveň by snímání mělo trvat podstatně kratší dobu (cca 1 minutu). Při experimentálním měření pro tuto práci by přímé nahrávání vestavěným mikrofonom chytrého telefonu způsobilo v závislosti na délce měření (až 25 minut) nepohodlí a křeč v horní končetině, která by chytrý telefon svírala při nahrávání. Zároveň by extrahované PPG bylo křečovitým držením znehodnoceno. Proto z důvodů zachování kvality obou signálů měřených chytrým telefonem byla zvolena varianta nahrávání audiozáznamu externím mikrofonom.

- **Export dat z Finapres NOVA**

Jak již bylo zmíněno v kapitole 4.3, zdravotnický prostředek Finapres NOVA a jeho aktuální verze softwaru neumožňují exportovat surová data v podobě signálových průběhů. Při měření takle skutečnost způsobuje komplikaci při ovládní dalších dvou akvizičních zařízení současně (Vernier a Biopac). Dále je komplikací zpracování dat z více akvizičních zařízení, a to zejména synchronizace mezi daty z chytrého telefonu (PPG a PCG), Finapres NOVA (časové značky a rozměřené signály EKG a BP), Vernier (BP z prstu, BP z brachiály referenční a PPG z prstu) a Biopac (II svod EKG a BP z prstu). Toto zpracování je zbytečně komplikované a složité. Řešením je aktualizace již vydanou novou verzí softwaru Finapres NOVA, která umožňuje exportovat všechna měřená data v surovém formátu jako časové průběhy. Tato aktualizace softwaru se chystá na podzim roku 2023.

- **Synchronizace spouštění**

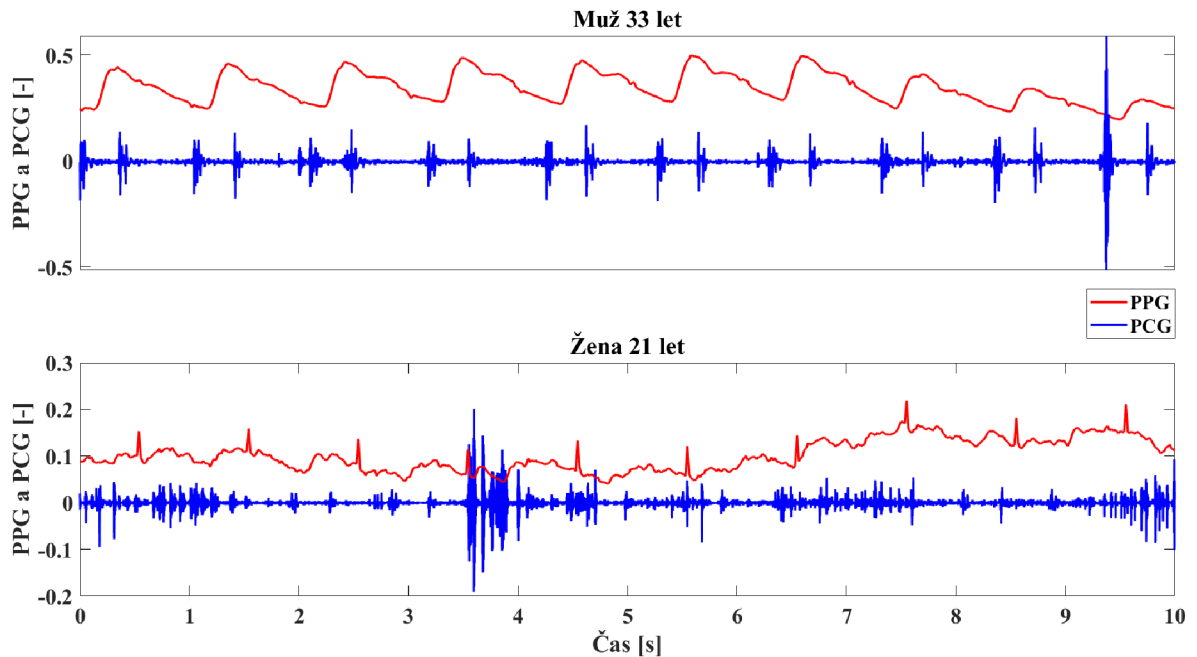
Problém z předchozího odstavce má za následek to, že není možné, aby jeden měřitel zapnul všechna zařízení ve stejný čas. Tento dopad složité akvizice byl zmírněn měřením se dvěma měřiteli, kdy po dobré spolupráci bylo zpracování dat (resp. synchronizace) lépe proveditelné.

- **Kvalita dat PPG z pohledu pohlaví a věku**

Je známo, že muži mají obecně větší srdeční výdej i silnější aktivitu srdce. Z tohoto důvodu je v extrahovaných záznamech PPG u mužů mnohem výraznější

modulace pulzních vln než u žen. To samé je patrné i v PCG záznamech, kdy mužské srdeční ozvy jsou snadno oddělitelné od okolního rušení a jejich výchylka je velmi výrazná (S1 i S2). Z pohledu kvality dat pak lépe měřitelnými pulzovými změnami disponují více muži než ženy. Přesto vytvořený dataset obsahuje dostatečně kvalitní modulaci PPG a PCG i od ženských subjektů.

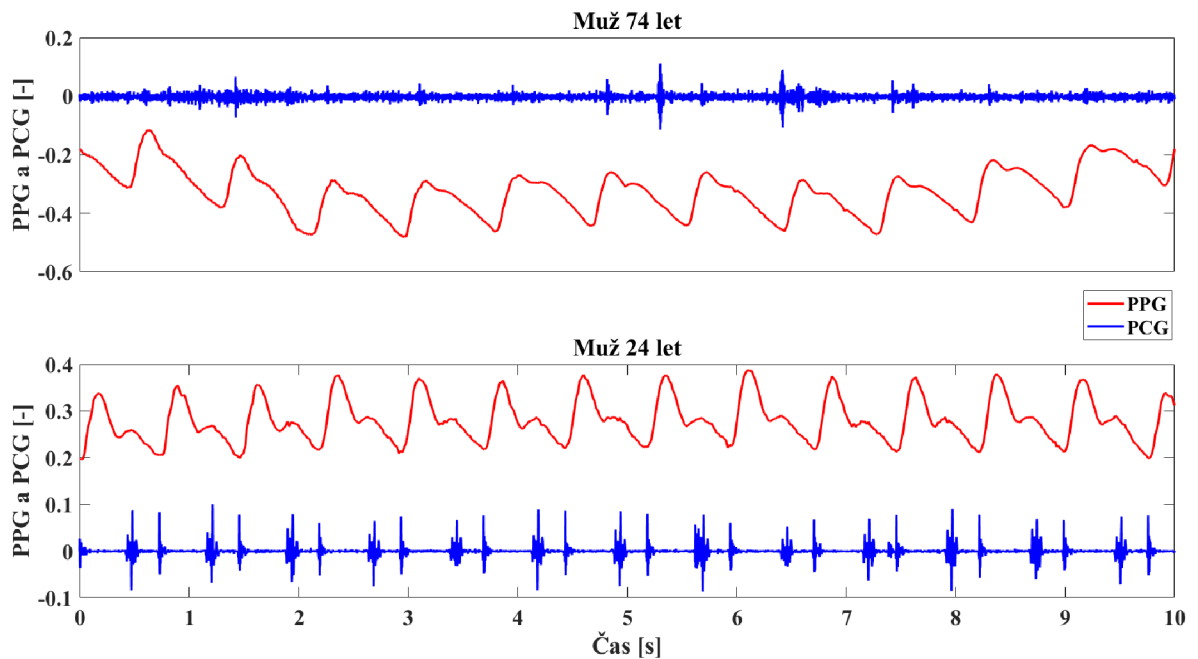
Na obrázku 12.6 je patrná rozdílná modulace PPG a PCG u muže 33 let a u ženy 21 let.



Obr. 12.6: Porovnání morfologie PPG a PCG mezi mladým mužem 33 let a mladou ženou 21 let.

Zajímavým příznakem z pohledu kvality dat je také věk. Čím je měřená osoba starší, tím je zejména ovlivněno PCG. K užitečné složce tohoto signálu se také přidává rušení způsobené lehkým třeselem těla a zejména šum vznikající při ztíženém dýchání. Kvalita srdečních ozev v PCG je snížena s věkem z důvodu klesající výkonnosti srdce a přibývajících množství vnitřního tuku, který tlumí srdeční ozvy. Signál PPG je věkem ovlivněn hlavně v časovém průběhu. Morfologie pulzních vln se s přibývajícím věkem liší. Příčinou je zvyšující se periferní odpor kapilár v prstech a snižující se elasticita cévních stěn. Důvodem je také častá stenóza cévního systému. I přesto, že periferní cévy s věkem ztrácí elastickou vlastnost v podobě pulzního rozpínání a smršťování kapilárních stěn, kvalita modulace pulzů zůstává v rámci tepové frekvence zachována. U mladších osob je často patrný i dikrotický zářez, který jasně odděluje systolickou a diastolickou oblast PPG vlny. Rozdílnost v modulaci signálů PPG

a PCG pro 2 muže s 50letým věkovým rozdílem je znázorněna v krátkých časových úsecích na obrázku 12.7.



Obr. 12.7: Porovnání morfologie PPG a PCG mezi mladým mužem 24 let a starším mužem 74 let.

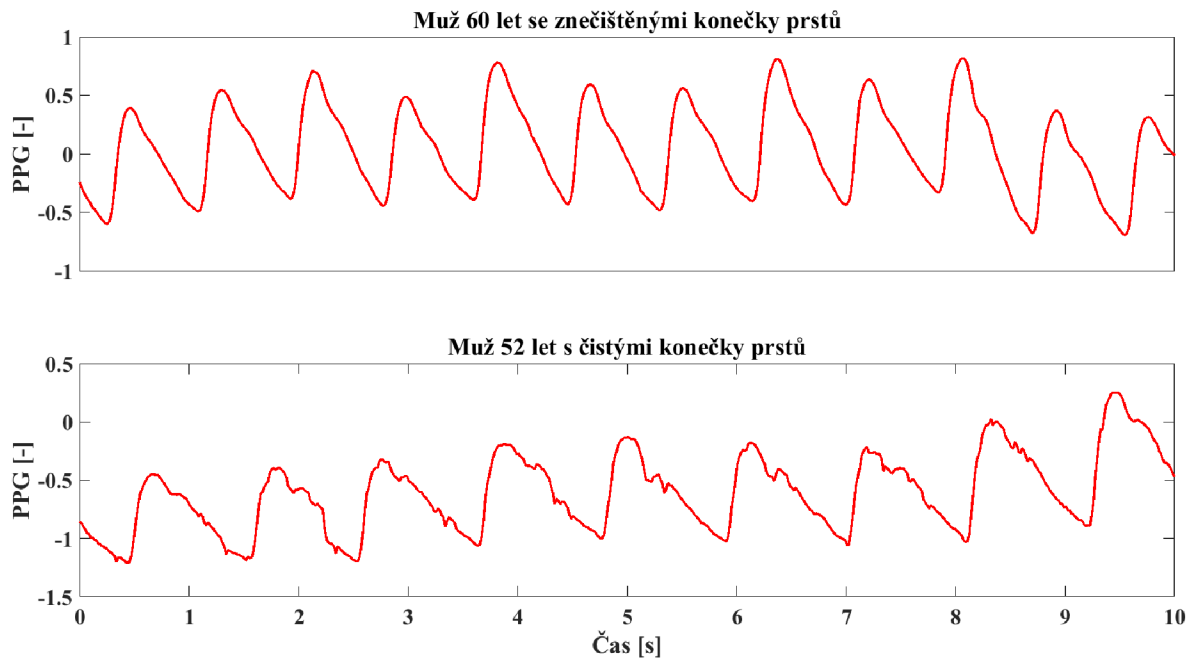
Kvalita PPG tedy není snížena vyšším věkem. Pouze má signál často velmi malou amplitudu, která je vyřešena normalizací PPG signálu.

Další komplikací u měřených osob ve starším věku byla nervozita, která se nejčastěji projevovala křčovitým sevřením chytrého telefonu i senzorů umístěných na druhé ruce (manžetka Finapres NOVA) a dále chvěním celého těla. Je možné, že u těchto lidí se projevovat tzv. „syndrom bílého pláště“. Hodnoty referenčního BP tak mohou být ovlivněny stresem.

Další závislostí, která byla spojená s věkem, byla doba odezvy osoby na fyzickou či psychickou zátěž. U mladších měřených jedinců byla úroveň BP a PPG regulována po fyzické aktivitě do klidových hodnot v řádu sekund. Zatímco u starších osob přetrvávalo kolísání těchto signálů až po dobu několika desítek sekund.

Mezi měřenými osobami se vyskytoval muž (ID 034), který pracuje v technickém zázemí zemědělského družstva. Pokožka na jeho dlaních byla kvůli práci s nečistotami, jako je např. technický olej, nesmyvatelně znečištěna. Barva pokožky na konečcích prstů byla téměř celá černá. Předpokladem bylo, že na takto znečištěném prstu se na videozáznamu nemůže projevit pulzace krevního řečiště.

Na obrázku 12.8 jsou porovnávány krátké časové úseky extrahovaných PPG od dvou mužů. Zásadní rozdíl je v čistotě a zbarvení pokožky měřeného prstu. Malý rozdíl je i ve věku, ale zde je zanedbán.



Obr. 12.8: Porovnání morfologie PPG mezi dvěma muži s odlišnou čistotou pokožky na konečcích prstů.

Z porovnání úseků PPG signálů na obrázku 12.8 je patrné, že i značné znečištění konečku měřeného prstu nevede ke snížení kvality modulační intenzity ve videozáznamu a zároveň tak nedochází k výraznému snížení kvality extrahovaného PPG.

Veškeré signály PPG a PCG jsou na obrázcích vizualizovány v surové formě bez jakýchkoliv úprav či filtrace.

- **Kontinuální měření krevního tlaku**

Jedinou metodou neinvazivního spojitého měření BP je Peňázova fotoplety-smografická technika. Přístroj měří kontinuálně BP na prostředním článku prstu pomocí malé manžetky s PPG senzorem a zdrojem světla LED a podle kalibrace přepočítává okamžitě prstový BP na brachiální BP. Protože oscilometrické techniky měření BP vyžadují klid od měřené osoby i okolí, neumožňují monitoraci okamžitých změn BP např. při fyzické aktivitě. Diskutabilní tedy jsou naměřené hodnoty BP od některých dobrovolníků např. po Valsalvově manévru, kdy hodnota systolického tlaku na krátkou dobu přesáhne 200 mmHg.

Z hlediska fyziologie zdravého dospělého člověka tyto hodnoty nejsou fyziologické (reálné).

Podle konzultace s paní MUDr. Zuzanou Novákovou, Ph.D. bylo docíleno závěru, že takto prudké změny BP do extrémních nefyziologických hodnot mohou nastat pouze u osob, které mohou mít problémy s vnitřní krátkodobou regulací BP. Tyto extrémní nestandardní hodnoty nebyly zařazeny do datasetů, které využívá tato práce k odhadu SBP a DBP.

12.2 Hodnocení výsledků

Jako zlatý standard pro neinvazivní měření BP je nově bráno ISO 81060-3, a to konkrétně současné dvojitě měření auskultační metodou dvěma na sobě nezávislými měřiteli prováděna 3× za sebou. [32] Rozdíly mezi měřeními by neměly být větší jak 5 mmHg. Většina srovnávaných prací v tabulce 12.1 má referenční hodnotu BP měřenou oscilometrickou technikou. Ta je obecně náchylná na okolní hluk a chyba přístrojů pro SBP může být až 5 mmHg. [107] Druhou nevýhodou je nespojitě měření. Při experimentálním měření kalibračních BP v této práci se právě oscilometricky naměřené hodnoty BP 2× po 1 minutě často lišily. Rozdíl mezi dvěma kalibračními hodnotami BP činil až 10 mmHg. V tomto případě bylo kalibrační měření provedeno znovu. Tento fakt činí z oscilometrické metody nevhodnou techniku jako volbu referenčního BP. Vhodnější metodou pro měření reference BP je právě fotoplety-smografická technika (Peňázova metoda), která snímá BP kontinuálně a umožňuje sledovat okamžité změny BP na rozdíl od oscilometrické techniky. Lékařské zařízení Finapres NOVA umožňuje snímat BP kontinuálně s maximální chybou 3 mmHg. [69]

V tabulce 12.1 jsou uvedeny výsledky několika prací s podobnou tematikou porovnané s výsledky této diplomové práce.

Tab. 12.1: Tabulka porovnání výsledků regresního stanovení SBP a DBP pomocí chytrého telefonu pro tuto práci a práce s podobnou tematikou.

Autor a citace	Počet subjektů	Chytrý Telefon	Signál	Reference BP	Metoda	BP	AAMI [mmHg]	
							MAE	SD
Šíma	34	Samsung Galaxy S7	PPG (R+G) PCG	Peňázova metoda	SVR	SBP DBP	7,64 5,07	±6,87 ±4,88
Peng a další [108]	32	Neuvedeno	PCG	Peňázova metoda	SVR	SBP DBP	4,34 3,17	±6,12 ±4,47
Gao a další [109]	3000	Samsung Galaxy Note 5	Červené PPG	Oscilometrická metoda	MLR	SBP DBP	5,10 4,60	±4,30 ±4,30
Dey a další [110]	205	Samsung Galaxy S6	Červené PPG	Oscilometrická metoda	PTT	SBP DBP	6,90 5,00	±9,00 ±6,10
Schoettker a další [111]	51	Samsung Galaxy S7	Zelené PPG	Oscilometrická metoda	OptiBP app	SBP DBP	0,70 0,40	±7,70 ±4,50

Práce [44] obsahuje porovnání cca 25 různých přístupů pro odhad BP chytrým telefonem. Z nich byly vybrány 4, které se podmínkami nejvíce blížily této práci. Výsledná chyba MAE a její SD podle standardů AAMI je u všech srovnávaných metod nižší, a to většinou z důvodu většího datasetu. Jediná práce se srovnatelnou přesností reference a velikostí datasetu je [108]. Ta odhaduje SBP a DBP pouze pomocí srdečních ozev PCG. Mezi srovnatelné parametry patří stejná MLR metoda **SVR**, která se jeví jako vhodný regresor pro stanovení BP z PPG nebo PCG. V práci [111] je dokonce k měření PPG využit stejný typ chytrého telefonu. Zde vychází výsledky nejlépe pro zelený kanál videozáznamu. Krevní tlak je odhadován pomocí algoritmu OptiBP, který stanovuje SBP a DBP pomocí analýzy pulzní vlny. Algoritmus je založen na analýze morfologie zaznamenaných křivek PPG. Ta byla nejprve prováděna na datech z PPG senzoru a až poté doladěna na datech z chytrého telefonu. Autoři tohoto článku vydali v roce 2021 práci [112], která ještě více zpřesňuje metody odhadu BP pomocí OptiBP již na 91 subjektech. Reference je zde však měřena nespojitě oscilometricky, ale zato s dvojitým ověřením dvěma nezávislými měřiteli.

Jelikož se v této práci jedná o experimentální stanovení BP, které v ČR nemá prozatím žádné rozsáhlejší studie, jsou výsledky odhadu SBP a DBP optimistické. I přes to, že podle standardu AAMI je přesnost odhadu SBP nepřijatelná a přesnost odhadu DBP na hranici přijatelnosti. Podle standardu BHS je přesnost odhadu DBP metodou **SVR** dokonce hodnocena známkou **A**, která označuje neinvazivní bezmanžetová zařízení s vysokou přesností stanovení BP.

Druhým cílem odhadu BP byla klasifikace do dvou tříd normotenze nebo hypertenze. Z důvodu velmi malého množství publikovaných prací srovnatelných s podmínkami této práce je klasifikace BP porovnávána pouze s jedinou prací.

Tabulka 12.2 obsahuje porovnání výsledků binární klasifikace BP pro tuto práci a práci [113], která se zabývá podobnou tematikou binární klasifikace. Je zde nutné podotknout, že hranice pro hypertenzi v článku [113] jsou stanoveny pro hodnoty BP větší nebo rovny 130/80 mmHg (SBP/DBP).

Tab. 12.2: Tabulka porovnání výsledků binární klasifikace BP pro tuto práci a práci s podobnou tematikou.

Autor a citace	Zařízení	Reference BP	Metoda	Metriky v [%]			
				Acc	PPV	Se	F1 skóre
Šíma	Samsung Galaxy S7	Peňázova metoda	AdaBoost	78,51	74,66	81,25	77,82
Wosik a další [113]	Neuvedeno	Oscilometrická metoda	ANN	81,50	80,00	83,00	81,47

Ve srovnání výsledků přesnosti metrikou $F1$ skóre je zmíněná práce [113] o celé 4 % lepší než přesnost klasifikace v této diplomové práci. To dokazuje, že tato orientační klasifikace BP, by mohla v budoucnu upozorňovat měřené osoby na počínající prehyperetnzi a následnou hypertenzi, což by vedlo k včasnému zachycení CDC problémů.

Výsledky regresního odhadu BP pomocí 1D CNN nejsou tolik přesné jako výsledky MLR přístupů. Proto jsou výsledky odhadu BP 1D CNN v této práci brány orientačně jako základní analýza vhodnosti vstupních dat pro CNN modely. Z výsledků tabulky 11.10 je možné určit, že z pohledu délky velikosti je vhodné volit spíše kratší úseky PPG a PCG signálů. Dále jsou porovnávány výsledky odhadu BP pro odlišná umístění chytrého telefonu při měření. Zatímco první sada obsahuje data z celého protokolu měření bez aktivity, druhá sada obsahuje data pouze z částí měření, kdy byl chytrý telefon ve výškové úrovni srdce (v lehu). Z tohoto pohledu je podle získaných výsledků přesnější odhad BP pouze pro data naměřená v úrovni srdce.

Poslední částí stanovení BP je experimentální odhad kontinuálních úseků BP délky 3 s pomocí 1D UNet popsané v kapitole 9.2. Chyba MAE se pro testovaný soubor dat pohybovala okolo 14 mmHg. Takto velká chyba je způsobena nejspíše kvalitou vstupních dat, která je mezi subjekty rozdílná (viz. kapitola 12.1 Kvalita dat PPG z pohledu pohlaví a věku). Podle vizuálního dojmu se na obrázku 11.2 výsledný kontinuální odhad BP jeví jako dostačující pro orientační úroveň BP.

Dále byly z takto odhadnutých úseků vypočítány regresní hodnoty SBP a DBP podle postupu uvedeného v kapitole 11.3.2. Podle standardu BHS tento regresní odhad DBP dosahuje známky přesnosti **C** a odhad SBP známky přesnosti bezmanžetového zařízení **B**. Model 1D UNet však pro přesnější kontinuální stanovení úseků BP potřebuje více dat. Pro porovnání s využitím klasické CNN pro stejná data je odhad pomocí 1D UNet přesnější. V porovnání se všemi regresními přístupy, je tento jediný, u kterého je přesnost stanovení SBP vyšší než přesnost stanovení DBP.

Veškeré výsledky hodnocené na základě standardů AAMI a BHS je nutné brát s rezervou, jelikož obě tyto normy jsou směrodatné pouze pro datasey obsahující data od více jak 85 osob. Proto veškeré výsledky hodnoceny standardy AAMI a BHS jsou pouze orientační. Nedá se tedy jednoznačně určit, zda jsou popsány metody podle těchto norem validní.

Závěr

Tato diplomová práce obsahuje teoretickou část zaměřenou zejména na inovativní techniky bezmanžetového snímání krevního tlaku a praktickou část, která zahrnuje experimentální snímání dat, jejich předzpracování, následné zpracování, vývoj algoritmu pro odhad krevního tlaku a vyhodnocení výsledků. Na závěr jsou v kapitole 12.1 rozebrány problémy, které nastaly zejména při měření a zpracování dat a také porovnání výsledků diplomové práce s výsledky již publikovaných článků.

V teoretické části je popsána fyziologie kardiovaskulárního systému se zaměřením na chování krevního tlaku a jeho krátkodobé regulace. Dále jsou zde pro srovnání vysvětleny principy standardních neinvazivních i invazivních metod měření krevního tlaku. V kapitole o inovativních bezmanžetových měřeních krevního tlaku jsou rozebrány biologické signály a přístupy, které se využívají pro odhad krevního tlaku. Další kapitoly se zabývají konkrétními příklady. Mezi nimi je nejvíce pozornosti věnováno metodě měření BP pomocí chytrého telefonu, která tvoří základy pro tuto diplomovou práci.

V praktické části je popsán postup práce, protokol experimentálního měření a akvizice dat. Dále jsou zde rozebrány přístupy předzpracování dat, a to převážně synchronizace dat z mobilního telefonu s hodnotami BP z Finapres NOVA. Dále je popsána filtrace signálů PPG a PCG. V další části je popsána extrakce příznaků ze signálu PPG a PCG. Dále je uvedeno rozdělení a obsah vytvořených datasetů, využití regresní i klasifikační MLR přístupy a návrh 1D CNN a 1D UNet.

Mezi regresními přístupy byla nejpřesnějším algoritmem metoda podpurných vektorů **SVR**, která dosahovala podle standardů AAMI a BHS v rámci experimentální práce přijatelné chyby. Hodnota MAE byla pro SBP stanovena $7,64 \pm 6,87$ mmHg a pro DBP $5,07 \pm 4,88$ mmHg. Jako nejvhodnější barevný kanál pro extrakci PPG z videozáznamu pro regresní odhad BP byl vyhodnocen červený kanál. Pro klasifikaci se ukázal jako nejspolehlivější algoritmus **AdaBoost** se slabými klasifikátory RF. Ten dosahoval přesnosti $F1$ skóre necelých 80 % na příznacích PPG z kombinace červeného a zeleného barevného kanálu videozáznamu.

Vhodným model pro regresní stanovení BP se také ukázal 1D UNet, který umožňuje orientační odhad kontinuálního úseku BP dlouhého 3 s.

Tyto výsledky by mohly být časem zlepšeny, a to vývojem složitějších CNN a naměřením mnohem více subjektů. I tak by tato inovativní technika stanovení BP s dosavadními výsledky mohla pomoci predikovat hypertenzi a stanovit orientačně BP s přesností **7,6 mmHg** pro SBP a **5,0 mmHg** pro DBP. Jako diagnostická technika pro včasné stanovení CDC a vyšší prevenci hypertenze častějším měřením BP, je bezmanžetová metoda stanovení BP chytrým telefonem do budoucna možná.

Literatura

- [1] COHEN, J. E. *Human Population: The Next Half Century*. Science [online]. 2003, 302(5648), 1172-1175 [cit. 2022-11-05]. ISSN 0036-8075. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1126/science.1088665>>
- [2] *Cardiovascular diseases (CVDs)*. World Health Organization [online]. 2021 [cit. 2022-11-05]. Dostupné z URL: <[https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))>
- [3] *Hypertension*. World Health Organization [online]. 2021 [cit. 2022-11-05]. Dostupné z URL: <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>>
- [4] *Telecommunications: Number of smartphone subscriptions worldwide from 2016 to 2021, with forecasts from 2022 to 2027*. Statista [online]. 2021 [cit. 2022-11-05]. Dostupné z URL: <<https://www.statista.com/statistics/330695/number-of-smartphone-users-worldwide/>>
- [5] KITTNAR, O. *Lékařská fyziologie* Praha: Grada, 2011. ISBN 9788024730684.
- [6] TROJAN, S. *Lékařská fyziologie*. Vyd. 4., přeprac. a dopl. Praha: Grada, 2003. ISBN 80-247-0512-5.
- [7] WARD, J. P. T., LINDEN, R. W. A. *Základy fyziologie*. Praha: Galén, c2010. ISBN 978-80-7262-667-0.
- [8] WILLIAMS, B., MANCIA, G., SPIERING, W. a další. *2018 ESC/ESH Guidelines for the management of arterial hypertension*. European Heart Journal [online]. 2018, 39(33), 3021-3104 [cit. 2023-05-18]. ISSN 0195-668X. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehy339>>
- [9] *Krevní tlak dle věku* [online]. [cit. 2022-10-18]. Dostupné z URL: <<https://www.tlakomery.cz/krevni-tlak-dle-veku-jake-jsou-optimalni-hodnoty>>
- [10] FABIAN, V. *Neinvazivní měření krevního tlaku založené na oscilometrickém principu*. [online]. Praha, 2012 [cit. 2022-10-18]. Disertační práce. FEL ČVUT v Praze. Vedoucí práce Prof. RNDr. Olga Štěpánková, CSc.
- [11] *Fyziologie srdce*. Axon-med [online]. 2021 [cit. 2022-10-18]. Dostupné z URL: <<https://www.axon-med.cz/2021/04/priprava-na-test-z-fyziologie-srdce.html>>

- [12] ROZMAN, J. *Elektronické přístroje v lékařství*. Praha: Academia, 2006. Česká matice technická (Academia). ISBN 80-200- 1308-3.
- [13] *Krevní oběh*. Funkce buněk a lidského těla: Multimediální skripta [online]. [cit. 2022-10-18]. Dostupné z URL: <<http://fblt.cz/skripta/x-srdce-a-obeh-krve/2-krevni-obeh/>>
- [14] SHI, P., S. HU, Y. ZHU, J. ZHENG, Y. QIU a P. Y. S. CHEANG. *Insight into the dicrotic notch in photoplethysmographic pulses from the finger tip of young adults*. Journal of Medical Engineering and Technology [online]. 1-6 [cit. 2022-11-26]. ISSN 0309-1902. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1080/03091900903150980>>
- [15] HRUŠKOVÁ, J., JAKUBÍK, J., HENDRYCH, M., PAŠTĚKA, R., SVAČINOVÁ, J. a další. *6. Měření krevního tlaku*. MUNI: Fyziologie – teorie k praktickým cvičením [online]. 2017 [cit. 2022-10-25]. Dostupné z URL: <https://is.muni.cz/do/rect/el/estud/lf/js21/fyziologie/web/pages/06_krevni_tlak.html?lang=cs;verze=2017>
- [16] *Faktory ovlivňující krevní tlak.*, Interkulturní zdravotnická komunikace v Evropě [online]. [cit. 2022-10-18]. Dostupné z URL: <<http://imed-komm.jcu.cz/dir/32/cvic02.html>>
- [17] GUYTON, A. C., HALL, J. E. *Textbook of medical physiology*. 11th ed. Philadelphia: Elsevier Saunders, c2006. ISBN 9780721602400.
- [18] GANONG, W. F. *Přehled lékařské fyziologie: dvacáté vydání*. Praha: Galén, c2005. ISBN 8072623117.
- [19] NOVÁKOVÁ, Z. *Když se řekne baroreflex*. Praktické lékarenství [online]. Brno, 2013, 9(1), 16-17 [cit. 2022-12-02]. Dostupné z URL: <<https://www.praktickelekarenstvi.cz/pdfs/lek/2013/01/05.pdf>>
- [20] SIN, P. Y. W., GALLETLY, D. C., TZENG, Y. C. *Influence of breathing frequency on the pattern of respiratory sinus arrhythmia and blood pressure: old questions revisited*. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology [online]. 2010, 298(5), H1588-H1599 [cit. 2022-12-02]. ISSN 0363-6135. Dostupné z URL: D. C., <<https://doi.org/10.1152/ajpheart.00036.2010>>
- [21] PRABHAKAR, H., BITHAL, P., SURI, A., RATH, G., DASH, H. *Intracranial Pressure Changes During Valsalva Manoeuvre in Patients Undergoing a Neuroendoscopic Procedure*. Min - Minimally Invasive Neurosurgery [online]. 2007, 50(2), 98-101 [cit. 2022-11-27]. ISSN 0946-7211. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1055/s-2007-982505>>

- [22] KLABUNDE, R. E. *Cardiovascular Physiology Concepts: Hemodynamics of a Valsalva Maneuver* [online]. 2014 [cit. 2022-11-27]. Dostupné z URL: <<https://www.cvphysiology.com/Hemodynamics/H014>>
- [23] NĚMCOVÁ, H. *Měření krevního tlaku*. Interní medicína pro praxi [online]. II. interní klinika LF MU a FN u sv. Anny, Brno, 2006, 396-400 [cit. 2022-10-18]. Dostupné z URL: <<https://www.internimedicina.cz/pdfs/int/2006/09/07.pdf>>
- [24] WARD, M., LANGTON, J. A. *Blood pressure measurement*. Continuing Education in Anaesthesia Critical Care and Pain [online]. 2007, 7(4), 122-126 [cit. 2022-10-18]. ISSN 17431816. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1093/bjaceaccp/mkm022>>
- [25] *Oscilometrická metoda* [online]. [cit. 2022-10-25]. Dostupné z URL: <[https://cs.wikipedia.org/wiki/Oscilometrická_metoda](https://cs.wikipedia.org/wiki/Oscilometrick%C3%A1_metoda)>
- [26] PEŇÁZ, J., HONZÍKOVÁ N., JURÁK, P. *Vibration plethysmography: a method to estimate viscoelastic properties of acral blood vessels*. In Cardiovascular coordination in health and blood pressure disorders. Brno, Masarykova Universita, Lékařská fakulta, 1996, 2-7.
- [27] SCHNAPP, L. M., COHEN, N. H. *Pulse Oximetry*. Chest [online]. 1990, 98(5), 1244-1250 [cit. 2022-12-01]. ISSN 00123692. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1378/chest.98.5.1244>>
- [28] *Krevní tlak* [online]. [cit. 2022-10-25]. Dostupné z URL: <<https://slideplayer.cz/slide/17043219/>>
- [29] MEUSEL, M., WEGERICH, P., BODE, B., STAWSCHENKO, E., KUSCHEVIHROG, K., HELLBRÜCK, H., GEHRING, H. *Measurement of Blood Pressure by Ultrasound—The Applicability of Devices, Algorithms and a View in Local Hemodynamics*. Diagnostics [online]. 2021, 11(12) [cit. 2022-11-26]. ISSN 2075-4418. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/diagnostics11122255>>
- [30] OGEDEGBE, G., PICKERING, T. *Principles and Techniques of Blood Pressure Measurement*. Cardiology Clinics [online]. 2010, 28(4), 571-586 [cit. 2022-10-18]. ISSN 07338651. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.ccl.2010.07.006>>
- [31] KIM, S., PARK, J., SO, S., AHN, S., CHOI, J., KOO, C., JOUNG, J. *Characteristics of an Implantable Blood Pressure Sensor Packaged by Ultrafast Laser*

- Microwelding*. Sensors [online]. 2019, 19(8) [cit. 2022-11-26]. ISSN 1424-8220. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/s19081801>>
- [32] O'BRIEN, E., PICKERING, T., ASMAR, R. a další. *Working Group on Blood Pressure Monitoring of the European Society of Hypertension International Protocol for validation of blood pressure measuring devices in adults*. Blood Pressure Monitoring [online]. 2002, 7(1), 3-17 [cit. 2022-11-01]. ISSN 1359-5237. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1097/00126097-200202000-00002>>
- [33] *Photoplethysmography: technology, signal analysis and applications*. Editor KYRIACOU, P. A., Editor ALLEN, J. London: Academic Press, 2022. ISBN 978-0-12-823374-0.
- [34] WEBSTER, J. G. *Design of pulse oximeters*. New York, Taylor Francis, 1997. ISBN 0-7503-0467-7.
- [35] MEJÍA-MEJÍA, E., ALLEN, J., BUDIDHA, K., EL-HAJJ, C., KYRIACOU, P. A., CHARLTON, P. H. *Photoplethysmography signal processing and synthesis*. In: *Photoplethysmography* [online]. Elsevier, 2022, 2022, s. 69-146 [cit. 2022-12-01]. ISBN 9780128233740. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823374-0.00015-3>>
- [36] SHALTIS, P., REISNER, A., ASADA, H. *Calibration of the Photoplethysmogram to Arterial Blood Pressure: Capabilities and Limitations for Continuous Pressure Monitoring*. In: *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference* [online]. IEEE, 2005, 2005, s. 3970-3973 [cit. 2023-05-16]. ISBN 0-7803-8741-4. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/IEMBS.2005.1615331>>
- [37] DIAS, A. J., MURALIC, P., RINCON, F., ATIENZA, D. *Methods for reliable estimation of pulse transit time and blood pressure variations using smart-phone sensors*. *Microprocessors and Microsystems* [online]. Elsevier, 2016, 2016, (Volume 46, Part A), 84-95 [cit. 2022-10-23]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.micpro.2016.06.001>>
- [38] OMARI, T., BEREKSI-REGUIG, F. *A new approach for blood pressure estimation based on phonocardiogram*. *Biomedical Engineering Letters* [online]. 2019, 9(3), 395-406 [cit. 2022-11-06]. ISSN 2093-9868. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1007/s13534-019-00113-z>>
- [39] ŠTEJFA, M. *Kardiologie*. 3. přepracované a doplněné vydání, Praha: Grada, 2007. ISBN 9788024713854.

- [40] BAURA, G. D. *System Theory and Practical Applications of Biomedical Signals*. Wiley-IEEE Press, 2002. ISBN 978-0-471-23653-5.
- [41] IBRAHIM, B., JAFARI, R. *Cuffless Blood Pressure Monitoring from an Array of Wrist Bio-Impedance Sensors Using Subject-Specific Regression Models: Proof of Concept*. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems [online]. 2019, 13(6), 1723-1735 [cit. 2022-10-21]. ISSN 1932-4545. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/TBCAS.2019.2946661>>
- [42] NABEEL, P. M., KIRAN, V. R., JOSEPH, J., ABHIDEV, V. V., SIVAPRAKASAM, M. *Local Pulse Wave Velocity: Theory, Methods, Advancements, and Clinical Applications*. IEEE Reviews in Biomedical Engineering [online]. 2020, 13, 74-112 [cit. 2022-11-26]. ISSN 1937-3333. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/RBME.2019.2931587>>
- [43] SHARMA, M., BARBOSA, K., HO, V. a další. *Cuff-Less and Continuous Blood Pressure Monitoring: A Methodological Review*. Technologies [online]. 2017, 5(2) [cit. 2022-10-22]. ISSN 2227-7080. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/technologies5020021>>
- [44] FREY, L., MENON, C., ELGENDI, M. *Blood pressure measurement using only a smartphone*. Npj Digital Medicine [online]. 2022 [cit. 2022-10-24]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41746-022-00629-2>>
- [45] SMITH, R. P., ARGOD, J., PÉPIN, J. L., LÉVY, P. A. *Pulse transit time: an appraisal of potential clinical applications*. Thorax: Occasional reviews [online]. BMJ Journals, 1999, 452-458 [cit. 2022-10-23]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1136/thx.54.5.452>>
- [46] BRADLEY, C. K., SHIMBO, D., COLBURN, D. A., PUGLIESE, D. N., PADWAL, R., SIA, S. K., ANSTEY, D. E. *Cuffless Blood Pressure Devices*. American Journal of Hypertension [online]. 2022, 35(5), 380-387 [cit. 2023-05-20]. ISSN 0895-7061. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1093/ajh/hpac017>>
- [47] CHANDRASEKARAN, V., DANTU, R., JONNADA, S., THIYAGARAJA, S., SUBBU, K. P. *Cuffless Differential Blood Pressure Estimation Using Smart Phones*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering [online]. 2013, 60(4), 1080-1089 [cit. 2022-10-24]. ISSN 0018-9294. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2211078>>

- [48] HSIAO, C. C., HORNG, J., LEE, R. G., LIN, R. *Design and implementation of auscultation blood pressure measurement using vascular transit time and physiological parameters*. In: 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) [online]. IEEE, 2017, 2017, s. 2996-3001 [cit. 2022-10-27]. ISBN 978-1-5386-1645-1. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/SMC.2017.8123084>>
- [49] SHUKLA, S. N., K. KALWANI, A. PATRA a další. *Noninvasive Cuffless Blood Pressure Measurement by Vascular Transit Time*. 28th International Conference on VLSI Design and 2015 14th International Conference on Embedded Systems [online]. 2015 [cit. 2023-05-05]. Dostupné z: doi:10.1109/VLSID.2015.96
- [50] MAQSOOD, S., XU, S., SPRINGER, M., MOHAWESH, R. *A Benchmark Study of Machine Learning for Analysis of Signal Feature Extraction Techniques for Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography (PPG)*. IEEE Access [online]. 2021, 9, 138817-138833 [cit. 2022-10-29]. ISSN 2169-3536. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3117969>>
- [51] KHALID, S. G., ZHANG, J., CHEN, F., ZHENG, D. *Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography Only: Comparison between Different Machine Learning Approaches*. Journal of Healthcare Engineering [online]. Hindawi, 2018, 2018(1548647), 13 [cit. 2022-10-29]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1155/2018/1548647>>
- [52] VISVANATHAN, A., SINHA, A, PAL, A. *Estimation of blood pressure levels from reflective Photoplethysmograph using smart phones*. In: 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering [online]. IEEE, 2013, 2013, s. 1-5 [cit. 2022-10-29]. ISBN 978-1-4799-3163-7. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/BIBE.2013.6701568>>
- [53] KURYLYAK, Y., LAMONACA, F., GRIMALDI, D. *A Neural Network-based method for continuous blood pressure estimation from a PPG signal*. In: 2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) [online]. IEEE, 2013, 2013, s. 280-283 [cit. 2022-10-29]. ISBN 978-1-4673-4623-8. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/I2MTC.2013.6555424>>
- [54] KHALID, S. G., LIU, H., ZIA, T., ZHANG, J., CHEN, F., ZHENG, D. *Cuffless Blood Pressure Estimation Using Single Channel Photoplethysmography: A Two-Step Method*. IEEE Access [online]. 2020, 8, 58146-58154 [cit. 2022-10-29]. ISSN 2169-3536. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981903>>

- [55] ELGENDI, M. *On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals*. Current Cardiology Reviews [online]. 2012, 8(1), 14-25 [cit. 2023-05-10]. ISSN 1573403X. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.2174/157340312801215782>>
- [56] QIN, C., LI, Y., LIU, C. MA, X. *Cuff-Less Blood Pressure Prediction Based on Photoplethysmography and Modified ResNet*. Bioengineering [online]. 2023, 10(4) [cit. 2023-05-15]. ISSN 2306-5354. Dostupné z URL: <<https://10.3390/bioengineering10040400>>
- [57] *NUMBER OF MOBILE PHONE AND SMARTPHONE USERS* [online]. [cit. 2022-10-26]. Dostupné z URL: <<https://www.bankmycell.com/blog/how-many-phones-are-in-the-world>>
- [58] MATSUMURA, K., ROLFE, P., TODA, S., YAMAKOSHI, T. *Cuffless blood pressure estimation using only a smartphone*. Scientific Reports [online]. 2018, 8(1) [cit. 2022-10-27]. ISSN 2045-2322. Dostupné z URL: <<https://doi/10.1038/s41598-018-25681-5>>
- [59] HASANZADEH, N., AHMADI, M. M., MOHAMMADZADE, H. *Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmogram Signal and Its Morphological Features*. IEEE Sensors Journal [online]. 2020, 20(8), 4300-4310 [cit. 2022-10-27]. ISSN 1530-437X. Dostupné z URL: <<https://doi/10.1109/JSEN.2019.2961411>>
- [60] HE, J., OU, J., HE, A. a další. *A new approach for daily life Blood-Pressure estimation using smart watch*. Biomedical Signal Processing and Control [online]. 2022, 75 [cit. 2022-10-19]. ISSN 17468094. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103616>>
- [61] HALL, Z. *Apple Watch Series 4 Heart Rate app takes 'faster reading with higher fidelity' using Digital Crown*. 9to5mac.com [online]. 2018 [cit. 2022-12-01]. Dostupné z URL: <<https://9to5mac.com/2018/12/11/apple-watch-improve-heart-rate-readings/>>
- [62] FALTER, M., SCHERRENBERG, M., DRIESEN, K. a další. *Smartwatch-Based Blood Pressure Measurement Demonstrates Insufficient Accuracy*. Frontiers in Cardiovascular Medicine [online]. 2022, 9 [cit. 2022-10-19]. ISSN 2297-055X. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.958212>>
- [63] *Hodinky-365.cz: Chytré hodinky Samsung nově měří EKG a krevní tlak* [online]. [cit. 2022-12-02]. Dostupné z URL: <<https://www.hodinky-365.cz/blog/samsung-mereni-ekg-krevni-tlak>>

- [64] QARDIO.com: *Measure-blood-pressure-with-apple-watch*. [online]. [cit. 2022-12-02]. Dostupné z URL: <<https://www.qardio.com/healthy-heart-blog/measure-blood-pressure-with-apple-watch/>>
- [65] TRUONG, H., MONTANARI, A., KAWSAR, F. *Non-Invasive Blood Pressure Monitoring with Multi-Modal In-Ear Sensing*. In: ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) [online]. IEEE, 2022, 2022-5-23, s. 6-10 [cit. 2022-10-21]. ISBN 978-1-6654-0540-9. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/ICASSP43922.2022.9747661>>
- [66] SEL, K., KIREEV, D., BROWN, A., IBRAHIM, B., AKINWANDE, D., JAFARI, R. *Electrical Characterization of Graphene-based e-Tattoos for Bio-Impedance-based Physiological Sensing*. In: 2019 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS) [online]. IEEE, 2019, 2019, s. 1-4 [cit. 2022-11-26]. ISBN 978-1-5090-0617-5. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/BIOCAS.2019.8919003>>
- [67] KIREEV, D., SEL, K., IBRAHIM, B., KUMAR, N., AKBARI, A., JAFARI, R., AKINWANDE, D. *Continuous cuffless monitoring of arterial blood pressure via graphene bioimpedance tattoos*. Nature Nanotechnology [online]. 2022, 17(8), 864-870 [cit. 2022-11-26]. ISSN 1748-3387. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41565-022-01145-w>>
- [68] JANG, H., SEL, K., KIM, E. a další. *Graphene e-tattoos for unobstructive ambulatory electrodermal activity sensing on the palm enabled by heterogeneous serpentine ribbons*. Nature Communications [online]. 2022, 13(1) [cit. 2022-11-26]. ISSN 2041-1723. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41467-022-34406-2>>
- [69] *FINAPRES NOVA: Basic user manual*. Version 1.9. 2016. Dostupné také z URL: <<https://www.finapres.com/product/finapres-nova-basic/>>
- [70] WALDRON, M., PATTERSON, S. D., JEFFRIES, O. *Inter-Day Reliability of Finapres® Cardiovascular Measurements During Rest and Exercise*. Sports Medicine International Open [online]. 2017, 02(01), E9-E15 [cit. 2022-12-01]. ISSN 2367-1890. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1055/s-0043-122081>>
- [71] PETERSEN, N. H., ORTEGA-GUTIERREZ, S., RECCIUS, A., MASURKAR, A., HUANG, A., MARSHALL, R. S. *Comparison of Non-invasive*

- and Invasive Arterial Blood Pressure Measurement for Assessment of Dynamic Cerebral Autoregulation*. Neurocritical Care [online]. 2014, 20(1), 60-68 [cit. 2023-05-16]. ISSN 1541-6933. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1007/s12028-013-9898-y>>
- [72] BOGERT, L. W. J., VAN LIESHOUT, J. J. Non-invasive pulsatile arterial pressure and stroke volume changes from the human finger. *Experimental Physiology* [online]. 2005, 90(4), 437-446 [cit. 2023-05-16]. ISSN 09580670. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1113/expphysiol.2005.030262>>
- [73] *Samsung Galaxy S7*. Wikipedia [online]. [cit. 2022-11-13]. Dostupné z URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Samsung_Galaxy_S7>
- [74] SPOTIA.CZ: *Samsung Galaxy S7 edge 32 GB (G935F) černý (CZ distribuce)*. [online]. [cit. 2022-11-25]. Dostupné z URL: <<https://www.spotia.cz/samsung-galaxy-s7-edge-32-gb-g935f-cerny>>
- [75] *Matlab* [online]. 2022 [cit. 2022-12-12]. Dostupné z URL: <<https://www.mathworks.com/>>
- [76] PLESINGER, F. a další. *SignalPlant* [online]. Brno: Institute of Scientific Instruments of the Czech Academy of Sciences, 2022 [cit. 2022-12-12]. Dostupné z URL: <<https://www.medisig.com/signalplant/>>
- [77] BAEK, S., JANG, J., CHO, S., CHOI, J. M., YOON, S. *Blood Pressure Prediction by a Smartphone Sensor using Fully Convolutional Networks*. In: 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) [online]. IEEE, 2020, 2020, s. 188-191 [cit. 2023-05-06]. ISBN 978-1-7281-1990-8. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175902>>
- [78] LIANG, H., LUKKARINEN, S., HARTIMO, I. *Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopegram*. In: *Computers in Cardiology 1997* [online]. IEEE, 1997, s. 105-108 [cit. 2022-12-13]. ISBN 0-7803-4445-6. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/CIC.1997.647841>>
- [79] NARVÁEZ, P., GUTIERREZ, S., PERCYBROOKS, W.S. *Automatic Segmentation and Classification of Heart Sounds Using Modified Empirical Wavelet Transform and Power Features*. *Applied Sciences* [online]. 2020, 10(14) [cit. 2023-05-01]. ISSN 2076-3417. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/app10144791>>

- [80] XU, X., GENG, X., GAO, Z., YANG, H., DAI, Z., ZHANG, H. *Optimal Heart Sound Segmentation Algorithm Based on K-Mean Clustering and Wavelet Transform*. Applied Sciences [online]. 2023, 13(2) [cit. 2023-05-01]. ISSN 2076-3417. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/app13021170>>
- [81] SHIMAZAKI, S., KAWANAKA, H., ISHIKAWA, H., INOUE, K., OGURI, K. *Cuffless Blood Pressure Estimation from only the Waveform of Photoplethysmography using CNN*. In: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [online]. IEEE, 2019, 2019, s. 5042-5045 [cit. 2023-05-02]. ISBN 978-1-5386-1311-5. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8856706>>
- [82] WANNENBURG, J., MALEKIAN, R. *Body Sensor Network for Mobile Health Monitoring, a Diagnosis and Anticipating System*. IEEE Sensors Journal [online]. 2015, 15(12), 6839-6852 [cit. 2023-05-11]. ISSN 1530-437X. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2464773>>
- [83] TANG, Q., CHEN, Z., WARD, R., ELGENDI, M. *Synthetic photoplethysmogram generation using two Gaussian functions*. Scientific Reports [online]. 2020, 10(1) [cit. 2023-05-11]. ISSN 2045-2322. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41598-020-69076-x>>
- [84] WANG, L., XU, L., FENG, S., MENG, M. Q.-H., WANG, K. *Multi-Gaussian fitting for pulse waveform using Weighted Least Squares and multi-criteria decision making method*. Computers in Biology and Medicine [online]. 2013, 43(11), 1661-1672 [cit. 2023-05-11]. ISSN 00104825. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2013.08.004>>
- [85] MEJÍA-MEJÍA, E., ALLEN, J., BUDIDHA, K., EL-HAJJ, C., KYRIACOU, P. A., CHARLTON, P. H. *Photoplethysmography signal processing and synthesis*. In: Photoplethysmography [online]. Elsevier, 2022, 2022, s. 69-146 [cit. 2023-05-11]. ISBN 9780128233740. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823374-0.00015-3>>
- [86] *Python* [online]. [cit. 2023-05-01]. Dostupné z URL: <<https://www.python.org/>>
- [87] EL-HAJJ, C, KYRIACOU, PA. *Deep learning models for cuffless blood pressure monitoring from PPG signals using attention mechanism*. Biomedical Signal Processing and Control [online]. 2021, 65 [cit. 2023-05-05]. ISSN 17468094. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102301>>

- [88] SHUKLA, S.N. *Estimation of blood pressure from non-invasive data*. In: 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [online]. IEEE, 2017, 2017, s. 1772-1775 [cit. 2023-05-05]. ISBN 978-1-5090-2809-2. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC.2017.8037187>>
- [89] HSU, Y., LI, Y., CHANG, C. HARFIYA, L. N. *Generalized Deep Neural Network Model for Cuffless Blood Pressure Estimation with Photoplethysmogram Signal Only*. Sensors [online]. 2020, 20(19) [cit. 2023-05-14]. ISSN 1424-8220. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/s20195668>>
- [90] SLAPNIČAR, G., MLAKAR, N., LUŠTREK, M. *Blood Pressure Estimation from Photoplethysmogram Using a Spectro-Temporal Deep Neural Network*. Sensors [online]. 2019, 19(3420) [cit. 2023-05-05]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/s19153420>>
- [91] GOLDBERGER, A., AMARAL, L., GLASS, L. a další. *Components of a new research resource for complex physiologic signals*. In: PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: 101 (23), pp. e215–e220 [online]. [cit. 2023-05-05]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.13026/C2XW26>>
- [92] QIN, C., WANG, X., XU, G., MA, X., TSAI, F. *Advances in Cuffless Continuous Blood Pressure Monitoring Technology Based on PPG Signals*. BioMed Research International [online]. 2022, 2022, 1-16 [cit. 2023-05-05]. ISSN 2314-6141. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1155/2022/8094351>>
- [93] LEE, M.S., LEE, Y.K., PAE, D.S., LIM, M.T., KIM, D.W., TANG, T.K. *Fast Emotion Recognition Based on Single Pulse PPG Signal with Convolutional Neural Network*. Appl. Sci. [online]. 2019, (9, 3355.) [cit. 2023-05-05]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/app9163355>>
- [94] TAZARV, A., LEVORATO, M. *A Deep Learning Approach to Predict Blood Pressure from PPG Signals*. 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) [online]. 2021, 5658-5662 [cit. 2023-05-05]. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC46164.2021.9629687>>
- [95] RASTEGAR, S., GHOLAM HOSSEINI, H., LOWE, A. *Hybrid CNN-SVR Blood Pressure Estimation Model Using ECG and PPG Signals*. Sensors [online]. 2023, 23(3) [cit. 2023-05-05]. ISSN 1424-8220. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/s23031259>>

- [96] MALAYERI, A. B., KHODABAKHSHI, M. B. *Concatenated convolutional neural network model for cuffless blood pressure estimation using fuzzy recurrence properties of photoplethysmogram signals*. Scientific Reports [online]. 2022, 12(1) [cit. 2023-05-05]. ISSN 2045-2322. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41598-022-10244-6>>
- [97] HAMEDANI, N. E., SADREDINI, S. Z., KHODABAKHSHI, M. B. *A CNN Model for cuffless Blood Pressure Estimation from Nonlinear Characteristics of PPG Signals*. In: 2021 28th National and 6th International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME) [online]. IEEE, 2021, 2021-11-25, s. 228-235 [cit. 2023-05-05]. ISBN 978-1-6654-9984-2. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/ICBME54433.2021.9750332>>
- [98] IBTEHAZ, N., MAHMUD, S., CHOWDHURY, M. E. H., KHANDAKAR, A., SALMAN KHAN, M., AYARI, M. A., TAHIR, A. M., RAHMAN, M. S. *PPG2ABP: Translating Photoplethysmogram (PPG) Signals to Arterial Blood Pressure (ABP) Waveforms*. Bioengineering [online]. 2022, 9(11) [cit. 2023-05-05]. ISSN 2306-5354. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/bioengineering9110692>>
- [99] STERGIOU, G. S., ALPERT, B., MIEKE, S. a další. *A universal standard for the validation of blood pressure measuring devices*. Journal of Hypertension [online]. 2018, 36(3), 472-478 [cit. 2023-05-14]. ISSN 0263-6352. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1097/HJH.0000000000001634>>
- [100] O'BRIEN, E., PETRIE, J., LITTLER, W. a další. *The British Hypertension Society protocol for the evaluation of automated and semi-automated blood pressure measuring devices with special reference to ambulatory systems*. Journal of Hypertension [online]. 1990, 8(7), 607-619 [cit. 2023-05-14]. ISSN 0263-6352. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1097/00004872-199007000-00004>>
- [101] Safari, S., Baratloo, A., Elfil, M., Negida, A. *Evidence Based Emergency Medicine Part 2: Positive and negative predictive values of diagnostic tests*. Emerg (Tehran). 2015 Summer;3(3):87-8. PMID: 26495390; PMCID: PMC4608333.
- [102] HEBÁK, P., HUSTOPECKÝ, J. *Vícerozměrné statistické metody s aplikacemi: vysokoškolská příručka pro studenty ekonomických fakult studijních*. Praha: Státní nakladatelství technické literatury, 1987, 452 s. ISBN 80-7333-025-3.
- [103] HANCHUAN, P., LONG, F., DING, C. *Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy*.

- IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence [online]. 2005, 27(8), 1226-1238 [cit. 2023-05-17]. ISSN 0162-8828. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.159>>
- [104] AL-RAHAYFEH, A., FAEZIPOUR, M. *Enhanced frame rate for real-time eye tracking using circular hough transform*. In: 2013 IEEE Long Island Systems, Applications and Technology Conference (LISAT) [online]. IEEE, 2013, 2013, s. 1-6 [cit. 2023-05-03]. ISBN 978-1-4673-6245-0. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/LISAT.2013.6578214>>
- [105] NARANG, P., AGARWAL, A., SANU, A.S. *Detecting subtle intraocular movements: Enhanced frames per second recording (slow motion) using smartphones*. In: Journal of Cataract & Refractive Surgery, June 2015. 41(6). s. 1321-1323. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1016/j.jcrs.2015.02.033>>
- [106] DAVIDSON, M. W. *Fundamentals of Light-Emitting Diodes (LEDs)* Carl Zeiss Microscopy Online Campus. National High Magnetic Field Laboratory, The Florida State University, Tallahassee, Florida, 32310. Dostupné z URL: <<https://zeiss-campus.magnet.fsu.edu/print/lightsources/leds-print.html>>
- [107] ŠELMYTĖ-BESUSPARĖ, A., BARYSIENĖ, J., PETRIKONYTĖ, D., AIDĖTIS, A., MARINSKIS, G., LAUCEVIČIUS, A. *Auscultatory versus oscillometric blood pressure measurement in patients with atrial fibrillation and arterial hypertension*. BMC Cardiovascular Disorders [online]. 2017, 17(1) [cit. 2023-05-21]. ISSN 1471-2261. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1186/s12872-017-0521-6>>
- [108] PENG, R., YAN, W., ZHANG, N., LIN, W., ZHOU, X., ZHANG, Y. *Cuffless and Continuous Blood Pressure Estimation from the Heart Sound Signals*. Sensors [online]. 2015, 15(9), 23653-23666 [cit. 2023-05-19]. ISSN 1424-8220. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.3390/s150923653>>
- [109] GAO, S. C., WITTEK, P., ZHAO, L., JIANG, W. J. *Data-driven estimation of blood pressure using photoplethysmographic signals*. In: 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [online]. IEEE, 2016, 2016, s. 766-769 [cit. 2023-05-19]. ISBN 978-1-4577-0220-4. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590814>>

- [110] DEY, J., GAURAV, A., TIWARI, V. N. *InstaBP: Cuff-less Blood Pressure Monitoring on Smartphone using Single PPG Sensor*. In: 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [online]. IEEE, 2018, 2018, s. 5002-5005 [cit. 2023-05-19]. ISBN 978-1-5386-3646-6. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8513189>>
- [111] SCHOETTKER, P., DEGOTT, J., HOFMANN, G. a další. *Blood pressure measurements with the OptiBP smartphone app validated against reference auscultatory measurements*. Scientific Reports [online]. 2020, 10(1) [cit. 2023-05-19]. ISSN 2045-2322. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1038/s41598-020-74955-4>>
- [112] DEGOTT, J., GHAJARZADEH-WURZNER, A., HOFMANN, G. a další. *Smartphone based blood pressure measurement: accuracy of the OptiBP mobile application according to the AAMI/ESH/ISO universal validation protocol*. Blood Pressure Monitoring [online]. 2021, 26(6), 441-448 [cit. 2023-05-21]. ISSN 1359-5237. Dostupné z URL: <<https://doi.org/10.1097/MBP.0000000000000556>>
- [113] WOSIK, J., ELLIS, R. J., PEREA, R., SHARMA, N., KNEBEL, J., SCHOETTKER, P. *BINARY HYPERTENSION CLASSIFICATION USING CALIBRATION-FREE OPTICAL BLOOD PRESSURE MEASUREMENT TECHNIQUE AT HOME*. Journal of the American College of Cardiology [online]. 2023, 81(8) [cit. 2023-05-20]. ISSN 07351097. Dostupné z URL: <[https://doi.org/10.1016/S0735-1097\(23\)02709-2](https://doi.org/10.1016/S0735-1097(23)02709-2)>

Seznam symbolů a zkratek

CVD	kardiovaskulární onemocnění – Cardiovascular diseases
WHO	Světová organizace pro zdraví – World Health Organization
SBP	Systolický tlak krve – Systolic blood pressure
DBP	Diastolický tlak krve – Diastolic blood pressure
PPG	Fotoplethysmografie – Photoplethysmography
PCG	Fonokardiografie – Phonocardiography
BP	Krevní tlak – Blood pressure
MAP	Střední arteriální tlak – Mean arterial pressure
PP	Pulzní tlak – Pulse pressure
Re	Reynoldsovo číslo – Reynolds equation
LED	Elektroluminiscenční dioda – Light-Emitting diode
IR	Infračervená – Infrared
JIP	Jednotka intenzivní péče – Intensive care unit
ISO	Mezinárodní organizace pro normalizaci – International organization for standardization
SD	Směrodatná odchylka – Standard deviation
S1	Systolická srdeční ozva
S2	Diastolická srdeční ozva
PWV	Rychlost šíření pulsní vlny – Pulse Wave velocity
PTT	Doba přenosu pulzu – Pulse transit time
PAT	Čas příchodu pulsu – Pulse arrival time
VTT	Cévní doba přenosu – Vascular transit time
EKG	Elektrokardiografie – Electrocardiography
PEP	Pre-ejekční perioda – Pre-ejection period

SV	Systolický objem – Systolic volume
ET	Ejekční doba – Ejection time
HR	Tepová frekvence – Heart rate
BSA	Povrch lidského těla – Body surface area
SVM	Metoda podpůrných vektorů – Support vector machine
CART	Algoritmus klasifikačních a regresních stromů – Classification and regression trees
RF	Náhodný les – Random forest
AdaBoost	Adaptivní boosting – Adaptive boosting
ANN	Umělá neuronová síť – Artificial neural network
CNN	Konvoluční neuronová síť – Convolution neural network
K-NN	Metoda nejbližšího souseda – K-Nearest neighbor
DP	Hluboké učení – Deep learning
LSTM	Long short-term memory network
BiLSTM	Bidirectional long short-term memory network
GRU	Gated recurrent unit
RGB	Barevný prostor červené, zelené a modré složky – Red green blue
mNPV	modifikovaný Normalizovaný pulzní objem – modified Normalized pulse volume)
AC	Střídavý proud – Alternating current
GET	Elektronické tetování založené na grafenu – Graphene-based electronic tattoo
SCG	Seismokardiografie – Seismocardiography
VUT	Vysoké učení technické
FEKT	Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií
LF	Lékařská fakulta

MUNI	Masarykova univerzita
MAE	Průměrná absolutní chyba – Mean absolute error
MSE	Průměrná kvadratická chyba – Mean squared error
SD	Směrodatná odchylka – Standard deviation
ESH	Evropská komise pro hypertenzi – European Society of Hypertension
ESC	Evropská komise pro kardiologii – European Society of Cardiology
BHS	Britská komise pro hypertenzi – British Hypertension Society
AAMI	Americká asociace pro rozvoj zařízení v medicíně – Advancement of Medical Instrumentation

Seznam příloh

A	Dotazník 1. část	146
B	Dotazník 2. část	148
C	Dotazník 3. část	150
D	Dotazník 4. část	152
E	Přehled extrahovaných parametrů	154

A Dotazník 1. část

Tab. A.1: Tabulka měřitelných příznaků vytvořená na základě dotazníku k měření.

ID	Pohlaví	Věk	Výška	Hmotnost	Délka paže	Obvod paže	Obvod prstu
001	1	23	194	127	100	32	6
002	1	40	170	85	86	27	6,3
003	1	48	181	93	89	31,5	6,5
004	1	23	172	62	82	28	5
005	1	24	178	72	86	31	5,5
006	0	24	165	67	75	27	5
007	1	74	182	100	86	33	6
008	1	62	171	97	85	30	6
009	0	70	162	78	81	29	5
010	1	26	174	72	86	27	5,5
011	0	23	160	52	75	23	4,5
012	0	20	170	52	81	23	5
013	0	49	170	118	84	36	5,5
014	0	21	169	61	83	25	6
015	0	39	168	57	83	24	5,5
016	0	24	168	70	90	26	5
017	1	28	185	100	100	31	6
018	0	20	170	60	82	24	5,5
019	0	24	164	62	85	27	5
020	1	26	181	93	94	30	5,5
021	0	21	173	52	84	24	5,5
022	1	32	183	98	94	34	6
023	1	33	186	98	96	34	6,5
024	0	26	174	60	89	24	4,5
025	1	21	173	85	93	32	5,5
026	1	48	181	95	93	31,5	6,5
027	1	24	178	75	91	27	5,5
028	1	52	180	68	96	26	6
029	1	37	176	89	93	30	6
030	0	51	177	82	92	32	5,5
031	1	24	186	67	96	27	6
032	0	31	170	67	83	23	5
033	1	32	189	95	102	28	6
034	1	60	180	93	93	30	7

Tab. A.2: Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky A.1

Příznak	Poznámka
Pohlaví	1 - Muž. 0 - Žena.
Věk	Uveden v letech.
Výška	Uvedena v cm.
Hmotnost	Uvedena v kg.
Délka paže	Uvedena v cm. Měřeno od ramenního kloubu po konec měřeného prstu s nataženou končetinou.
Obvod paže	Uveden v cm. Měřeno 10 cm od loketní jamky
Obvod prstu	Uveden v cm. Měřeno na prostředním článku měřeného prstu Finapresem NOVA.

B Dotazník 2. část

Tab. B.1: Tabulka psychické a fyzické aktivity vytvořená na základě dotazníku k měření.

ID	Alkohol	Kouření	Délka spánku	Aktivita	Sedavá práce	Kofein	Počet káv	Míra stresu
001	1	0	8	2	1	1	9	4
002	1	0	7	3	1	1	14	4
003	1	0	7	6	1	1	14	3
004	1	0	6	4	1	0	0	5
005	0	0	7	6	1	1	2	4
006	0	0	7	2	0	1	7	4
007	1	0	7	1	1	1	14	3
008	1	1	8	2	1	1	4	8
009	0	0	4	3	0	1	20	3
010	0	0	8	6	1	0	0	4
011	1	0	6	4	1	1	14	6
012	0	0	7	2	1	1	4	6
013	0	0	7	1	1	1	12	2
014	1	0	7	3	1	1	21	5
015	1	1	6	2	0	1	4	4
016	1	0	7	3	1	0	0	4
017	1	0	7	4	1	1	15	2
018	0	0	7	1	1	0	0	8
019	1	0	9	6	1	1	7	5
020	1	0	7	4	1	1	7	4
021	1	0	8	3	1	1	12	9
022	1	0	7,5	3	1	1	19	7
023	1	0	7,5	2	0	1	7	6
024	0	0	7,5	3	1	1	20	5
025	1	0	7	3	1	1	10	3
026	1	0	7	6	1	1	14	3
027	1	0	6	2	1	0	0	5
028	0	0	7	6	1	0	0	6
029	1	0	7	2	1	1	14	6
030	0	0	7	3	1	1	7	5
031	1	0	7,5	3	1	0	0	3
032	0	0	7	2	0	1	7	3
033	1	0	7	3	0	1	14	1
034	0	1	5	3	0	1	28	7

Tab. B.2: Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky B.1

Příznak	Poznámka
Alkohol	1 - Ano, konzumuji. 0 - Ne, nekonzumuji nebo zcela výjimečně.
Kouření	1 - Ano, kouřím. 0 - Ne, nekouřím nebo zcela výjimečně.
Délka spánku	Průměrný počet hodin spánku za posledních 6 měsíců.
Aktivita	Za posledních 6 měsíců, bráno za týden: 0 - Bez aktivity. 1 - Každodenní krátká chůze. 2 - Min. 3× delší chůze. 3 - 1 – 2× aktivní hodina (sport). 4 - 2 – 3× aktivní hodina (sport). 5 - 1 – 3× více jak hodina (sport). 6 - min. 4× aktivní hodina (sport).
Sedavá práce	1 - Ano. 0 - Ne.
Kofein	1 - Ano, konzumuji pravidelně. 0 - Ne, nekonzumuji nebo zcela výjimečně.
Počet káv	Průměrný počet káv vypitých za týden za posledních 6 měsíců.
Míra stresu	Stupnice 0–10. 0 - Bez stresu (Řešení problémů s nadhledem). 10 - Sklony k depresím.

C Dotazník 3. část

Tab. C.1: Tabulka příznaků kardiovaskulárního onemocnění vytvořená na základě dotazníku k měření.

ID	Léčba CDC	Typ onemocnění	Medikace	Typ léku	Dávkování	Cíl léčby	Délka léčby
001	0	0	0	0	0	0	0
002	0	0	0	0	0	0	0
003	0	I45.0	0	0	0	0	0
004	0	0	0	0	0	0	0
005	0	0	0	0	0	0	0
006	0	0	0	0	0	0	0
007	1	I25.1	1	Tolura 80 mg Hipres 5 mg	1-0-0 1-0-0	1 1	17
008	0	0	1	Rilmenidin 1 mg Prenewel 4 mg	1-0-0 1-0-0	1 1	15
009	0	I49.4	0	0		0	0
010	0	0	0	0		0	0
011	0	0	0	0		0	0
012	0	0	0	0		0	0
013	1	U58.3	1	Tritace 5 mg Concor Cor 2,5 mg	1-0-1 0-0-1	1 1	8
014	0	0	0	0	0	0	0
015	0	0	0	0	0	0	0
016	0	0	0	0	0	0	0
017	0	0	0	0	0	0	0
018	0	0	0	0	0	0	0
019	0	0	0	0	0	0	0
020	0	0	0	0	0	0	0
021	0	0	0	0	0	0	0
022	0	0	0	0	0	0	0
023	0	0	0	0	0	0	0
024	0	0	0	0	0	0	0
025	0	0	0	0	0	0	0
026	0	I45.0	0	0	0	0	0
027	0	0	0	0	0	0	0
028	0	0	0	0	0	0	0
029	0	0	0	0	0	0	0
030	0	0	0	0	0	0	0
031	0	0	0	0	0	0	0
032	0	I37.0	0	0	0	0	0
033	0	0	0	0	0	0	0
034	1	I15.8	1	Perindopril/amlodipin 5 mg	1-0-0	1	3

Tab. C.2: Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky C.1

Příznak	Poznámka
Léčba CDC	1 - Ano. 0 - Ne.
Typ onemocnění	Kód podle MKN-10 klasifikace (0 - Není stanovena diagnóza).
Léky	1 - Ano, užívá léky na CDC. 0 - Ne, neužívá léky na CDC.
Typ léku	Název a hmotnost tablety (0 - Neužívá léky na CDC).
Dávkování	Počet tablet ráno–poledne–večer.
Cíl léčby	0 - Žádný cíl léčby. 1 - Léčba Hypertenze. 2 - Léčba kardiovaskulární (betablokátor).
Délka léčby	Uvedena v letech.

D Dotazník 4. část

Tab. D.1: Tabulka příznaků pro jiné typy onemocnění, problémů s tlakem a genetických predispozic kardiovaskulárního onemocnění vytvořená na základě dotazníku k měření.

ID	Diabetes	Délka léčby	Problémy s BP	Typ problému	Onemocnění ledvin	Genetické predispozice	Typ predispozičního onemocnění
001	0	0	0	0	0	1	8
002	0	0	0	0	0	0	0
003	0	0	0	0	0	1	6
004	0	0	1	0	0	0	0
005	0	0	0	0	0	1	8
006	0	0	0	0	0	0	0
007	0	0	2	0	0	1	10
008	1	4	2	5	1	1	16
009	0	0	2	0	0	1	10
010	0	0	1	3	0	0	0
011	0	0	1	0	0	0	0
012	0	0	1	3	0	1	8
013	0	0	2	1	0	1	10
014	0	0	1	0	0	1	8
015	0	0	1	0	0	1	8
016	0	0	1	0	0	0	0
017	0	0	0	0	0	1	2
018	0	0	1	0	0	1	9
019	0	0	0	0	0	1	9
020	0	0	0	0	0	1	8
021	0	0	0	0	0	1	8
022	0	0	0	0	0	1	9
023	0	0	3	0	1	0	0
024	0	0	1	0	0	1	8
025	0	0	0	0	0	1	8
026	0	0	0	0	0	1	6
027	0	0	0	0	0	0	0
028	0	0	1	0	0	1	8
029	0	0	0	0	0	1	8
030	0	0	0	0	0	1	8
031	0	0	1	1	0	1	1
032	0	0	1	2	0	1	10
033	0	0	0	0	0	1	8
034	0	0	3	0	0	0	0

Tab. D.2: Tabulka poznámek k jednotlivým příznakům tabulky D.1

Příznak	Poznámka
Diabetes	1 - Ano, trpí diabetem (I. nebo II. typu). 0 - Ne, netrpí diabetem.
Délka léčby	Uvedena v letech.
Problémy s BP	0 - Žádné problémy s krevním tlakem. 1 - Nízký krevní tlak. 2 - Vysoký krevní tlak. 3 - Kolísavý krevní tlak.
Typ problému	Převažující komplikace způsobené krevním tlakem. 0 - Žádné. 1 - Časté motání hlavy. 2 - Pískání v uších. 3 - Časté omdlévání. 4 - Zatmění před očima či jiné vizuální problémy. 5 - Nadměrné pocení.
Onemocnění ledvin	1 - Ano, trpí jakýmkoliv onemocněním ledvin. 0 - Ne, netrpí onemocněním ledvin.
Genetické predispozice	Postižení přímých příbuzných onemocněním či faktorem, který je definován v dalším příznaku. 1 - Ano, jeden či více přímých příbuzných trpí jedním z příznaků. 0 - Ne, nikdo z přímých příbuzných netrpí žádným z příznaků.
Typ predispozičního onemocnění	0 - Žádné onemocnění či postižení spojené s krevním tlakem. 1 - Křečové žíly. 2 - Diabetes obou typů. 4 - Obezita. 8 - Kardiovaskulární onemocnění. 16 - Onemocnění ledvin. V tabulce je součet predispozičních typů.

E Přehled extrahovaných parametrů

Tab. E.1: Tabulka extrahovaných parametrů ze signálů PPG a PCG z chytrého telefonu.

Příznak	Signál	Popis
Q_Cor_REF1	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 1 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF2	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 2 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF3	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 3 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF4	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 4 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF5	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 5 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF6	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 6 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF7	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 7 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF8	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 8 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF9	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 9 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_Cor_REF10	PPG	Korelační koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 10 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF1	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 1 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF2	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 2 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF3	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 3 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF4	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 4 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF5	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 5 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF6	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 6 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF7	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 7 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF8	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 8 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
Q_MSE_REF9	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 9 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.

<i>Q_MSE_REF10</i>	PPG	Průměrná kvadratická odchylka jako koeficient podobnosti mezi referenční PPG vlnou 10 a konkrétní popisovanou PPG vlnou.
<i>Q_AMPL_start</i>	PPG	Hodnota prvního vzorku PPG vlny po normalizaci.
<i>Q_AMPL_konec</i>	PPG	Hodnota posledního vzorku PPG vlny po normalizaci.
<i>Q_k</i>	PPG	Rozdíl <i>Q_AMPL_start</i> a <i>Q_AMPL_konec</i> podělený <i>T_Total</i> .
<i>Q_S_SQI</i>	PPG	Strmost PPG vlny.
<i>Q_K_SQI</i>	PPG	Šikmost PPG vlny.
<i>Q_E_SQI</i>	PPG	Entropie PPG vlny.
<i>T_VTT</i>	PPG PCG	Cévní doba přenosu.
<i>T_ET</i>	PCG	Ejekční čas (Interval mezi S1 a S2).
<i>T_HR</i>	PPG	Tepová frekvence odečtená mezi sousedními vrcholy PPG.
<i>T_Total</i>	PPG	Perioda aktuální PPG vlny Vypočtená jako <i>T_S0+T_D0</i> .
<i>T_S0</i>	PPG	Systolický interval v 0 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S10</i>	PPG	Systolický interval v 10 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S25</i>	PPG	Systolický interval v 25 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S33</i>	PPG	Systolický interval v 33 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S50</i>	PPG	Systolický interval v 50 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S66</i>	PPG	Systolický interval v 66 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S75</i>	PPG	Systolický interval v 75 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_S80</i>	PPG	Systolický interval v 80 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D0</i>	PPG	Diastolický interval v 0 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D10</i>	PPG	Diastolický interval v 10 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D25</i>	PPG	Diastolický interval v 25 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D33</i>	PPG	Diastolický interval v 33 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D50</i>	PPG	Diastolický interval v 50 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D66</i>	PPG	Diastolický interval v 66 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D75</i>	PPG	Diastolický interval v 75 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_D80</i>	PPG	Diastolický interval v 80 % amplitudy odečtený z PPG vlny.
<i>T_Sum10</i>	PPG	Součet obou intervalů z 10 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum25</i>	PPG	Součet obou intervalů z 25 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum33</i>	PPG	Součet obou intervalů z 33 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum50</i>	PPG	Součet obou intervalů z 50 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum66</i>	PPG	Součet obou intervalů z 66 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum75</i>	PPG	Součet obou intervalů z 75 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_Sum80</i>	PPG	Součet obou intervalů z 80 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D0S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 0 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D10S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 10 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D25S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 25 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D33S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 33 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D50S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 50 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D66S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 66 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D75S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 75 % amplitudy PPG vlny.
<i>T_D80S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 80 % amplitudy PPG vlny.

<i>D1_Min1</i>	PPG	Časová pozice prvního minima v první derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D1_Max1</i>	PPG	Časová pozice prvního maxima v první derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D1_Max2</i>	PPG	Časová pozice druhého maxima v první derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D1_Diff_Ampl</i>	PPG	Absolutní rozdíl časových pozic mezi <i>D1_Max2</i> a <i>D1_Max1</i> .
<i>D1_Max_Pom</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D1_Max2</i> ku <i>D1_Max1</i> .
<i>D1_Max_Min</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D1_Max2</i> ku <i>D1_Min1</i> .
<i>D1_Min_Max</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D1_Min1</i> ku <i>D1_Max1</i> .
<i>D1_Max_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D1_Max2</i> ku <i>D1_Max1</i> .
<i>D1_MaxMin_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D1_Max2</i> ku <i>D1_Min1</i> .
<i>D1_MinMax_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D1_Min1</i> ku <i>D1_Max1</i> .
<i>D1_S50</i>	PPG	Systolický interval v 50 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_S66</i>	PPG	Systolický interval v 66 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_S75</i>	PPG	Systolický interval v 75 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_S80</i>	PPG	Systolický interval v 80 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_D50</i>	PPG	Diastolický interval v 50 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_D66</i>	PPG	Diastolický interval v 66 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_D75</i>	PPG	Diastolický interval v 75 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_D80</i>	PPG	Diastolický interval v 80 % amplitudy odečtený z první derivace PPG vlny.
<i>D1_Sum50</i>	PPG	Součet obou intervalů z 50 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_Sum66</i>	PPG	Součet obou intervalů z 66 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_Sum75</i>	PPG	Součet obou intervalů z 75 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_Sum80</i>	PPG	Součet obou intervalů z 80 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_D50S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 50 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_D66S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 66 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_D75S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 75 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D1_D80S</i>	PPG	Poměr intervalů D/S z 80 % amplitudy první derivace PPG vlny.
<i>D2_Min1</i>	PPG	Časová pozice prvního minima v druhé derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D2_Max1</i>	PPG	Časová pozice prvního maxima v druhé derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D2_Max2</i>	PPG	Časová pozice druhého maxima v druhé derivaci samostatné PPG vlny.
<i>D2_Diff_Ampl</i>	PPG	Absolutní rozdíl časových pozic mezi <i>D2_Max2</i> a <i>D2_Max1</i> druhé derivace PPG vlny.
<i>D2_Max_Pom</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D2_Max2</i> ku <i>D2_Max1</i> .
<i>D2_Max_Min</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D2_Max2</i> ku <i>D2_Min1</i> .
<i>D2_Min_Max</i>	PPG	Poměr časových pozic <i>D2_Min1</i> ku <i>D2_Max1</i> .
<i>D2_Max_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D2_Max2</i> ku <i>D2_Max1</i> .
<i>D2_MaxMin_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D2_Max2</i> ku <i>D2_Min1</i> .
<i>D2_MinMax_Roz</i>	PPG	Rozdíl časových pozic <i>D2_Min1</i> ku <i>D2_Max1</i> .