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

DETEKCE CHŮZE A STANOVENÍ POČTU KROKŮ S VYUŽITÍM CHYTRÉHO TELEFONU
GAIT DETECTION AND STEP COUNTING USING SMARTPHONE

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE
BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE Kateřina Kočendová
AUTHOR

VEDOUCÍ PRÁCE Ing. Andrea Němcová
SUPERVISOR

BRNO 2018

VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
FAKULTA ELEKTROTECHNIKY A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ

Bakalářská práce

bakalářský studijní obor **Biomedicínská technika a bioinformatika**
Ústav biomedicínského inženýrství

Studentka: Kateřina Kočendová ***ID:*** 186666
Ročník: 3 ***Akademický rok:*** 2017/18

NÁZEV TÉMATU:

Detekce chůze a stanovení počtu kroků s využitím chytrého telefonu

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Prostudujte problematiku zaznamenávání fyzické aktivity pomocí různých zařízení s podrobnějším zaměřením na chytrý telefon a chůzi. 2) Vyhledejte a otestujte dostupné mobilní aplikace pro počítání kroků. 3) Nasnímejte signály denní aktivity pomocí chytrého telefonu a detekujte úsek, kde je zaznamenána chůze (či běh). 4) Spočítejte kroky v detekovaném úseku. Porovnejte počet kroků s referencí. 5) Optimalizujte krokoměr. 6) Porovnejte vámi vytvořený krokoměr s ostatními aplikacemi a diskutujte výsledky.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] BASSETT, David R., Lindsay P. TOTH, Samuel R. LAMUNION a Scott E. CROUTER. Step Counting: A Review of Measurement Considerations and Health-Related Applications. Sports Medicine. 2017, 47(7), 1303-1315. ISSN 0112-1642.

[2] BYLEMANS, Inge, Maarten WEYN a Martin KLEPAL. Mobile Phone-Based Displacement Estimation for Opportunistic Localisation Systems. In: 2009 Third International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies. IEEE, 2009, s. 113-118, ISBN 978-1-4244-5083-1.

Termín zadání: 5.2.2018 ***Termín odevzdání:*** 25.5.2018

Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová
Konzultant:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:
Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č.40/2009 Sb.

Abstrakt

Práce je zaměřena na detekci chůze a běhu a následné stanovení počtu kroků. Testování je provedeno na několika záznamech běžné denní fyzické aktivity člověka, které obsahují úseky klidu, chůze a běhu. Záznam je snímán pomocí akcelerometru v chytrém telefonu.

Pro rozlišení aktivity je použito metod s využitím průměru, variačního koeficientu a na závěr je testována metoda s využitím vlnkové transformace. Pro stanovení počtu kroků v úsecích chůze a běhu jsou využity základní statistické veličiny. Algoritmus na detekci fyzické aktivity i algoritmus pro stanovení počtu kroků jsou podrobeny optimalizaci a následně otestovány sadou signálů.

Klíčová slova

Akcelerometr, fyzická aktivita, chytrý telefon, krok, krokoměr, senzor.

Abstract

The focus of this thesis is the detection of walking and running, followed by a step count. Testing is performed on signals of regular daily human activity that involve sections of running, walking or no activity. Those signals are logged using accelerometer in smartphone.

The exact type of physical activity performed is distinguished by an average, variation coefficient and wave transformation methods. Basics statistic methods are used to quantify the number of steps taken during either walking or running. Algorithm for activity detection and algorithm for step counting are optimized and tested by a set of signals.

Keywords

Accelerometer, physical activity, smartphone, step, pedometer, sensor.

Bibliografická citace:

KOČENDOVÁ, K. *Detekce chůze a stanovení počtu kroků s využitím chytrého telefonu*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2018. 66 s. Vedoucí práce: Ing. Andrea Němcová.

Prohlášení

„Prohlašuji, že svou bakalářskou práci na téma Detekce chůze a stanovení počtu kroků s využitím chytrého telefonu jsem vypracovala samostatně pod vedením vedoucího semestrální práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.‘‘

Jako autorka uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušila autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhla nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědoma následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

V Brně dne 25. 5. 2018 ……

podpis autorky

Poděkování

Děkuji vedoucí práce Ing. Andree Němcové za účinnou metodickou, pedagogickou a obornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé bakalářské práce.

V Brně dne 25. 5. 2018 ……

podpis autorky

Obsah

Úvod ... 10
1 Problematika zaznamenávání fyzické aktivity ... 11
1.1 Způsob snímání aktivity ... 11
1.1.1 Fitness náramky ... 11
1.1.2 Chytré telefony ... 12
1.2 Umístění snímače aktivity ... 13
1.3 Zapojení dalších senzorů ... 14
1.4 Vzorkovací frekvence ... 15
1.5 Definice kroku ... 15
1.6 Délka kroku ... 16
1.7 Metody pro detekci chůze ... 16
1.8 Metody pro stanovení počtu kroků ... 17
2 Mobilní aplikace ... 18
2.1 Pedometry ... 18
2.2 Fitbit Alta HR ... 19
2.3 Aplikace pro zisk surových dat z integrovaných senzorů ... 20
3 Metody detekce chůze a běhu ... 22
3.1 Předzpracování dat ... 22
3.2 Rozlišení fyzické aktivity ... 23
3.2.1 Metoda s využitím průměru ... 25
3.2.2 Metoda s využitím variačního koeficientu ... 26
3.2.3 Metoda založená na vlnkové transformaci ... 28
4 Krokoměr ... 32
4.1 Úprava dat ... 32
4.2 Detekce kroků ... 33
4.2.1 Metoda hledání špiček ... 33
4.2.2 Metoda využívající přizpůsobený filtr ... 34
5 Optimalizace ... 36
5.1 Optimalizace detekce chůze a běhu ... 36
5.1.1 Spojení algoritmů ... 36
5.1.2 Překlasifikace krátkých úseků ... 36
5.1.3 Změna mateřské vlnky ... 38
5.2 Optimalizace krokoměru ... 39
6 Výsledky ... 41
6.1 Testování funkce pedometrů ... 41

6.2 Detekce chůze a běhu 42
6.3 Krokoměr 46
6.4 Srovnání přesnosti stanovení počtu kroků pomocí pedometrů a navrženého algoritmu 48
7 Měření délky kroku 50
8 Diskuze 53
9 Závěr 55
Literatura 56
Seznam použitých zkratek 60
Seznam příloh 61

Seznam obrázků

Obr. 1.1 Konstrukce kapacitního MEMS akcelerometru [8] 13
Obr. 1.2 Obvyklé lokace umístění telefonu [4] 14
Obr. 1.3 Schéma kroku [14] 15
Obr. 3.1 Postup úpravy dat 23
Obr. 3.2 Vzory aktivit 24
Obr. 3.3 Vzor tíhového zrychlení 24
Obr. 3.4 Výsledek detekce aktivity s využitím průměru 25
Obr. 3.5 Schéma metody s využitím průměru 26
Obr. 3.6 Výsledek detekce aktivity s využitím variačního koeficientu 27
Obr. 3.7 Schéma metody s využitím variačního koeficientu 27
Obr. 3.8 Redundantní vlnková transformace se dvěma stupni rozkladu [32] 28
Obr. 3.9 Daubechiesové vlnka č. 9 po desáté iteraci 28
Obr. 3.10 Rozklad vzorového signálu 29
Obr. 3.11 Schéma metody s využitím vlnkové transformace 30
Obr. 3.12 Výsledek detekce aktivity s využitím vlnkové transformace 31
Obr. 3.13 Výsledek detekce aktivity a klidu s využitím vlnkové transformace 31
Obr. 4.1 Dvojitá špička 32
Obr. 4.2 Výsledek filtrace pomocí FIR filtru 33
Obr. 4.3 Detekce kroků pomocí metody hledání špiček s různými prahovými hodnotami 34
Obr. 4.4 Schéma detekce kroku pomocí metody hledání špiček 34
Obr. 4.5 Výsledek detekce kroků pomocí metody s využitím přizpůsobeného filtru 35
Obr. 4.6 Schéma detekce kroku pomocí metody s využitím přizpůsobeného filtru 35
Obr. 5.1 Výsledek detekce aktivity po prvním kroku optimalizace 36
Obr. 5.2 Výsledek detekce aktivity po druhém kroku optimalizace 37
Obr. 5.3 Zjednodušené schéma celého procesu optimalizace 38
Obr. 5.4 Srovnání filtrace FIR a mediánovým filtrem 40
Obr. 5.5 Schéma optimalizované metody hledání špiček 40
Obr. 6.1 Graf zhodnocení přesnosti měření aplikací: počet kroku 42
Obr. 6.2 Graf zhodnocení přesnosti měření aplikací: vzdálenost 42
Obr. 7.1 Graf závislosti průměrné délky kroku na výšce postavy 52
Obr. 7.2 Graf délky kroku pravou a levou nohou při normální a rychlé chůzi 52

Seznam tabulek

Tab. 2.1 Vybrané parametry aplikací umožňujících přístup k senzorům 21
Tab. 3.1 Konvence barev při vykreslování signálů 24
Tab. 5.1 Výsledky detekce s využitím vlnek z rodiny Daubechiesové 38
Tab. 5.2 Výsledky detekce s využitím vlnek z rodiny symletů 39
Tab. 5.3 Výsledky detekce s využitím bioortogonálních vlnek..... 39
Tab. 6.1 Výsledky testování přesnosti aplikací 41
Tab. 6.2 Výsledky testování přesnosti algoritmů 43
Tab. 6.3 Výsledky testování přesnosti algoritmů: iPhone 44
Tab. 6.4 Výsledky testování přesnosti algoritmů: Honor 7 Lite..... 45
Tab. 6.5 Shrnutí přesnosti detekce fyzické aktivity..... 45
Tab. 6.6 Průměrné hodnoty detekce pro jiné mateřské vlnky 46
Tab. 6.7 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, trénovací data..... 47
Tab. 6.8 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, testovací data: iPhone 47
Tab. 6.9 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, testovací data: Honor 48
Tab. 6.10 Celková odchylka jednotlivých algoritmů pro detekci kroků 48
Tab. 6.11 Odchylka počtu kroků: aplikace 49
Tab. 7.1 Shrnutí měření délky kroku 51
Tab. 7.2 Výsledky měření délky kroku..... 51

ÚVOD

Hodnocení fyzické aktivity slouží především k osobnímu přehledu fyzicky aktivních jedinců. Může ale plnit i funkci osobního trenéra či sloužit jako motivátor. V neposlední řadě slouží k monitorování pohybu kvůli zdraví. Dle WHO (Světové zdravotnické organizace) je nedostatek fyzické aktivity čtvrtým nejčastějším rizikem úmrtnosti na světě [1]. Ze statistik WHO také vyplývá, že nedostatek pohybu je hlavní příčinou u zhruba 21 – 25 % případů rakoviny prsu a tlustého střeva, 27 % diabetu a přibližně 30 % ischemické choroby srdeční [1]. Celosvětová míra obezity se ztrojnásobila od roku 1975 [2]. Velmi moderní se proto v posledních letech stávají takzvané fitness náramky. Měří například počet ušlých kroků a spálených kalorií. Pokud člověk delší dobu nevykoná žádnou fyzickou aktivitu, náramek může např. zapípat a dát to tak uživateli najevo. To může pomoci zvýšit fyzickou aktivitu jedince.

Fitness náramky či jiná chytrá zařízení používají jako metriku vzdálenosti krok. Počítání kroků sloužilo už v minulosti k měření vzdáleností. To proto, že jednotka krok je pro člověka snadno představitelná, a navíc je počítání kroků velmi jednoduché. Počítadla kroků proto existují již od nepaměti. Tato jednoduchá zařízení využívají mechanického senzoru samotného nebo jsou doplněna o počitadlo. První využití pedometru pro monitorování fyzické aktivity proběhlo v letech 1988 – 1989 ve Švýcarsku [3] . Tým vědců monitoroval fyzickou aktivitu podle počtu ušlých kroků 493 mužů a žen ve věku od 25 do 74 let po dobu jednoho týdne.

S pokrokem technologií se značně rozvinuly i možnosti hodnocení fyzické aktivity a detekce kroků, a to např. zapojením integrovaných senzorů, jako je akcelerometr, ale také gyroskop, barometr a senzor magnetického pole. Dnes již každý telefon i tablet sám o sobě akcelerometr a další senzory obsahuje. Jejich využití je vícestranné. Používají se například jako senzor pohybu pro hry nebo jako senzor pro změnu natočení displeje telefonu či tabletu – tedy aby telefon rozpoznal směr a natočení.

Práce se zabývá problematikou nasnímání záznamů denní aktivity a následné klasifikace chůze a běhu a stanovení počtu kroků. Nejprve bude provedena rešerše problematiky zaznamenávání fyzické aktivity, následně bude navržen algoritmus na klasifikaci fyzické aktivity využívající několika metod a algoritmus na počítání kroků. Oba algoritmy budou podrobeny optimalizaci a následně otestovány na několika signálech denní aktivity. Bude stanovena přesnost detekce obou algoritmů a možné příčiny chyb budou probrány v diskuzi.

1 PROBLEMATIKA ZAZNAMENÁVÁNÍ FYZICKÉ AKTIVITY

K zaznamenávání fyzické aktivity se využívají různá zařízení, která jsou popsaná v následujících odstavcích. Z fyzických aktivit se obvykle zaznamenává chůze, běh, klidová fáze, leh, sed a pád [4]. Nejčastěji používaným senzorem pro hodnocení aktivity v odborných článcích a studiích je akcelerometr [4], [5]. Jedním z důvodů je fakt, že akcelerometr je konstrukčně jednoduchý a obsahují ho všechna chytrá zařízení.

1.1 Způsob snímání aktivity

Při automatickém zaznamenávání veličin pro hodnocení fyzické aktivity je možné využít buď chytrých telefonů, anebo v poslední době velmi oblíbených chytrých hodinek, fitness náramků a hrudních pásů, tzv. sporttesterů. Poslední z jmenovaných slouží pouze k měření tepové frekvence v průběhu fyzické aktivity, a proto se jimi dále tato práce nezabývá. Chytré hodinky jsou zařízení, která se spárují s chytrým telefonem a nahrazují tím částečně jeho funkce. Umožňují např. přijímat hovory, číst textové zprávy a odpovídat na ně, ale nabízí také hry, funkci budíku, popř. kalkulačky a jiné. Řadíme mezi ně např. iWatch, Xiaomi Mi band a jiné. Oproti tomu fitness náramky se specializují čistě na funkce spojené s fyzickou aktivitou, jako je tep, spálené kalorie, počet kroků a ušlá vzdálenost. Patří mezi ně zařízení jako Fitbit. Do zvláštní kategorie pak řadíme zařízení jako náramek Axivity. Jedná se o náramek, který vzhledem připomíná hodinky, ale funkčně se jedná o integrovaný senzor – akcelerometr. Ten pouze měří zrychlení. Naměřený signál je proto potřeba dále zpracovat. To už ale musí provést uživatel sám. Z fitness náramků a hodinek je nemožné získat surová data pro zpracování. Tato zařízení obvykle nasnímaná surová data neukládají. Surová data jsou zpracována a uživateli jsou prezentovány pouze výsledky analýzy, kterou dané zařízení provádí. Pro běžného uživatele je lepší a pohodlnější získat data, která jsou nějakým způsobem již zpracovaná a vyhodnocená, pro vědce je to naopak velká nevýhoda.

1.1.1 Fitness náramky

Fitness náramky jsou jednoduchá zařízení připomínající hodinky. Obsahují obvykle snímač tepové frekvence a akcelerometr. Díky akcelerometru mohou určovat počet ušlých kroků a stanovovat ušlou vzdálenost a díky snímači tepové frekvence měřit tep a délku spánku. Dále umožňují počítat spálené kalorie a samozřejmě nechybí funkce hodinek. Obvykle bývají propojené s aplikací na chytrém telefonu pomocí bluetooth. Aplikace umožňuje upravování parametrů snímání a nastavování výchozích hodnot jako

je hmotnost, výška, pohlaví, délka kroku a jiné. Současně povoluje přístup k přehledům a statistikám.

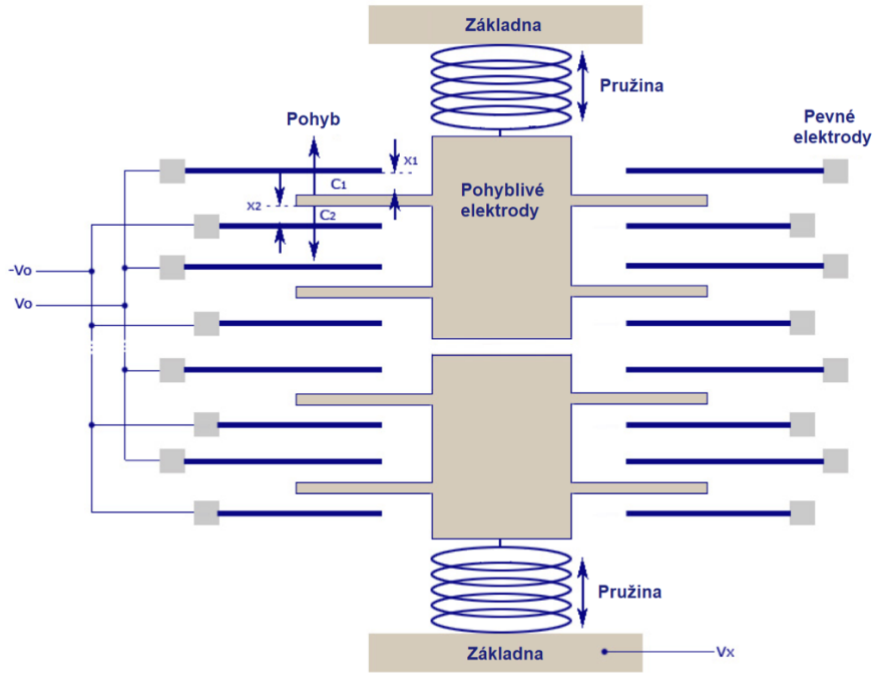
Výhodou takovýchto zařízení je cenová dostupnost, nezávislost na internetovém připojení a velikost. Většina je již dokonce voděodolných. Nevýhodou je pak nepřesnost měření. Dále neexistuje možnost získání tzv. surových dat, jelikož naměřená data ihned zpracovávají a neukládají je do žádné paměti. I přes to se ale těší rostoucí popularitě. V roce 2010 bylo prodáno přes 58 000 zařízení značky Fitbit, v roce 2015 to bylo už 21 335 000 [5].

1.1.2 Chytré telefony

Dnes již každý chytrý mobilní telefon či tablet obsahuje akcelerometr a další senzory, jako je gyroskop, magnetometr a výjimečně i barometr. Některé z nich jsou použity v kombinaci pro hodnocení fyzické aktivity.

Akcelerometr je zařízení, které snímá zrychlení. Může fungovat na mnoha principech. V dnešní době existují piezoelektrické, rezonanční, kapacitní aj. Pro chytré telefony jsou typické tzv. MEMS akcelerometry (MicroElectroMechanical Systems), které spadají do skupiny kapacitních akcelerometrů [6]. Jsou to malé, lehké a levné mikro elektromechanické systémy, odtud tedy jejich název. MEMS akcelerometry měří změnu kapacity mezi dvěma fixovanými elektrodami na základě pohybu třetí nefixované elektrody. Obrázek 1.1 zobrazuje konstrukci kapacitního akcelerometru. Takovéto akcelerometry bývají obvykle tříosé.

Chytrý telefon je používán pro nasnímání signálů v praktické části této práce. Výhoda použití chytrého telefonu jako snímacího zařízení vyplývá z jeho dostupnosti a kompatibility. Jen v roce 2017 bylo celosvětově prodáno 1,54 miliard chytrých telefonů [7]. Data se snímají pomocí aplikace a následný export dat je proveden přes email, Facebook či bluetooth. Pomocí chytrého telefonu pak může docházet k monitorování celé škály aktivit jako je chůze, běh, klidová aktivita, detekce pádu, sednutí a zvednutí, případně lehnutí apod.



Obr. 1.1 Konstrukce kapacitního MEMS akcelerometru [8]

1.2 Umístění snímače aktivity

Pro bezchybné naměření testovacích dat je důležité, aby se telefon či jiné zařízení v průběhu snímání dat nijak neotáčelo a zůstalo v jedné poloze. Pohyby telefonu by mohly v případě manipulace mít za následek detekci falešných kroků a znehodnocení dat falešnými hodnotami pro další výpočty. Vybrání místa k fixaci snímacího zařízení na těle v průběhu snímání je samo o sobě náročné [5].

Pokud se snímání provádí pomocí fitness náramků, je tato problematika značně usnadněna. Výzkumy ukázaly, že pro přesnější snímání pohybu ve spánku vyhovuje více umístění takového zařízení na nedominantní ruku. Při snímání fyzické aktivity není jednoznačně definováno, které zápěstí, tedy dominantní nebo nedominantní, je lepší [9]. Při používání telefonů či jiných speciálních měřičů je důležité vhodně zvolené umístění snímače. Obrázek 1.2 ukazuje obvyklé umístění telefonu na lidském těle [4]. Mezi další neobvyklá, avšak možná místa pro fixaci telefonu patří např. kotník (obr. 1.2, zeleně) nebo zadní kapsa kalhot.

Výhodné je umístění snímače na pozici, na které se nachází kapsy na oblečení, jako je oblast boků a pasu, hrudník a paže. K umístění snímače na kotník je potřeba použít externí fixace. Držení v ruce se jeví jako zcela nevhodné k monitorování celodenní aktivity.

Obr. 1.2 Obvyklé lokace umístění telefonu [4]

1.3 Zapojení dalších senzorů

Zapojení dalšího senzoru pohybu – gyroskopu může za určitých podmínek vést ke zpřesnění výsledků měření. Touto problematikou se zabývá studie [10], která zkoumá přesnost detekce při zapojení pouze akcelerometru, pouze gyroskopu, a nakonec při zapojení obou dvou senzorů současně. Zároveň práce zkoumá různá umístění snímače a různé metody pro zpracování naměřených dat při vykonávání různých aktivit. Práce také porovnává přesnost měření akcelerometru, gyroskopu a magnetometru zvlášť. Z výsledků této studie vyplývá, že použití magnetometru při hodnocení fyzické aktivity se jeví jako zcela nevhodné. Akcelerometr a gyroskop zvlášť vykazují poměrně přesnou detekci fyzické aktivity, přičemž přesnost je ovlivněna typem fyzické aktivity. Použití akcelerometru a gyroskopu současně pak dosahuje lepších výsledků než použití dat pouze z jednoho senzoru.

Dalším senzorem by mohl být barometr, který pomáhá zpřesňovat detekci chůze po schodech, a to až o 20 % [11]. Barometrem ale disponují pouze nějaké chytré telefony, a to především ty s novějším datem výroby. Gyroskop také není běžnou součástí chytrých telefonů, na rozdíl od akcelerometru. Z tohoto důvodu byl použit akcelerometr k nasnímání signálů v praktické části této práce.

1.4 Vzorkovací frekvence

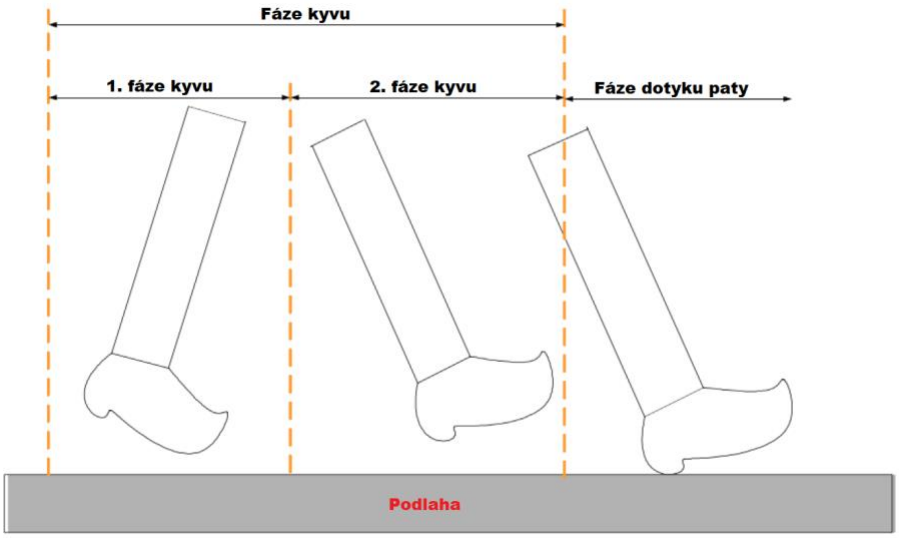
Použití některých akcelerometrů při snímání fyzické aktivity nabízí možnost volby vzorkovací frekvence. Pokud je tedy zvolena vzorkovací frekvence např. 20 Hz, přístroj zaznamená hodnotu zrychlení dvacetkrát za sekundu.

Otázkou však zůstává, jaká je nejvhodnější hodnota vzorkovací frekvence. Výzkum [12] ukázal, že 98 % všech zajímavých dat pro hodnocení chůze je zaznamenáno s vzorkovací frekvencí pod 10 Hz a 99 % pak pod 15 Hz při zobrazení spekter. Aby nedošlo k aliasingu, vhodná frekvence je tedy 30 Hz. Při snímání aktivity na kotníku je vhodné použít frekvenci v rozsahu 1–18 Hz [13]. Použití nízkých frekvencí je výhodné při používání digitálních akcelerometrů, toto nastavení šetří baterii [13]. Obecně ale platí, že se hodnota vzorkovací frekvence pohybuje mezi 20 a 50 Hz [4].

1.5 Definice kroku

Je důležité si správně definovat, co krok přesně znamená, a detailně vymezit tento pohyb. Tato problematika se může zdát triviální, ale při testování aplikací s funkcí pedometrů hraje zásadní roli, a to především kvůli zpracování dat a určení přesnosti jednotlivých aplikací a detektorů.

Celkově se tento pohyb rozděluje do dvou hlavních fází [14]. První hlavní fáze neboli fáze kyvu, tzv. swing phase, se ještě dále dělí na první a druhou podfázi. Druhá hlavní fáze se nazývá fází dotyku paty, tzv. heel–touch–down phase. Celé toto schéma vychází z obrázku 1.3.



Obr. 1.3 Schéma kroku [14]

Krok začíná ve fázi prvního kyvu, kdy se chodidlo provádějící v danou chvíli krok nachází za těžištěm celého těla a nedotýká se země. Při fázi druhého kyvu se to stejné chodidlo dostává před těžiště těla a provádí pohyb vpřed. Na vrcholu kyvu chodidlo klesá k zemi a nastává poslední fáze kroku, dotyk paty. Pata se dotkne země, následuje celé chodidlo. Krok je u konce. Při fázi kyvu noha koná pohyb a zrychluje. Přesně v tento moment dochází k zaznamenání kroku a následné detekci. [14]

1.6 Délka kroku

Délka kroku se řadí mezi stěžejní parametry při monitorování fyzické aktivity [15]. V některých studiích je délka kroku stanovena výpočtem. Někdy se výška člověka násobí stanoveným koeficientem [15]. V další studii byla použita rovnice (1), která byla sestavena experimentálně a použita při online zpracování [14]:

$$délka\ kroku = 0{,}98 \cdot \sqrt[3]{\frac{\sum_{k=1}^{N} |A_k|}{N}}, \tag{1}$$

kde N je délka okna signálu a A_k je měřené zrychlení.

Délka kroku není ale při naší chůzi konstantní. Při větší rychlosti se délka kroku zvětšuje, a naopak při pomalejší chůzi je tendence dělat menší kroky [15]. Navíc výška člověka není jediným faktorem, který má vliv na délku kroku. Je to i délka nohy jako takové, nebo prostě fakt, že někdo dělá menší či větší kroky.

1.7 Metody pro detekci chůze

Ke zpracování dat z akcelerometrů, popř. jiných senzorů, se dá využít celá řada metod od základních matematických a statistických operátorů přes spektrální analýzu až po složité metody umělé inteligence.

Samotné analýze předchází úprava surových dat. Obvykle se signál vyhladí pomocí např. mediánového filtru [4] nebo dolní propustí a odečtou se rušivé elementy jako je např. u akcelerometru tíhové zrychlení. Podle počtu používaných os se provede jejich vektorový součet.

Poté se provádí analýza, která je standardně založená na segmentaci daného signálu na jednotlivá okna o stanovené délce. Délka okna se velmi často liší studie od studie. Okna se mohou nebo nemusí překrývat a mohou být pevná anebo plovoucí [4], [16].

Velmi oblíbenou a jednoduchou metodou pro analýzu je porovnávání hodnot v okně signálu s referenční hodnotou, zpravidla se jedná o průměr, medián, směrodatnou odchylku, či korelační nebo variační koeficient [4], [17]. Porovnáním s prahovou

hodnotou se dá přesně určit, jestli je vykonávána aktivita nebo se jedná o fázi klidu [18]. Dále se používá klasifikace s využitím metod strojového učení- o *k*-nejbližších sousedů, rozhodovacích stromů nebo vícevrstvého perceptronu [1], [10].

Detekce ve frekvenční oblasti obvykle zahrnuje různé typy vlnkové nebo Fourierové transformace, jako je diskrétní nebo kontinuální vlnková transformace a krátkodobá Fourierova transformace.

Kromě detekce chůze se dá také signál fyzické aktivity využít k detekci pádu [19]. Na základě natočení telefonu se pak dá stanovit, jestli v danou chvíli člověk stál nebo seděl a také jestli se zvedal nebo si právě sedal.

1.8 Metody pro stanovení počtu kroků

Při detekci kroků můžeme na signál pohlížet z mnoha různých pohledů. Typicky je to rozbor časový a frekvenční.

Pokud tedy hodnotíme signál z časového hlediska, používají se k detekci obvykle následující typy algoritmů: detekce špiček, prahování a průchody nulou. Prvním je detekce špiček. Některé algoritmy využívají k detekci záporné i kladné špičky signálu, některé pouze kladné [15]. Tyto metody jsou však citlivé na rušení a šumy [20]. Další metodou je prahování, které využívá předdefinovaných hodnot prahu pro detekci [20]. Problematikou těchto metod je fakt, že při změně polohy, zařízení nebo probanda dojde i ke změně prahu. Problémem je proto neuniverzálnost těchto metod. Zero crosssings, neboli průchody nulou, počítá kroky na základě počtu překročení nulové hodnoty [20]. Tyto algoritmy, obdobně jako metody detekce špiček, znevýhodňuje skutečnost, že jsou velmi citlivé na šum.

Ve frekvenční oblasti jsou používány podobně jako pro detekci chůze různé typy Fourierovy či vlnkové transformace. Opět se jedná o krátkodobou Fourierovu transformaci či diskrétní vlnkovou transformaci [20].

2 MOBILNÍ APLIKACE

Mobilní aplikace, které se využívají k monitorování denní aktivity, mohou mít různé funkce. Některé aplikace umožnují přístup k senzorům v telefonu, jiné zase data rovnou zpracovávají. Aplikace dostupné pro chytrá zařízení umožňují přístup obvykle k více senzorům. Většinou se jedná o akcelerometr, gyroskop a senzory magnetického pole, gravitace a polohy.

Z hlediska zaznamenávání aktivity rozeznáváme dva typy aplikací: pedometry a aplikace pro zisk surových dat z integrovaných senzorů. V následujících odstavcích jsou popsány aplikace dostupné pro platformu iOS 10.3.2, které současně byly použity v praktické části této práce.

2.1 Pedometry

Pedometry neboli krokoměry jsou aplikace, které naměřená data z akcelerometru rovnou zpracovávají. Fungují na dvou principech. Buď měří počet kroků pomocí ušlé vzdálenosti a standardizované délky kroku, a tedy využívají k měření GPS, anebo naopak pomocí délky kroku a počtu ušlých kroků měří vzdálenost, ty pak využívají akcelerometr. Některé aplikace pro zpřesnění propočtů požadují po uživatelích zadání pohlaví, výšky a hmotnosti, což lépe pomáhá určit délku kroku. Tyto aplikace také nabízí přídatné funkce, jako je počet spálených kalorií a stanovení délky trvání fyzické aktivity.

Moves

Tato aplikace [21] patří mezi velmi populární. Je schopna určit, zda se člověk pohybuje chůzí, na kole, běží nebo jede dopravním prostředkem a na základě toho je schopna zhodnotit fyzickou aktivitu za uplynulý den. Hodnotí ušlou vzdálenost, počet kroků a spálené kalorie. Zároveň umožňuje nastavit adresu práce a domova a vyhodnotit tak, kolik času člověk stráví doma, v práci a na cestách. Je schopna pracovat i pokud není používána, to znamená, že běží na pozadí, tedy měření probíhá nepřerušeně a nemusí se nikde zapínat. Dále je možné měření aplikace přerušit a tím šetřit baterii. Aplikace umožňuje používat jak metrické, tak imperiální jednotky. Výhodou je možnost založení účtu pro užívání aplikace a propojení s dalšími aplikacemi. Nevýhodou je pak nemožnost nastavení délky kroku, výšky a hmotnosti.

Steps+

Tato aplikace [22] detekuje stejný počet kroků, jako aplikace Pedometer++ a Stepz, ale každá z nich pochází od jiného vývojáře a naměřená vzdálenost se někdy liší. Je možnost nastavit pohlaví, výšku a hmotnost. Délka kroku je nastavována automaticky s pohlavím

a výškou a nelze ji změnit. Pro muže je krok určen vynásobením výšky koeficientem 0,4156 a pro ženy je tento koeficient 0,4136. Nerozlišuje druh fyzické aktivity, ale i přes to nedetekuje kroky, pokud při měření dojde k přesunu pomocí dopravního prostředku.

Pedometer++

S nastavenou výškou a pohlavím se automaticky bez možnosti úpravy mění délka kroku. Pro muže je krok určen vynásobením výšky s koeficientem 0,416 a pro ženy je tento koeficient 0,413. [23]

Stepz

Opět existuje možnost nastavení hmotnosti, výšky, pohlaví a oproti předchozím aplikacím i délky kroku. Dále je možnost nastavení zobrazení kroků přímo jako odznak na aplikaci, takže uživatel ji nemusí spouštět, aby věděl, kolik ten den ušel kroků. Aplikace Stepz [24] je vzhledově podobná aplikaci Pedometer++ i přes odlišného vývojáře.

Pedometer α

Pedometer alfa [25] umožňuje nastavit libovolnou délku kroku. Dále existuje možnost nastavení pohlaví, hmotnosti a věku. Výšku aplikace nepožaduje. Obrovskou výhodou je, že aplikace měří pouze pokud je měření spuštěno uživatelem. Aplikace se při delším měření zasekává a reaguje zpomaleně.

Pedometer Runtastic

Tato aplikace [26] taktéž zahájí měření až při manuálním spuštění uživatelem. Opět existuje možnost založení si účtu a synchronizace dat s jinými aplikacemi. Výhodou je možnost nastavení druhu aktivity – běh, chůze nebo severská chůze. Délka kroku se dá libovolně měnit.

2.2 Fitbit Alta HR

Fitbit Alta HR náramek patří mezi tzv. fitness náramky. Existuje k němu aplikace na chytrý telefon [27]. Po synchronizaci aplikace s náramkem pomocí bluetooth se data ukládají na účet, pod kterým je uživatel přihlášen do aplikace. Ta umožňuje nejen prohlídku dat, ale také nastavování vzhledu displeje náramku. Obrovskou výhodou je rozlišení délky kroku pro běh a pro chůzi. Ta se dá libovolně měnit podle uživatele. Toto nastavení žádná z předchozích aplikací nenabídla. Zároveň se nastavuje, na jaké ruce, tedy pravé nebo levé, je náramek umístěn a jestli je osoba pravák nebo levák. Všechny tyto informace vedou k zpřesnění detekce aktivity.

2.3 Aplikace pro zisk surových dat z integrovaných senzorů

Aplikace pro záznam dat ze senzorů umožňují pouze přístup k senzorům a data nijak nezpracovávají. Mnohé umožňují zapnutí filtrů jako je horní a dolní propust a odfiltrovaní tíhového zrychlení, které akcelerometr také detekuje. Většina aplikací je schopna snímat data v jeden moment pouze z jednoho senzoru. Některé umožňují nastavit vzorkovací frekvenci snímání.

MATLAB Mobile

Matlab mobile [28] je sekundární pomocná aplikace k Matlabu na PC. Umožňuje přístup k vestavěným senzorům každého zařízení, konkrétně se jedná o senzor akcelerace, magnetického pole, orientace, úhlové rychlosti a polohy. Pro správné fungování je potřeba aplikaci před používáním synchronizovat s PC pomocí tzv. *MATLAB Support Package for Apple iOS Sensors (for iOS devices)* nebo *MATLAB Support Package for Android Sensors (for Android devices)*. Po nainstalování těchto rozšiřujících balíčků na PC a současném nainstalování aplikace do telefonu se spustí konfigurace. Obě dvě zařízení musí být připojená k internetu.

Aplikace se ovládá přes Matlab v PC. Pomocí jednoduchých příkazů se dají senzory zapínat a vypínat a data přehrát do počítače. Mezi nevýhody patří potřeba internetového připojení při zaznamenávání dat, nemožnost volby vzorkovací frekvence a filtrů. Vzorkovací frekvence je nastavena na 10 Hz. Mezi výhody patří možnost měření pomocí více senzorů najednou a přímý kontakt s Matlabem v PC.

Accelerometer

Aplikace [29] umožňuje přístup pouze k senzoru zrychlení, jak napovídá název. Výhoda této aplikace pramení z možnosti nastavení vlastní vzorkovací frekvence od 1 Hz do 30 Hz. Další obrovskou výhodou je možnost exportu dat na email, a to hned ve třech formátech: CSV, JSON a XML. Matlab umožňuje otevřít všechny tyto tři typy souborů. Další z výhod této aplikace je, že se dá průběh snímaného signálu sledovat „online" přímo v aplikaci, a to včetně zobrazení aktuálních hodnot, maxim a minim v každém směru. V aplikaci dále existuje funkce, která automaticky tíhové zrychlení odečte. Při delším snímání dat přestává však aplikace správně fungovat. Dále neumožňuje měření dat na pozadí.

Sensor Kinetics Pro

Tato aplikace [30] umožňuje, podobně jako MATLAB Mobile, přístup k zabudovaným senzorům v zařízení jako je akcelerometr, gyroskop, senzor magnetického pole, senzor lineárního zrychlení, senzor gravitace a senzor polohy. Stejně jako u aplikace

Accelerometer je zde možnost sledovat signál v průběhu měření. Naměřená data z akcelerometru se dají uložit a exportovat v CSV nebo PLIST formátu. Všechny naměřené sekvence je možné uložit do aplikace, pojmenovat a zpětně je dohledat. Výhodou této aplikace je možnost nastavení většího rozsahu vzorkovací frekvence oproti aplikaci Accelerometer – maximálně 100 Hz oproti 30 Hz a prohlédnutí naměřených dat. Dále tato aplikace umožňuje zapnutí horní a dolní propusti s nastavením mezní frekvence, a to na hodnotu od 0,1 Hz do 15 Hz. Opět ale nelze měřit data na pozadí a zapojit více senzorů zaráz. Při delším měření funguje aplikace bez jakýchkoli problémů. Tato aplikace byla využita k měřením v praktické části této práce.

Sense it

Tato aplikace [31] je dostupná pro platformu Android a byla použita k naměření signálu pomocí zařízení Honor 7 Lite k otestování univerzálnosti algoritmu vyvinutého v kapitole 3 a 4. Tato aplikace umožňuje snímat až ze 14 senzorů najednou a nastavení libovolné vzorkovací frekvence pro každý senzor zvlášť. Následný export dat je možný na email, Google disk a nebo přes Wi-Fi nebo bluetooth. Ze senzorů, ke kterým má aplikace přístup, stojí za zmínku akcelerometr, GPS lokátor, senzor světla, senzor rotace a také senzor hladiny intenzity zvuku a krokoměr.

Shrnutí vlastností dalších aplikací

Vlastnosti dalších vybraných aplikací umožňujících přístup k senzorům jsou shrnuty v tabulce 2.1.

Tab. 2.1 Vybrané parametry aplikací umožňujících přístup k senzorům

Název aplikace	Vzorkovací frekvence [Hz]	Odečet g	Export dat
Matlab mobile	10	×	online
Accelerometer	1-30	✓	CSV, XML, JSON
Sensor Kinetics Pro	1-100	×	CSV, PLIST
DataLogger	1-100	×	CSV
SparkVue	1-1000	×	CSV
Datacollection free	10	×	TXT
Lab4 physics	50	×	CSV
Sense it	1-100	×	CSV

3 METODY DETEKCE CHŮZE A BĚHU

Nasnímání signálů denní aktivity bylo provedeno pomocí chytrého telefonu iPhone 5s v aplikaci *Sensor Kinetics Pro* s vzorkovací frekvencí 20 Hz, kdy byl telefon umístěn v přední kapse kalhot. Následující algoritmy se věnují pouze rozlišení klidové fáze, běhu a chůze, jiné aktivity nejsou uvažovány. Kromě těchto záznamů bylo stejným způsobem detekováno několik pomocných signálů. Tyto pomocné signály dopomáhají k úpravě záznamů fyzické aktivity a následné detekci chůze a běhu.

3.1 Předzpracování dat

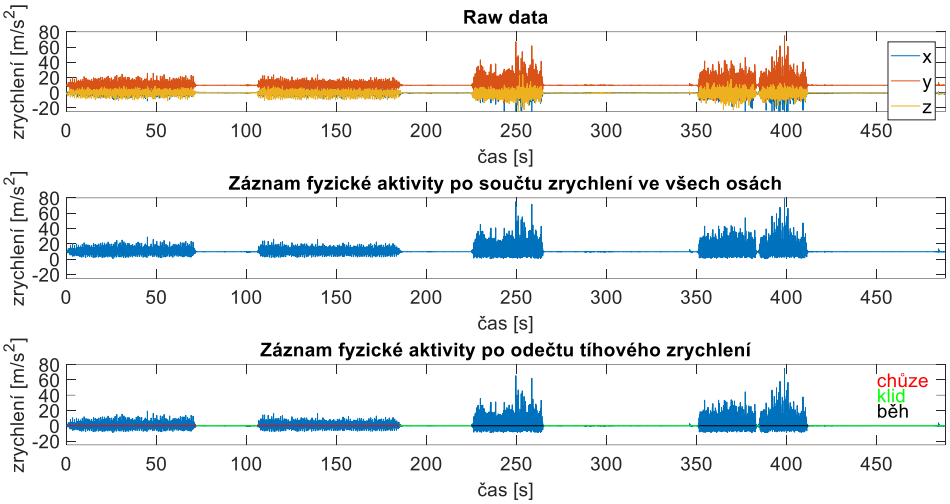
Před samotným zpracováním je nutná úprava surových dat. Přiřazení os ke směrům snímání se liší podle natočení telefonu. Rozdělení os však na měření a výpočty nemá vliv, jelikož k detekci fyzické aktivity jsou používány všechny tři osy.

Aby byly započítány pohyby ve všech třech směrech, je k jejich součtu použita rovnice (2) [6]. Jedná se o Eukleidovskou normu vektoru.

$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}, \tag{2}$$

kde x je zrychlení v ose x, y je hodnota zrychlení v ose y a z je hodnota v ose z.

Po sečtení hodnot je potřeba ještě upravit data tak, aby od nich bylo v každém momentu odečteno tíhové zrychlení, které akcelerometr také detekuje. Akcelerometr jej detekuje v ose, která je natočena k zemi. Hodnota je rovna 1G, čemuž odpovídá cca. 9,81 ms^{-2} [5]. Tento fakt je platný v každém okamžiku, a proto můžeme jednoduše od každého bodu tuto hodnotu odečíst. Tato metoda však spoléhá na fakt, že v každém bodě Země je hodnota zrychlení stejná a natočení telefonu je nulové. Proto bylo odečtení tíhového zrychlení pro účely této práce provedeno jinak. Byl nahrán signál aktivity, kdy stál proband pouze na místě. Akcelerometr tedy v tu chvíli detekoval pouze tíhové zrychlení. Průměrná hodnota tohoto signálu pak byla odečtena od všech dalších naměřených signálů fyzické aktivity. Celý postup úpravy dat je znázorněn na obrázku 3.1.



Obr. 3.1 Postup úpravy dat

Z důvodu využití dyadické stacionární vlnkové transformace byl před samotnou klasifikací každý signál zkrácen na určitou délku, aby platila rovnice 3.

$$délka\ signálu = x \cdot 2^n, \tag{3}$$

kde x je celé číslo od 1 do nekonečna a n je stupeň rozkladu – tedy taktéž celé číslo.

Délka signálu byla vydělena 2^n, výsledné číslo zaokrouhleno dolů, toto číslo vynásobeno 2^n a jeho rozdíl od původní délky signálu byl roven délce úseku signálu, který má být z původního signálu odstraněn. Pro stupeň rozkladu 8 a signál o délce 9 755 vzorků:

$$9755/2^8 = 152{,}42$$

$$152 \cdot 2^8 = 9728$$

$$9755 - 9728 = 27$$

Posledních 27 vzorků bude odstraněno.

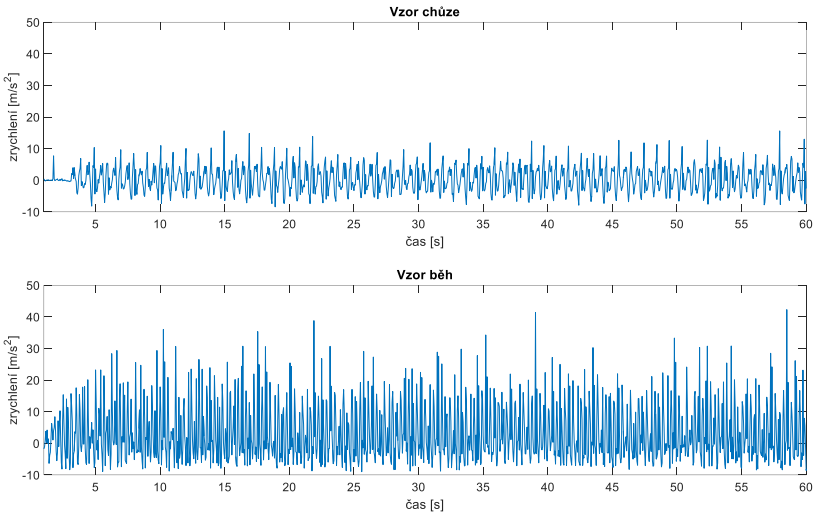
3.2 Rozlišení fyzické aktivity

K samotnému rozlišení se dá využít různých metod. V této práci jsou otestovány některé z nich. Pro každou aktivitu, kterou je nutno rozeznat (chůze, běh), byl zaznamenán testovací signál, tzv. vzor. Oba vzory jsou upraveny před zpracováním stejným způsobem jako záznamy fyzické aktivity, viz obrázky 3.2 a 33. Tyto vzory a jejich hodnoty a statistické veličiny jsou následně využity při rozpoznávání aktivit. Jednotlivé metody jsou prezentovány v následujících odstavcích na stejném záznamu fyzické aktivity z důvodu porovnávání přesnosti detekce. K detekci lze použít klouzavého i pevného okna, zde je použito pevné. Všechny následující signály jsou vykresleny dle tabulky 3.1.

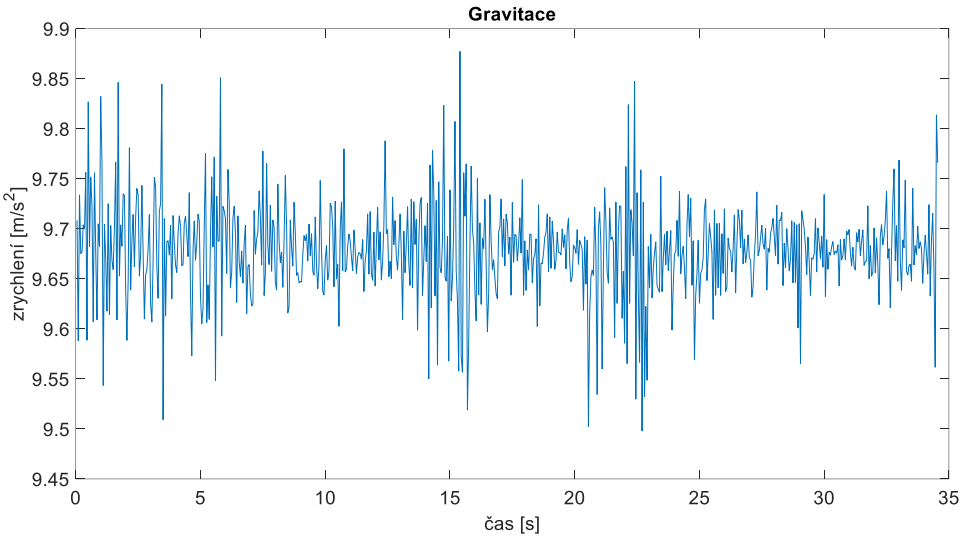
Na každém obrázku je také vykreslena referenční přímka, která ukazuje, jak měl být signál správně zaklasifikován.

Tab. 3.1 Konvence barev při vykreslování signálů

barva	druh aktivity
zelená	klid
červená	chůze
modrá	běh



Obr. 3.2 Vzory aktivit



Obr. 3.3 Vzor tíhového zrychlení

3.2.1 Metoda s využitím průměru

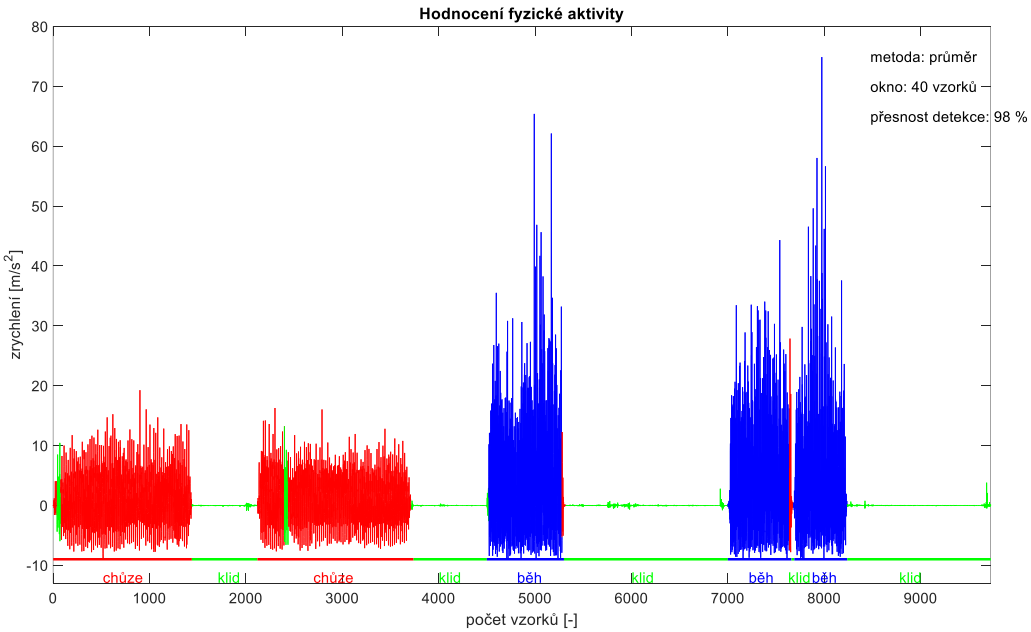
Nejprve je stanovena hodnota průměru z každého vzoru. Následně jsou tyto hodnoty porovnány s úseky naměřené aktivity. Velikost okna M se stanoví na signálu se známou aktivitou tak, aby byla detekce co nejpřesnější. Délka okna se vypočte jako součin vzorkovací frekvence a času v sekundách:

$$M = f_{vz} \cdot t \,, \tag{4}$$

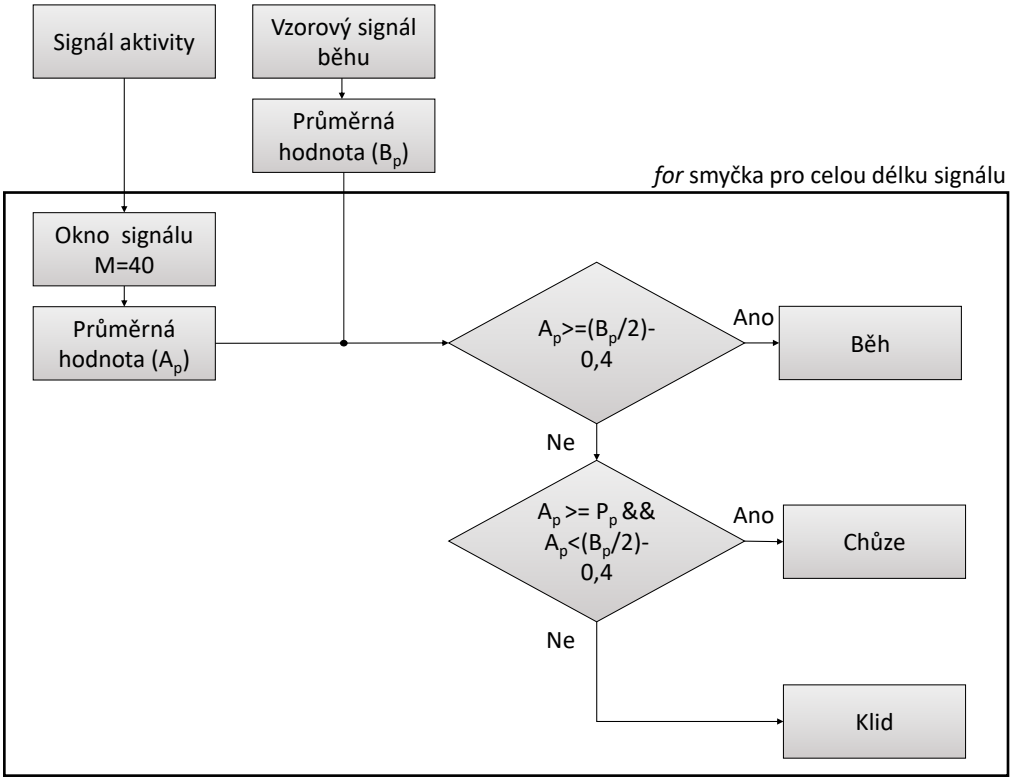
kde M je výsledná délka okna, f_{vz} je použitá vzorkovací frekvence a t je délka časového úseku v sekundách.

Tato metoda je sice triviální, ale velmi přesná (obr. 3.4). Na testovacím signálu byla přesnost detekce 97,94 %. Při tomto vyhodnocování bylo použito pevné okno o délce 2 sekund tzn. M = 40 vzorků.

Průměrná hodnota každého okna signálu (A_p) byla porovnána s průměrnou hodnotou vzorového signálu běhu (B_p), přičemž tato hodnota byla vydělena dvěma a upravena korekční faktor -0,4. Pokud byla hodnota A_p větší nebo rovna polovině B_p s korekčním faktorem, došlo k detekci běhu. Pokud byla hodnota menší než polovina B_p s korekčním faktorem a zároveň byla hodnota A_p větší nebo rovna hodnotě P_p, došlo k detekci chůze. Vše ostatní, tedy A_p je menší než P_p, je zaklasifikováno jako klidová aktivita. Práh P_p pro detekci klidu se může různit dle zařízení. Zde P_p rovno 0,18 pro iPhone 5s a 0,3 pro Honor 7 Lite. Výsledek detekce pomocí průměru je uveden na obrázku 3.4. Schéma celé metody využívající průměr je uvedeno na obrázku 3.5.



Obr. 3.4 Výsledek detekce aktivity s využitím průměru



Obr. 3.5 Schéma metody s využitím průměru

3.2.2 Metoda s využitím variačního koeficientu

Variační koeficient, viz rovnice (5), je podíl směrodatné odchylky a průměrné hodnoty [12]. Je to tedy jakýsi ukazatel variability dat, který je vhodný pro použití na náhodných datech, což signály denní aktivity jsou. Tento poměr je spočítán opět v určitém okně signálu o délce *M* a porovnán s prahovou hodnotou. V tomto případě bylo použito pevné okno opět s M = 40. Prahová hodnota je stanovena ze vzorů signálů chůze a běhu – rovnice (6). Rovnice byla navržena v rámci vytváření algoritmu.

$$c_v = \frac{\sigma_M}{\mu_M}, \tag{5}$$

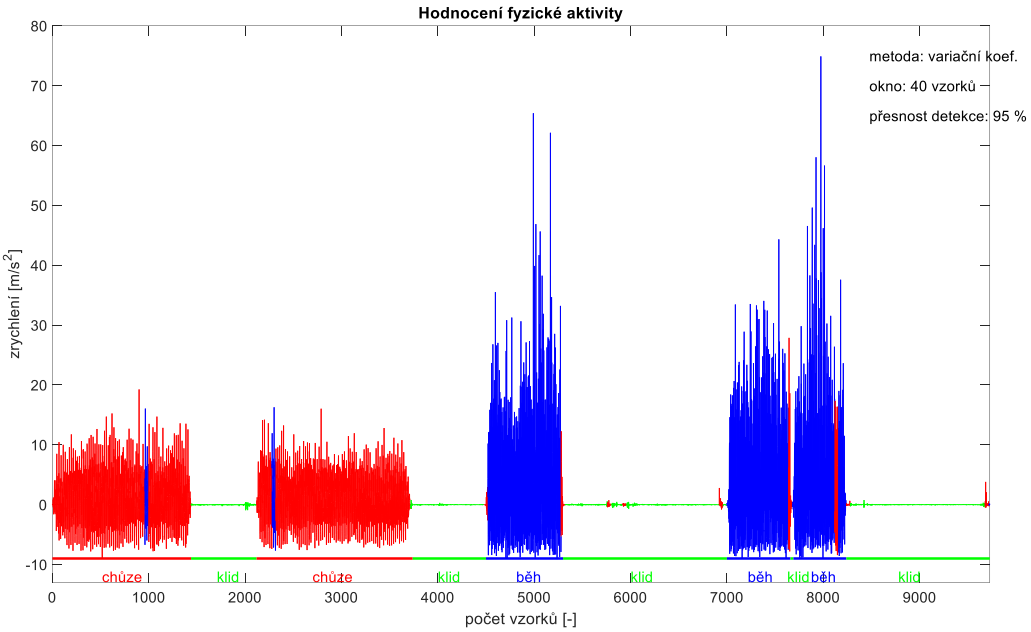
kde M je délka okna, c_v *je výsledný variační koeficient,* σ_m *je směrodatná odchylka a* μ_M *je průměr.*

Nejprve byla stanovena hodnota variačního koeficientu pro vzorový signál chůze C_k a pro vzorový signál běhu B_k. Tyto hodnoty byly použity pro spočítání prahu.

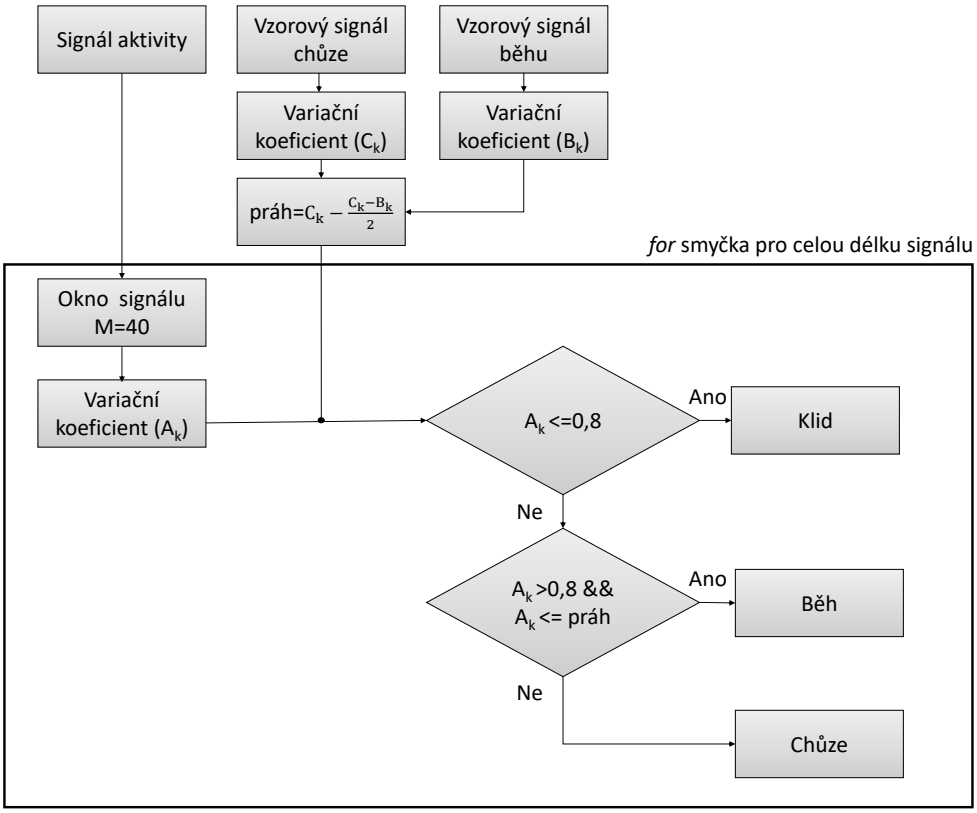
$$práh = C_k - \frac{C_k - B_k}{2} \tag{6}$$

Pokud byla hodnota variačního koeficientu A_k v okně signálu menší nebo rovna 0,8, došlo k detekci klidu. Pokud byla hodnota A_k větší než 0,8 a zároveň menší, nebo

rovna prahu, došlo k detekci běhu. Vše ostatní bylo zaklasifikováno jako chůze. Výsledek detekce pomocí variačního koeficientu je uveden na obrázku 3.6. Přesnost této metody na vzorovém signálu byla stanovena na 95,39 %. Schéma celé metody variačního koeficientu je uvedeno na obrázku 3.7.



Obr. 3.6 Výsledek detekce aktivity s využitím variačního koeficientu



Obr. 3.7 Schéma metody s využitím variačního koeficientu

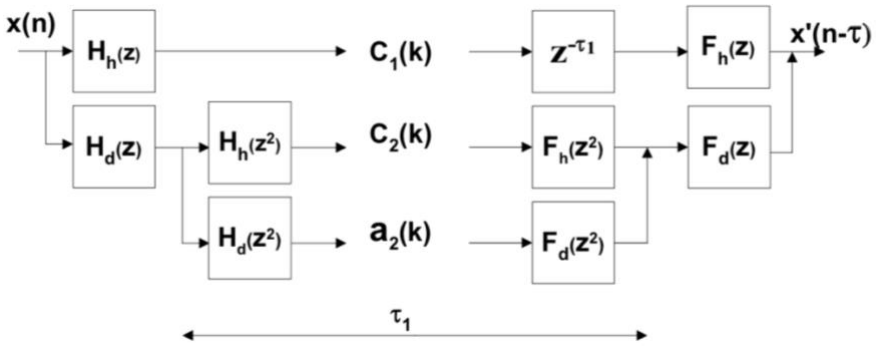
3.2.3 Metoda založená na vlnkové transformaci

Vlnkovou transformaci se spojitým časem, viz rovnice (7), můžeme definovat jako časově frekvenční rozklad zkoumaného signálu. Jedná se v podstatě o korelaci signálu s předem definovanou tzv. mateřskou vlnkou. Tyto mateřské vlnky mají své speciální vlastnosti, jako je např. nulová střední hodnota a konečná energie. [32]

$$y(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\, \psi * \left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \tag{7}$$

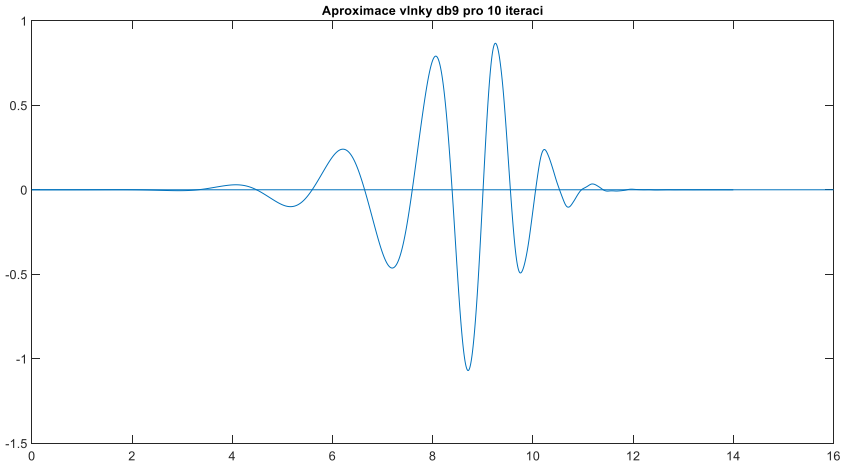
kde y(a,b) je výsledná funkce, x je analyzovaný signál a Ψ je mateřská vlnka, a je dilatace vlnky, b časový posun [32].

V následujícím algoritmu byla použita redundantní vlnková transformace s diskrétním časem bez podvzorkování výstupů filtrů (redundantní DTWT, v Matlabu funkce swt) – viz obrázek 3.8.



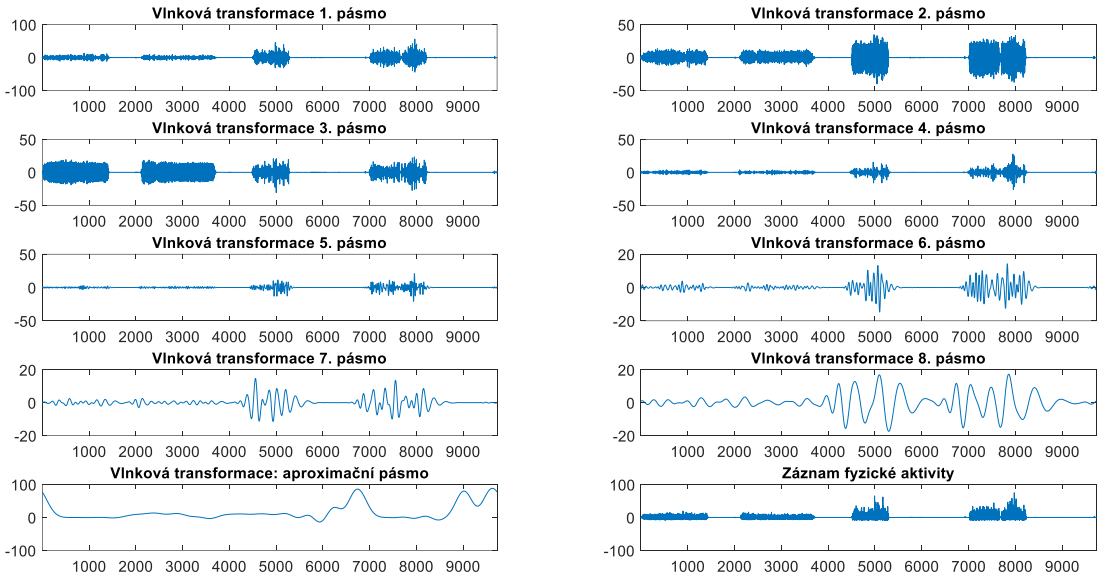
Obr. 3.8 Redundantní vlnková transformace se dvěma stupni rozkladu [32]

V článku [33] byla zvolena za mateřskou vlnku vlnka Daubechiesové č. 10. Pro algoritmus používaný v praktické části práce však byla empiricky zvolena vlnka Daubechiesové č. 9, viz obrázek 3.9.



Obr. 3.9 Daubechiesové vlnka č. 9 po desáté iteraci

Signál aktivity byl rozložen do 8 pásem (viz obrázek 3.10), přičemž k detekci aktivity byly použity koeficienty ze 3. pásma rozkladu [33]. Ty byly podle rovnice (8) použity k výpočtu poměru R, který byl následně porovnán s prahovou hodnotou [33]. Poměr R byl počítán v okně o velikosti M = 40. Suma umocněných koeficientů ze 3. pásma (T) byla podělena sumou umocněných koeficientů ze všech pásem rozkladu (V). Za prahovou hodnotu $\bar{R}$ byla dosazena celková průměrná hodnota poměru R pro celou délku singálu. Pokud byla hodnota poměru R větší něž práh $\bar{R}$ nebo jemu rovna, došlo k detekci chůze. Pokud byla hodnota R menší než zvolený práh $\bar{R}$ a větší nebo rovna 0,002, došlo k detekci běhu. Vše ostatní bylo zaklasifikováno jako klid. Hodnota 0,002 byla zvolena empiricky. Výsledek detekce s využitím vlnkové transformace je uveden na obrázku 3.12. Přesnost této metody na vzorovém signálu byla stanovena na 97,53 %. Schéma celé metody s využitím vlnkové transformace je uvedeno na obrázku 3.11.

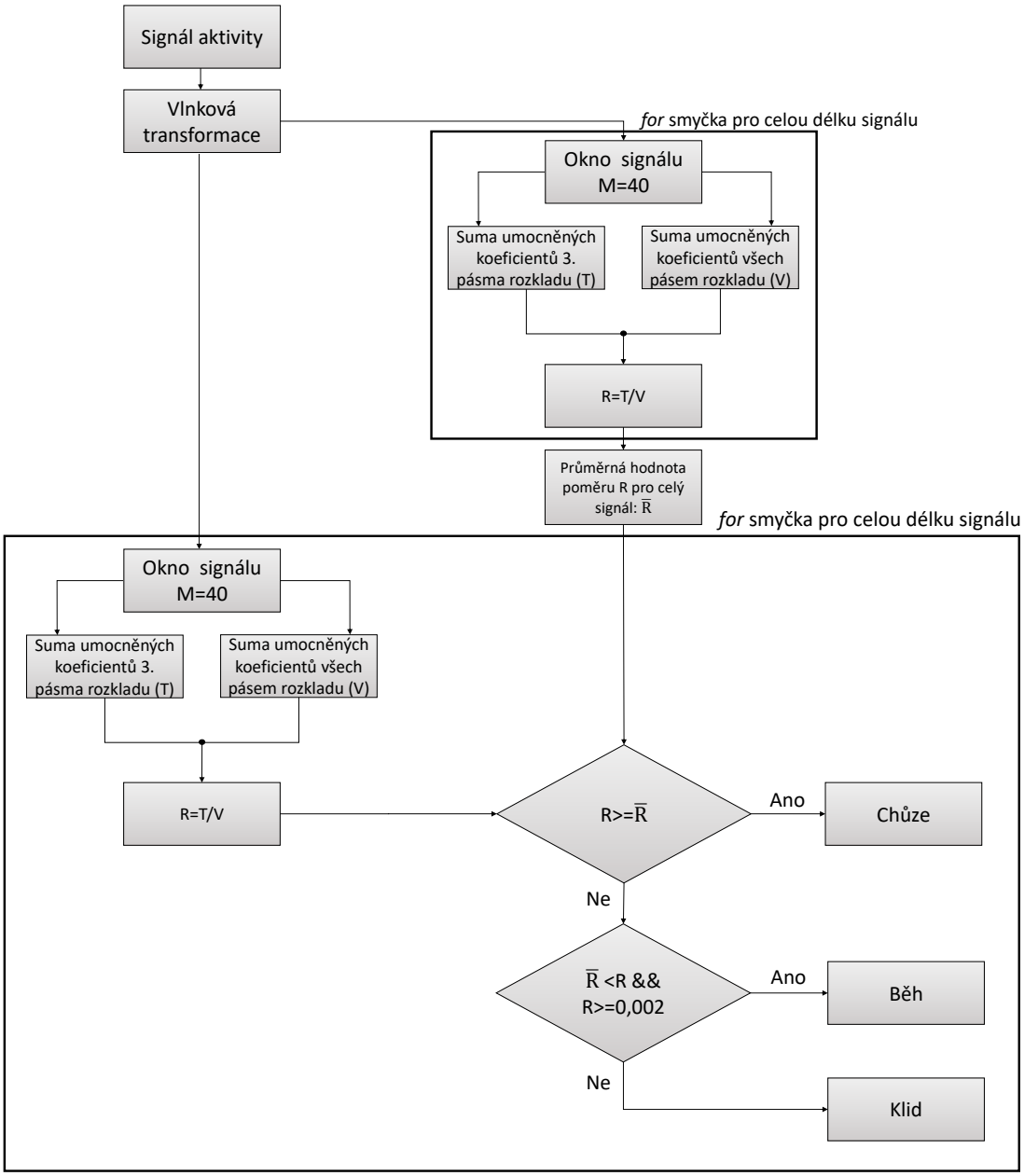


Obr. 3.10 Rozklad vzorového signálu

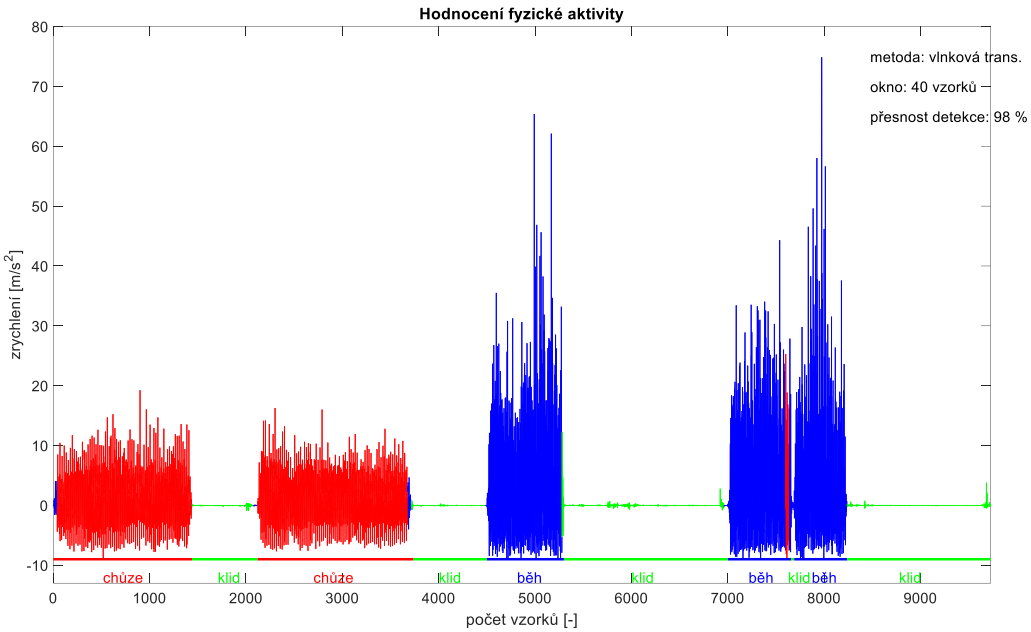
Autoři [33] používali vlnkovou transformaci pouze k rozlišení chůze či klidu. Výsledky tohoto algoritmu jsou uvedeny na obrázku 3.13. Postup je analogický jako v předchozím případě, tedy opět je vypočítán poměr R v okně stanovené délky a porovnán s prahovou hodnotou. Tento postup je možno aplikovat za předpokladu, že pro následující analýzu není stěžejní druh vykonané aktivity, ale pouze fakt, zda byla vůbec nějaká aktivita vykonána.

$$R = \frac{\sum_{j=\alpha}^{\beta} d_j^2}{\sum_{j=1}^{J} d_j^2}, \tag{8}$$

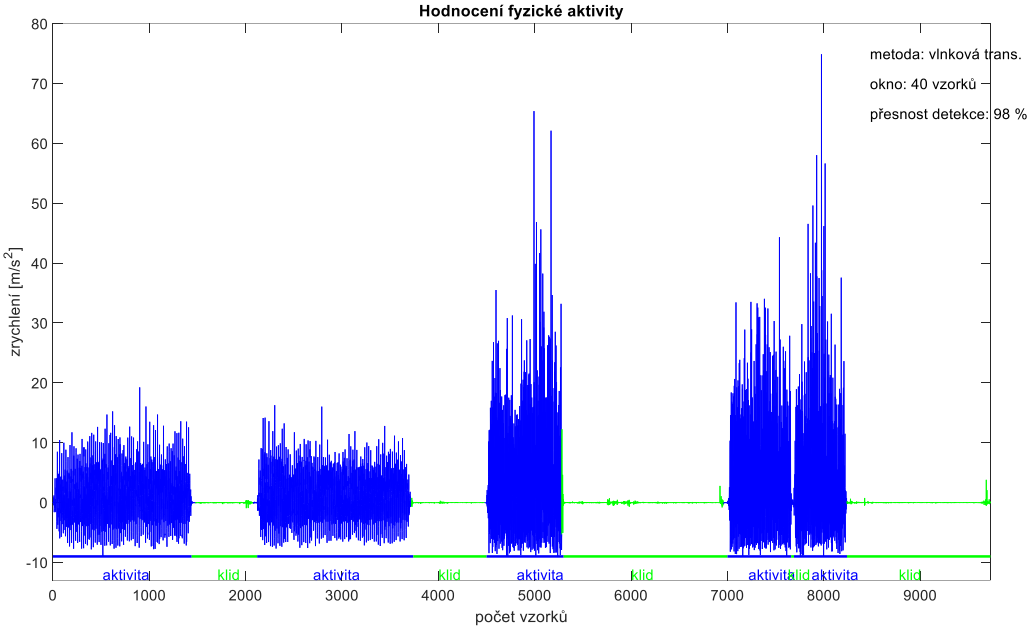
kde R je výsledný poměr, α je index pásma (zde 3), β = 4, J je rovno celkovému počtu pásem rozkladu, d je koeficient pro danou pozici j.



Obr. 3.11 Schéma metody s využitím vlnkové transformace



Obr. 3.12 Výsledek detekce aktivity s využitím vlnkové transformace



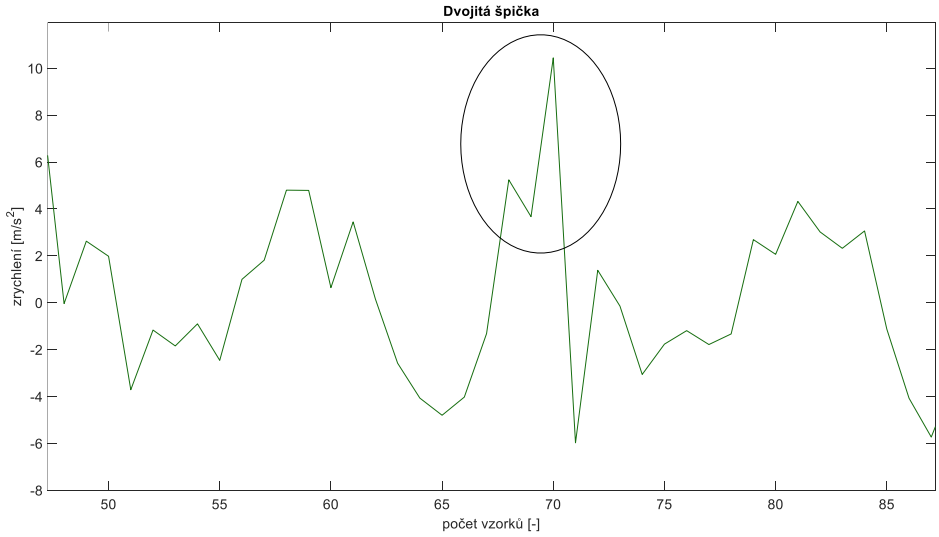
Obr. 3.13 Výsledek detekce aktivity a klidu s využitím vlnkové transformace

4 KROKOMĚR

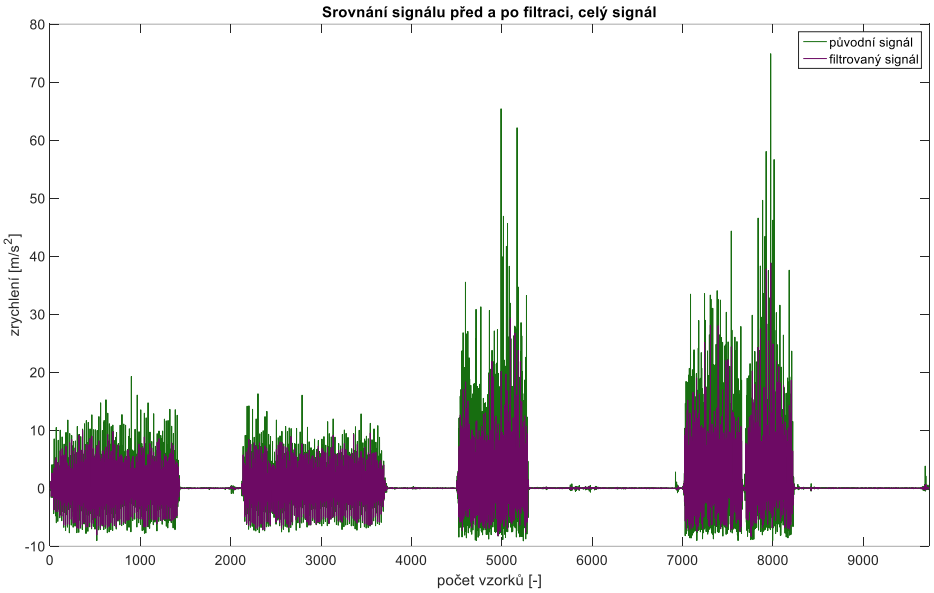
K vytvoření a testování algoritmu krokoměru byl opět nahrán testovací signál, u kterého byl zaznamenán přesný počet kroků. Signál byl před použitím upraven stejným způsobem jako všechny ostatní signály. Opět se tedy sečetly hodnoty ve všech osách akcelerometru a odečetlo se tíhové zrychlení.

4.1 Úprava dat

Úprava dat předchází algoritmu k počítání kroků. Je to z toho důvodu, že k detekci špiček je potřeba signál vyhladit – odstranit dvojité špičky a vyfiltrovat odlehlé hodnoty. Dvojitá špička je znázorněna na obrázku 4.1 v černém kroužku. Jedná se v podstatě o jakýsi dvojitý vrchol, resp. nepřesnost způsobenou měřícím zařízením a nebo pohybem v rámci kroku (např. třes stehenního svalu apod.). K úpravě dat byl zvolen FIR filtr typu pásmová propust viz obrázek 4.2. Za dolní resp. horní mezní frekvenci byla dosazena hodnota 1 Hz resp. 3,5 Hz. Tyto hodnoty byly získány empiricky.



Obr. 4.1 Dvojitá špička



Obr. 4.2 Výsledek filtrace pomocí FIR filtru

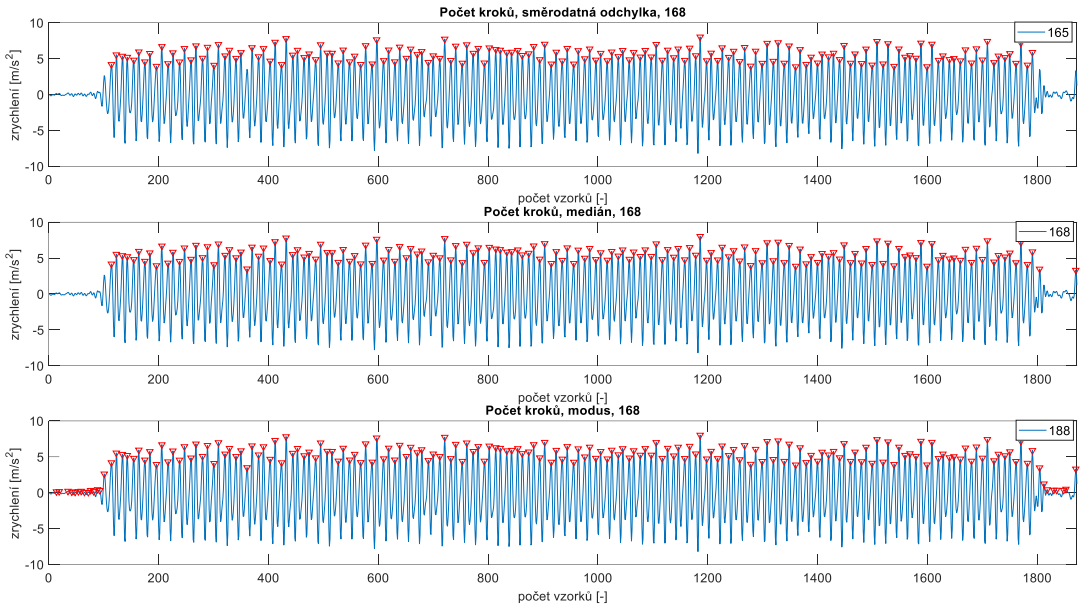
4.2 Detekce kroků

K detekci kroků se dá využít mnoha metod. Práce se zaměřuje na tzv. metodu hledání špiček a její rozšíření a optimalizaci. Testovací signál sloužící k vývoji algoritmu obsahoval přesně 168 kroků.

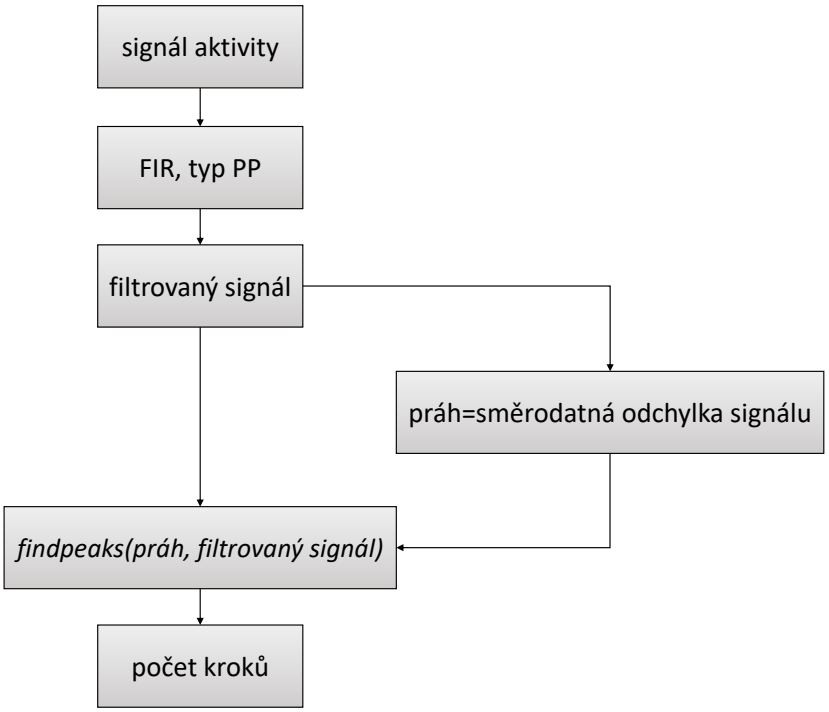
4.2.1 Metoda hledání špiček

Detekce kroků byla provedena metodou hledání špiček. K samotné detekci kroků je použita funkce *findpeaks*, která je vytvořena pro hledání lokálních maxim. Podle zadaných vstupních kritérií, např. minimální výšky špičky, je tato funkce schopna detekovat špičky, resp. kroky, na stanoveném signálu.

V rámci vývoje algoritmu bylo otestováno několik způsobů stanovení prahové hodnoty pro detekci kroku, tedy hodnoty minimální výšky špičky. Algoritmus byl sestrojen na základě článku [34], kde se jako prahová hodnota pro detekci kroku, resp. minimální výška špičky, dosazuje hodnota směrodatné odchylky daného signálu. Dále byla otestována hodnota modusu a mediánu. Výpočet prahové hodnoty byl pak upraven v rámci optimalizace krokoměru, viz kapitola 5.2. Srovnání detekce s různými hodnotami prahu na vzorovém signálu o 168 krocích je uvedeno na obrázku 4.3. Schéma metody je pak uvedeno na obrázku 4.4.



Obr. 4.3 Detekce kroků pomocí metody hledání špiček s různými prahovými hodnotami

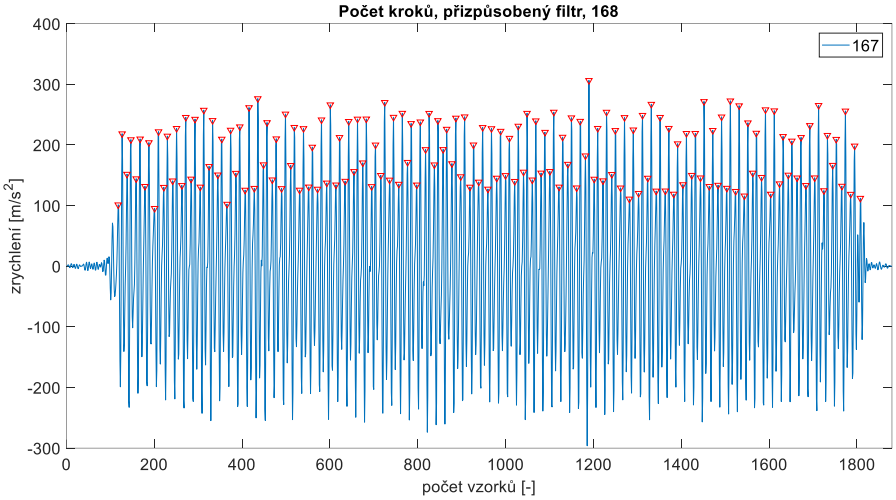


Obr. 4.4 Schéma detekce kroku pomocí metody hledání špiček

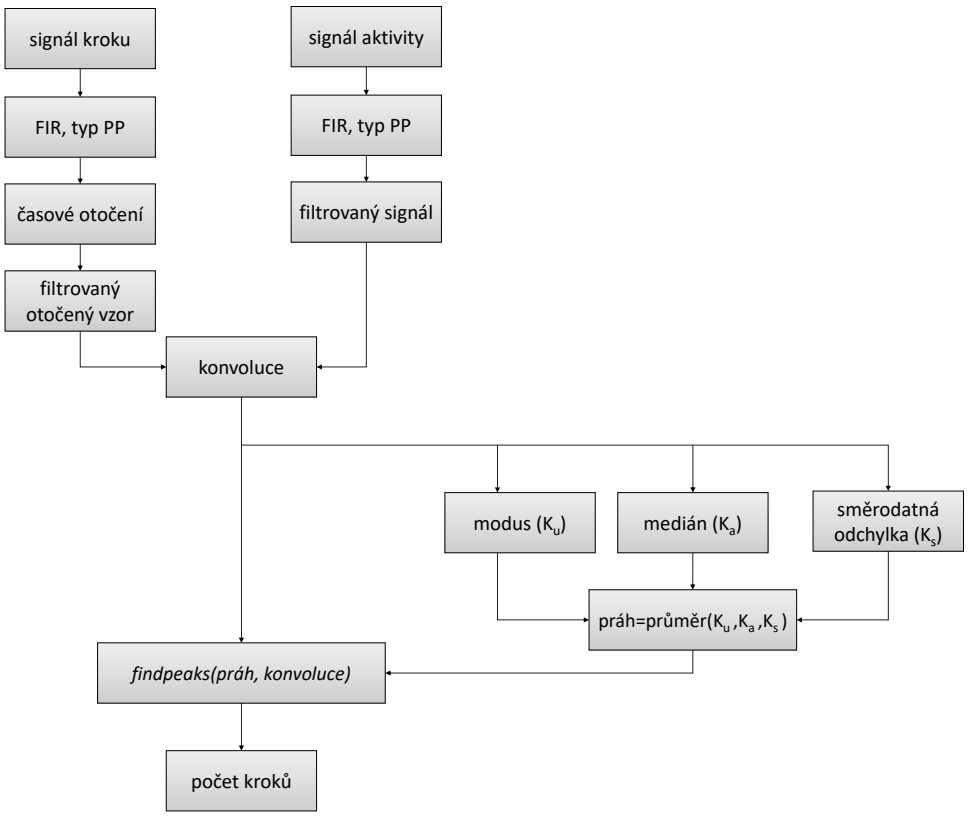
4.2.2 Metoda využívající přizpůsobený filtr

Předchozí metoda hledání špiček byla rozšířena o přizpůsobený filtr. Metoda přizpůsobeného filtru využívá souvislosti korelace s konvolucí, kde je korelace realizována jako konvoluce, přičemž jeden signál je převrácen v čase [35]. Zde se jedná o konvoluci úseku fyzické aktivity a vzorového signálu kroku. Výstup přizpůsobeného

filtru je tedy definován jako konvoluce signálu fyzické aktivity s impulzní charakteristikou v podobě reverzního vzorového signálu kroku [35]. Tam, kde se signály nejvíce shodují, vznikají autokorelační špičky a výsledný signál má tedy nejvyšší amplitudy. Následná detekce kroků tedy opět probíhá metodou hledání špiček, viz obrázek 4.5. Výpočet prahové hodnoty pro detekci kroku je stejný, jako v předchozí metodě po optimalizaci, viz kapitola 5.2. Finální schéma metody je uvedeno na obrázku 4.6.



Obr. 4.5 Výsledek detekce kroků pomocí metody s využitím přizpůsobeného filtru



Obr. 4.6 Schéma detekce kroku pomocí metody s využitím přizpůsobeného filtru

5 OPTIMALIZACE

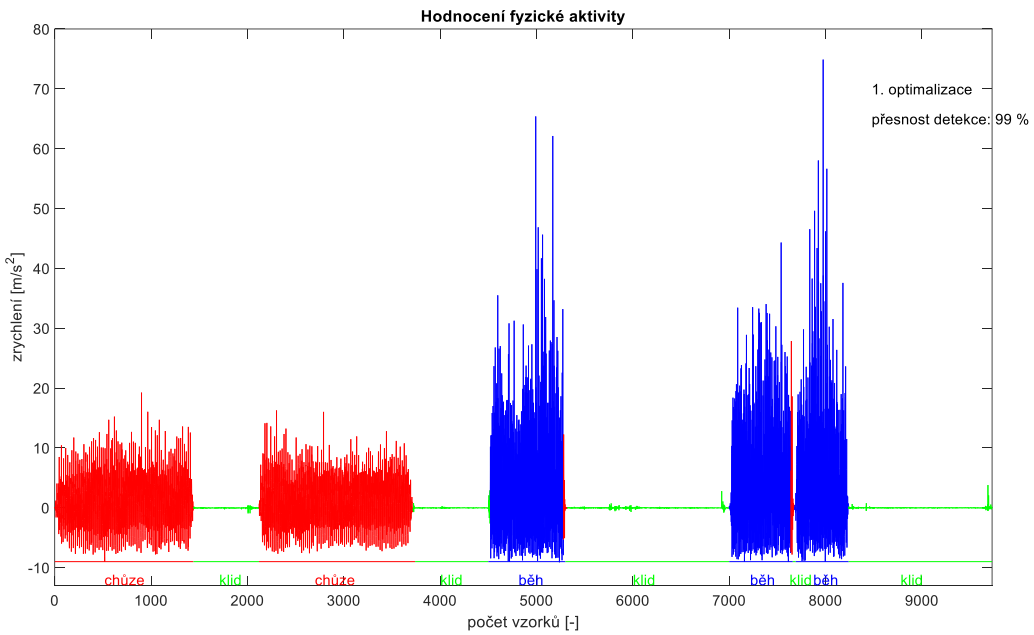
Proces optimalizace je prováděn jak pro algoritmy pro detekci aktivity, tak pro samotný krokoměr. Optimalizace má za cíl vylepšit algoritmus a dosáhnout tak co nejlepších výsledků, resp. eliminovat chyby a nedokonalosti algoritmu.

5.1 Optimalizace detekce chůze a běhu

Při tvoření algoritmu byla délka okna stanovena empiricky na M = 40 vzorků. Samotný proces optimalizace detekce pohybové aktivity byl rozdělen do dvou následujících kroků: spojení algoritmů a překlasifikace krátkých úseků.

5.1.1 Spojení algoritmů

Byla provedena překlasifikace detekce na základě jednoduchého pravidla sjednocení všech tří algoritmů detekce. Pokud se dva nebo všechny algoritmy shodly v detekci, byla jejich detekce považována za správnou. Pokud se algoritmy neshodly v detekci a každý detekoval jinou aktivitu na dané pozici, byla aktivita překlasifikována na aktivitu, kterou detekoval algoritmus založený na průměru, protože měl nejvyšší hodnotu přesnosti detekce.

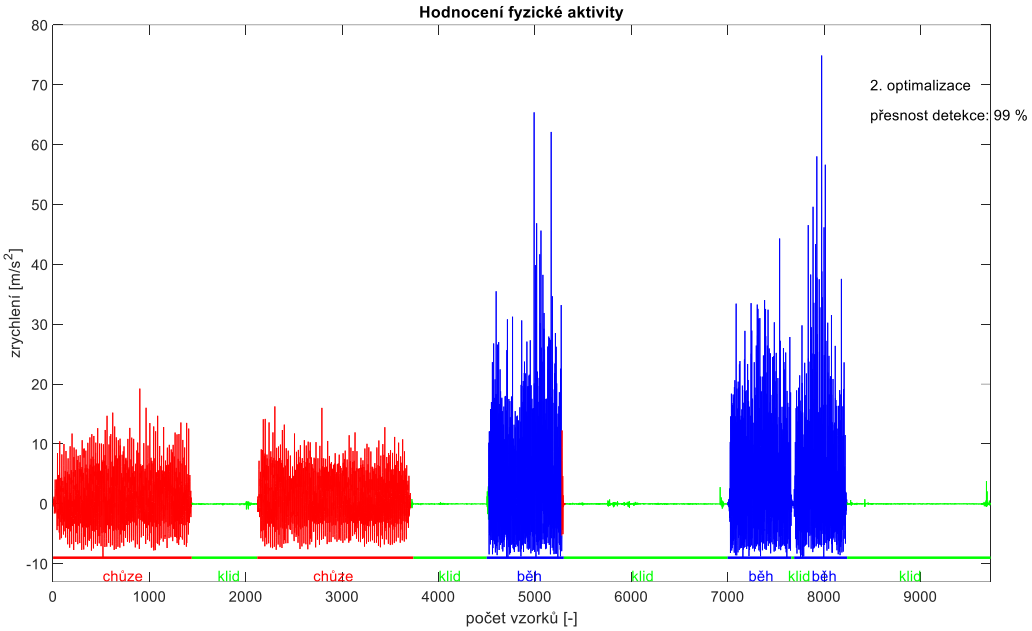


Obr. 5.1 Výsledek detekce aktivity po prvním kroku optimalizace

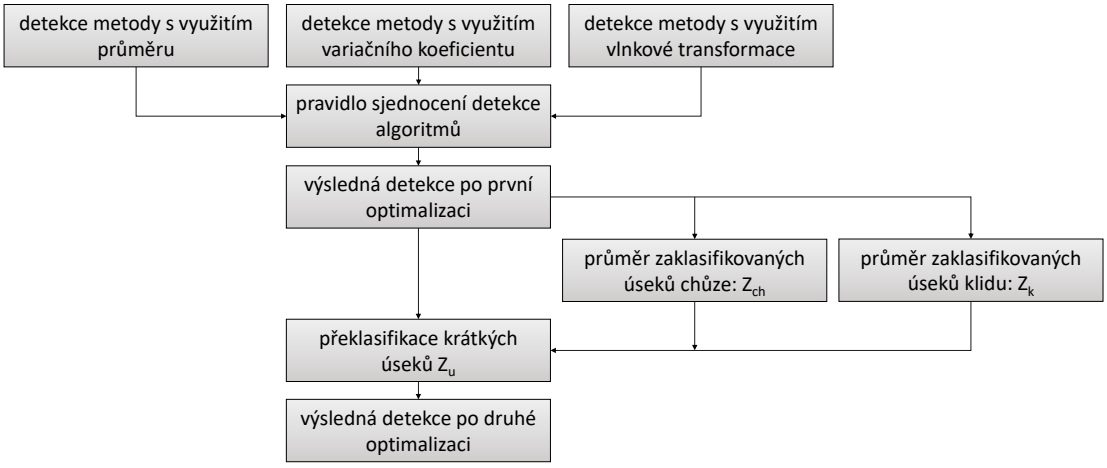
5.1.2 Překlasifikace krátkých úseků

Druhý krok procesu optimalizace prováděl překlasifikaci krátkých úseků. Překlasifkace se týkala úseků, které měly délku shodnou s délkou okna, tj. M = 40 vzorků, popř. kratší.

Je to z toho důvodu, že v algoritmech docházelo často k nesprávné klasifikaci pouze krátkých úseků právě o velikosti daného okna, jak je patrné z obrázku 5.1, dva úseky chůze (červeně) vykreslené v úsecích běhu (modře). Pokud byl např. úsek klidové aktivity zaklasifikován mezi úseky běhu, tedy před i po tomto krátkém úseku klidu došlo k detekci běhu, byl daný úsek překlasifikován právě na úsek běhu. Pokud nebyl úsek klasifikován mezi úseky stejné aktivity, brala se v potaz průměrná hodnota tohoto úseku (Z_u). Tato průměrná hodnota Z_u byla porovnána s průměrnou hodnotou všech již zaklasifikovaných dlouhých úseků chůze (Z_{ch}) a klidu (Z_k), které nepodléhaly druhé fázi optimalizace. Pokud byla průměrná hodnota úseku Z_u menší než 1,5 násobek hodnoty Z_{ch} nebo jemu rovna a zároveň nebyla hodnota Z_u menší než absolutní hodnota Z_k, došlo k překlasifikaci na chůzi. Pokud byla průměrná hodnota překlasifikovávaného úseku větší, než 1,5 násobek Z_{ch}, došlo k překlasifikaci na běh. Všechny ostatní překlasifikovávané úseky Z_u byly změněny na klid. Výsledek detekce po druhém kroku optimalizace dosáhl 98,77 % a je uveden na obrázku 5.2. Zjednodušené schéma celého procesu optimalizace je shrnuto na obrázku 5.3.



Obr. 5.2 Výsledek detekce aktivity po druhém kroku optimalizace



Obr. 5.3 Zjednodušené schéma celého procesu optimalizace

5.1.3 Změna mateřské vlnky

V rámci optimalizace bylo otestováno deset dalších mateřských vlnek pro algoritmus s využitím vlnkové transformace. K testování se použilo stejných 6 signálů jako pro vyhodnocení přesnosti detekce celého algoritmu klasifikace denní aktivity, viz tabulka 6.2, aby se přesnosti detekce mohly porovnat. Nejprve byly otestovány vlnky z rodiny Daubechiesové, a to konkrétně vlnky *db6, db7, db8* a *db10*. Pak byly otestovány i jiné skupiny vlnek a to symlety *sym6, sym7* a *sym8*. Symlety jsou modifikací vlnek Daubechiesové. Dále bioortogonální vlnky *bior2.6, bior2.8* a *bior3.7*. Vlnky byly voleny podle svého tvaru tak, aby byly tvarově podobné signálu kroku. Výsledky detekce s jinými vlnkami jsou uvedeny v tabulkách 5.1 až 5.3. Typ vlnky měl za následek změnu výsledné detekce po optimalizacích. Nejpřesnější detekce jsou v tabulkách 5.1 až 5.3 vyznačeny šedě.

Tab. 5.1 Výsledky detekce s využitím vlnek z rodiny Daubechiesové

signál	db6	výsledná	db7	výsledná	db8	výsledná	db10	výsledná
	přesnost detekce [%]							
1	96,63	99,10	96,63	99,10	97,86	99,10	96,30	99,18
2	71,81	96,63	74,57	97,24	73,35	97,24	75,98	97,24
3	76,56	99,35	75,26	98,05	75,26	98,05	77,21	99,35
4	58,75	96,56	57,50	96,56	57,81	97,19	57,19	96,88
5	78,75	97,50	75,63	97,50	75,00	98,13	72,50	96,88
6	62,05	91,07	72,10	92,19	69,87	92,19	62,05	87,72
průměr	74,09	96,70	75,28	96,77	74,86	96,98	73,54	96,21

Tab. 5.2 Výsledky detekce s využitím vlnek z rodiny symletů

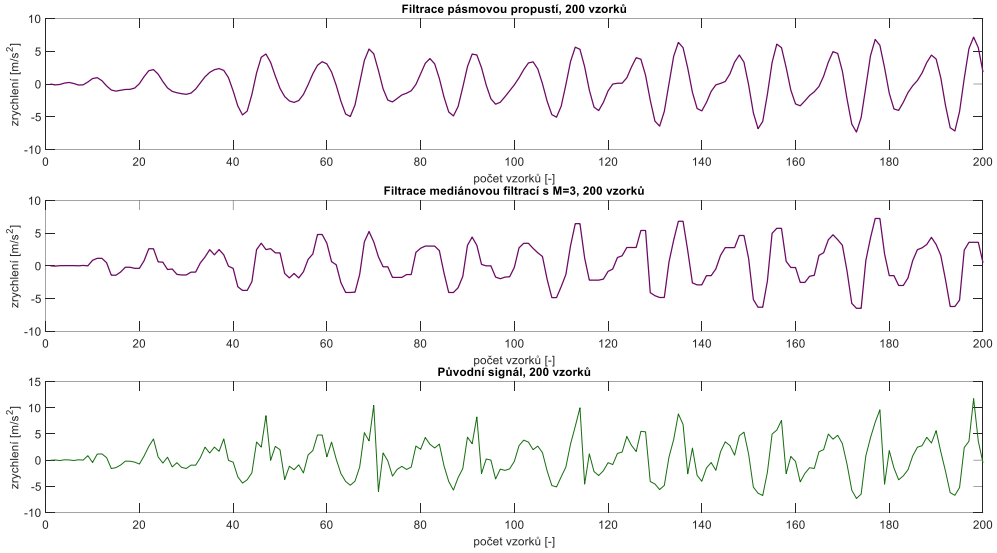
signál	sym6	výsledná	sym7	výsledná	sym8	výsledná
	přesnost detekce [%]					
1	85,61	99,18	86,76	98,68	86,02	99,18
2	78,86	97,55	77,33	97,24	78,55	97,55
3	89,58	99,35	83,72	99,35	88,93	99,35
4	61,88	95,63	65,00	97,19	61,88	95,63
5	92,50	98,75	91,88	97,50	91,88	98,75
6	75,45	93,30	72,10	89,96	75,45	93,30
průměr	80,65	97,29	79,47	96,65	80,45	97,29

Tab. 5.3 Výsledky detekce s využitím bioortogonálních vlnek

signál	bior2.6	výsledná	bior2.8	výsledná	bior3.7	výsledná
	přesnost detekce [%]					
1	81,82	98,68	83,47	98,68	82,32	99,18
2	83,95	97,55	83,64	97,55	79,17	97,24
3	91,15	98,31	91,15	98,31	88,54	98,31
4	69,38	97,19	69,69	97,19	68,44	97,19
5	93,75	97,50	93,75	97,50	91,88	98,75
6	86,61	92,19	85,49	92,19	89,14	92,19
průměr	84,44	96,90	84,53	96,90	83,25	97,14

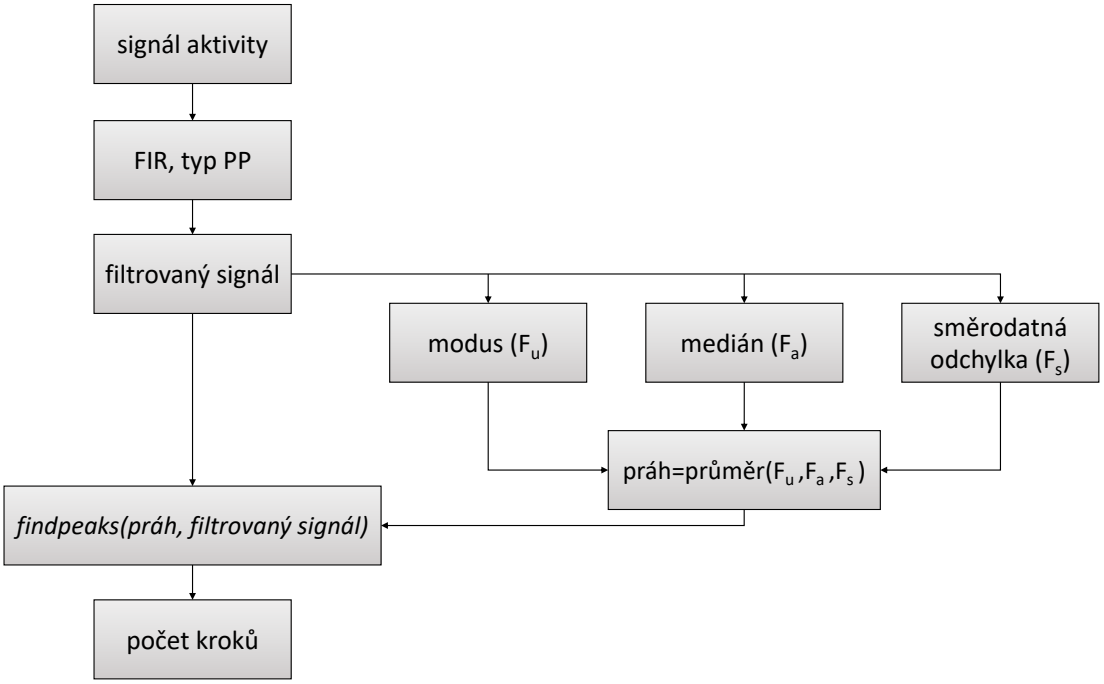
5.2 Optimalizace krokoměru

K úpravě dat je možné použít několik postupů. Některé studie [4] používají k úpravě mediánový filtr s délkou okna M = 3, která signál vyhladí odstraněním odlehlých hodnot. Zároveň je tato filtrace schopna odstranit zmíněné dvojité špičky, které by mohly mít vliv na přesnost detekce kroků. Tento typ filtrace má ale také za následek odstranění celé špičky a zanechání pouze rovného úseku, viz obr. 5.4. Proto bylo využito k úpravě dat FIR filtru typu pásmová propust. FIR filtr byl při vývoji algoritmu pro stanovení počtu kroků původně součástí výpočtu odhadu kvadrátu obálky signálu. Výsledky filtrace byly však natolik uspokojivé, že FIR filtr nahradil původně používaný mediánový filtr a od výpočtu obálky signálu bylo úplně upuštěno. Srovnání filtrací je uvedeno na obrázku 5.4.



Obr. 5.4 Srovnání filtrace FIR a mediánovým filtrem

Dále v průběhu vývoje algoritmu krokoměru došlo k optimalizaci výpočtu prahové hodnoty pro detekci kroku. V úseku signálu fyzické aktivity byl nejprve vypočítán modus *(F_u)*, následně byl stanoven medián *(F_a)* a nakonec směrodatná odchylka *(F_s)*. Z těchto hodnot *(F_u, F_a, F_s)* byla vypočítána průměrná hodnota a dosazena za prahovou hodnotu. Došlo tedy ke spojení metod výpočtu prahu. Schéma metody je uvedeno na obrázku 5.5. Tento výpočet prahu je aplikován jak na metodu využívající detekci špiček, tak na metodu přizpůsobeného filtru.



Obr. 5.5 Schéma optimalizované metody hledání špiček

6 VÝSLEDKY

6.1 Testování funkce pedometrů

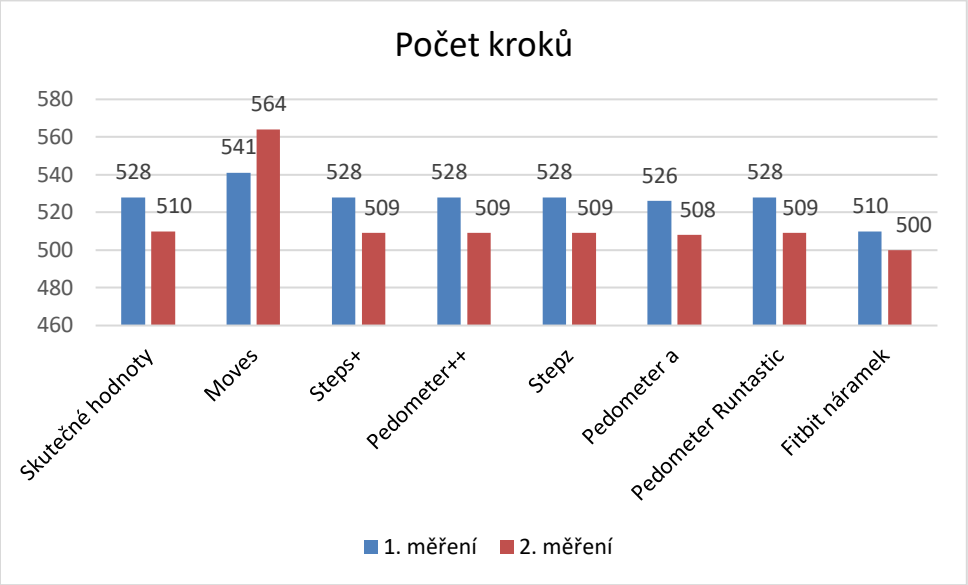
Všechny aplikace uvedené v kapitole 2.1 byly podrobeny testování. To probíhalo na atletické dráze o délce 400 m. Proband byl instruován, aby prošel trasu dráhy, přičemž si počítal kroky, aby byla známá přesná referenční hodnota. Při detekci chůze byl telefon s aplikacemi umístěn do přední kapsy kalhot a na levém zápěstí byl umístěn fitness náramek Fitbit Alta HR. V každé aplikaci i na fitness náramku byla nastavena délka kroku na 77 cm, která byla před samotným testováním změřena. V aplikaci Pedometer ++, která neumožňuje separátní úpravu délky kroku, byla nastavena výška probanda, tak aby byla hodnota délky kroku právě 77 cm. Pouze v aplikaci Moves nelze tento parametr zadat. Měření bylo provedeno celkem dvakrát. Při prvním měření byla na telefonu zapnutá data a aplikace tím měly umožněný přístup na internet. Přístupem na internet by měly mít aplikace lepší přesnost záznamu polohy díky asistované GPS. Při druhém měření pak byla data vypnuta. Celé měření shrnuje tabulka 6.1.

Tab. 6.1 Výsledky testování přesnosti aplikací

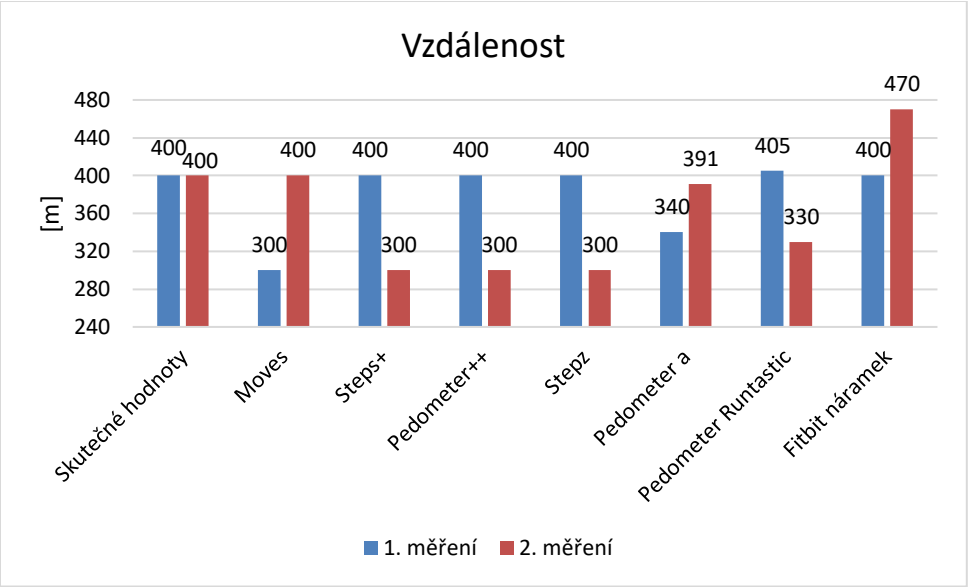
	1. měření		2. měření	
	počet kroků	vzdálenost [m]	počet kroků	vzdálenost [m]
skutečné hodnoty	528	400	510	400
Moves	541	300	564	400
Steps+	528	400	509	300
Pedometer++	528	400	509	300
Stepz	528	400	509	300
Pedometer α	526	340	508	391
Pedometer Runtastic	528	405	509	330
Fitbit náramek	510	400	500	470

Počet kroků byl aplikacemi stanoven poměrně přesně, až na aplikaci Moves, která při obou měřeních detekovala velmi odlišný počet. Náramek Fitbit při prvním měření detekoval o 18 kroků více, než bylo ve skutečnosti provedeno, při druhém měření už byl rozdíl pouze 10 kroků. Zajímavé ale je, jak moc jsou odlišné hodnoty pro měření vzdálenosti. Při prvním měření se zapnutými daty (internetové připojení) byly hodnoty obecně přesnější než při vypnutých datech. Připojení internetu může mít vliv na přesnost měření vzdálenosti. Z toho tedy vyplývá, že pro přesnější měření je lepší použít data,

nicméně jejich zapnutí, resp. vypnutí, neovlivňuje fungování aplikací jako takových. Hodnoty z tabulky 6.1 jsou vyneseny do grafů na obrázcích 6.1 a 6.2.



Obr. 6.1 Graf zhodnocení přesnosti měření aplikací: počet kroku



Obr. 6.2 Graf zhodnocení přesnosti měření aplikací: vzdálenost

6.2 Detekce chůze a běhu

Pro rozlišení fyzické aktivity na naměřeném signálu byly použity celkem tři různé metody. Všechny metody byly založeny na stanovení určité hodnoty v okně s fixní délkou. Následovalo porovnání s prahovou hodnotou. Je důležité zmínit, že každý signál

fyzické aktivity i při použití stejného detekčního zařízení a stejného probanda je jiný než všechny ostatní, a tak se přesnost detekce může značně lišit.

Trénovací data

Celkem bylo nasnímáno 6 signálů denní aktivity stejným probandem. Signály byly nahrány v přední kapse kalhot se vzorkovací frekvencí 20 Hz pomocí aplikace *Sensor Kinetics Pro*. Použité zařízení bylo pro všechny signály stejné (iPhone 5s).

Ke stanovení přesnosti detekce chůze či běhu byl použit následující postup: počet správně detekovaných vzorků signálu byl podělen celkovou délkou signálu. Tento podíl byl vynásoben 100 a výsledek tedy vyjádřen v procentech, viz rovnice (9).

$$\text{přesnost detekce} = \frac{\text{počet správně nadetekovaných vzorků}}{\text{celkový počet vzorků signálu}} \cdot 100 \qquad (9)$$

Tab. 6.2 Výsledky testování přesnosti algoritmů

signál	metoda s využitím průměru	metoda s využitím variačního koeficientu	metoda s využitím vlnkové transformace	po spojení algoritmů	po překlasifikaci krátkých úseků
	přesnost detekce [%]				
1	97,94	95,39	97,53	98,77	99,18
2	91,42	89,89	73,65	92,95	97,24
3	93,49	81,38	75,26	94,14	99,35
4	93,75	90,94	58,13	93,13	96,56
5	98,13	79,38	70,63	96,88	97,50
6	93,30	68,08	72,10	86,61	89,96
průměrná přesnost	94,67	84,18	74,55	93,75	96,63

Testovací data

Detekce aktivity byla také vyhodnocena pro nasnímání signálů jiným probandem. Každý proband musel před nasnímáním signálů nahrát vlastní vzorové signály chůze a běhu, které pak následně určovaly prahové hodnoty. Pro testování probandů byla vytvořena pomyslná dráha. Nejprve probandi dráhu o délce 135 m prošli chůzí a na zpáteční cestě běželi. Celková dráha tedy byla 270 m. V rámci tohoto testování nahráli probandi stejné signály na stejné dráze pro dvě různá zařízení současně. Jedním byl iPhone 5s, aplikace

Sensor Kinetics Pro, a druhým Honor 7 Lite, aplikace *Sense it*. Pokud by byl algoritmus opravdu univerzální, výsledná přesnost detekce z tabulky 6.3 by se neměla lišit od tabulky hodnot 6.4. To vše za předpokladu, že vzorové signály chůze a běhu budou nahrané pro obě zařízení každým probandem. Pro detekci pomocí zařízení Honor 7 Lite musel být v případě algoritmu s využitím průměru změněn práh pro detekci klidu (P_p, viz schéma metody na obrázku) na hodnotu 0,30. Pro iPhone 5s je tato hodnota 0,18.

Z tabulek 6.3 a 6.4 je patrné, že průměrná přesnost detekce se až na malé odchylky se zařízením nemění. Pouze u algoritmu využívající variační koeficient je rozdíl detekcí 5,43 %, přičemž lepších výsledků dosahuje algoritmus při měření signálu pomocí zařízení Honor 7 Lite. U obou zařízení má nejvyšší přesnost detekce algoritmus s využitím průměru a nejnižší algoritmus s využitím vlnkové transformace. Konečná přesnost po optimalizaci detekce dosahuje hodnot 95,85 % a 96,43 %.

Tab. 6.3 Výsledky testování přesnosti algoritmů: iPhone

proband	metoda s využitím průměru	metoda s využitím variačního koeficientu	metoda s využitím vlnkové transformace	po spojení algoritmů	po překlasifikaci krátkých úseků
	přesnost detekce [%]				
1	98,70	91,15	51,82	96,09	94,79
2	91,48	80,97	63,07	92,90	95,74
3	96,09	76,56	50,52	90,89	89,58
4	97,16	87,22	55,40	97,16	98,58
5	96,39	81,73	59,13	96,39	96,39
6	92,79	70,91	74,76	92,79	98,80
7	93,49	72,92	66,15	94,79	94,79
8	95,74	66,76	64,49	95,74	97,16
9	93,75	72,44	65,91	92,33	93,75
10	84,38	72,54	64,29	85,49	98,88
průměrná přesnost	94,02	77,32	61,55	93,46	95,85

Tab. 6.4 Výsledky testování přesnosti algoritmů: Honor 7 Lite

proband	metoda s využitím průměru	metoda s využitím variačního koeficientu	metoda s využitím vlnkové transformace	po spojení algoritmů	po překlasifikaci krátkých úseků
	přesnost detekce[%]				
1	98,70	92,19	42,71	96,09	94,79
2	100,00	94,32	61,65	100,00	100,00
3	97,60	73,56	59,13	95,19	97,60
4	97,16	75,85	58,81	97,16	98,58
5	97,60	84,38	55,53	93,99	95,19
6	96,39	90,38	75,36	96,39	96,39
7	93,49	86,98	59,64	96,09	96,09
8	95,74	78,69	65,91	95,74	97,16
9	94,32	82,39	68,75	95,74	98,58
10	76,56	68,75	59,82	75,45	89,96
průměrná přesnost	94,76	82,75	60,73	94,18	96,43

Shrnutí přesnosti detekce fyzické aktivity

V tabulce 6.5 jsou vyčísleny celkové přesnosti detekce na celkovém počtu 26 signálů. Metoda s využitím průměru dosahuje přesnosti 94,48 %. Nejnižší přesnosti 65,61 % dosahuje algoritmus využívající vlnkovou transformaci. Celková výsledná přesnost detekce dosahuje 96,30 %. Algoritmus funguje s podobnou přesností na trénovací i testovací data. Výslednou přesnost detekce vytvořeného algoritmu lze tedy považovat za uspokojivou.

Tab. 6.5 Shrnutí přesnosti detekce fyzické aktivity

tabulka	metoda s využitím průměru	metoda s využitím variačního koeficientu	metoda s využitím vlnkové transformace	po spojení algoritmů	po překlasifikaci krátkých úseků
	[%]				
6.2	94,67	84,18	74,55	93,75	96,63
6.3	94,02	77,32	61,55	93,46	95,85
6.4	94,76	82,75	60,73	94,18	96,43
průměrná přesnost	94,48	81,42	65,61	93,80	96,30

Shrnutí testování různých mateřských vlnek

V rámci optimalizace bylo otestováno několik dalších mateřských vlnek pro algoritmus s využitím vlnkové transformace. Jednotlivé přesnosti detekcí pro jednotlivé vlnky jsou shrnuty v tabulce 6.6. Při porovnání výsledků detekce s použitou vlnkou *db9* z tabulky 6.2 lze dojít k závěru, že jako vhodné mateřské vlnky se nabízí vlnky *sym8* nebo *sym6* s výslednou detekcí 97,29 %. Dosáhly vyšší přesnosti výsledné detekce než použitá vlnka *db9* s výslednou přesností detekce 96,63 %.

Tab. 6.6 Průměrné hodnoty detekce pro jiné mateřské vlnky

	přesnost detekce [%]							
	db6	výsledná	db7	výsledná	db8	výsledná	db10	výsledná
průměr	74,09	96,70	75,28	96,77	74,86	96,98	73,54	96,21
	přesnost detekce [%]							
	sym6	výsledná	sym7	výsledná	sym8	výsledná	---------	---------
průměr	80,65	97,29	79,47	96,65	80,45	97,29	---------	---------
	přesnost detekce [%]							
	bior2.6	výsledná	bior2.8	výsledná	bior3.7	výsledná	---------	---------
průměr	84,44	96,90	84,53	96,90	83,25	97,14	---------	---------

6.3 Krokoměr

Ke stanovení přesnosti navrženého algoritmu krokoměru byla spočítána procentuelní odchylka detekce, viz rovnice (10). Pokud byla odchylka kladná, algoritmus nebo aplikace stanovily více kroků, než bylo skutečně provedeno. Pokud byla odchylka záporná, algoritmus či aplikace stanovily nižší počet kroků, než bylo skutečně provedeno. Průměrná odchylka byla stanovena z absolutních hodnot jednotlivých odchylek, aby znaménková konvence výpočet neovlivňovala.

$$odchylka\ detekce = \frac{počet\ stanovených\ kroků \cdot 100}{počet\ ujitých\ kroků} - 100 \qquad (10)$$

Výsledky přenosti detekce metody hledání špiček před a po optimalizaci, včetně metody s využitím přizpůsobeného filtru jsou uvedeny v tabulce 6.7. V tabulce 6.8 a 6.9 jsou metody stanovení počtu kroků testovány na signálech od deseti různých probandů. Testování proběhlo na 26 stejných testovacích signálech jako testování přesnosti algoritmů pro klasifikaci fyzické aktivity, viz tabulka 6.3 a 6.4. Referenční počty kroků se mohou lišit pro jednotlivá zařízení. Je to z toho důvodu, že byly brány v potaz jen kroky na správně zaklasifikovaných úsecích signálu, aby se nepřesnost algoritmu pro detekci chůze a běhu nekumulovala i na algoritmus pro počítání kroků.

Tab. 6.7 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, trénovací data

signál	kroky	Metoda hledání špiček		Metoda hledání špiček po optimalizaci		Přizpůsobený filtr	
		počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]
1	587	501	-14,65	579	-1,36	584	-0,51
2	1138	1073	-5,71	1138	0,00	1141	0,26
3	611	526	-13,91	592	-3,11	602	-1,47
4	1159	1105	-4,66	1154	-0,43	1157	-0,17
5	552	489	-11,41	541	-1,99	553	0,18
6	365	302	-17,26	349	-4,38	358	-1,92
průměr			11,27		1,88		0,75

Tab. 6.8 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, testovací data: iPhone

proband	kroky	Metoda hledání špiček		Metoda hledání špiček po optimalizaci		Přizpůsobený filtr	
		počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]
1	306	290	-5,23	306	0,00	307	0,33
2	275	262	-4,73	274	-0,36	274	-0,36
3	261	213	-18,39	237	-9,20	260	-0,38
4	266	221	-16,92	245	-7,89	259	-2,63
5	270	244	-9,63	267	-1,11	272	0,74
6	289	233	-19,38	266	-7,96	266	-7,96
7	253	214	-15,42	239	-5,53	251	-0,79
8	238	205	-13,87	230	-3,36	231	-2,94
9	226	205	-9,29	219	-3,10	224	-0,88
10	369	347	-5,96	360	-2,44	367	-0,54
průměr			11,88		4,10		1,76

Tab. 6.9 Výsledky testování přesnosti algoritmu pro detekci kroků, testovací data: Honor

proband	kroky	Metoda hledání špiček		Metoda hledání špiček po optimalizaci		Přizpůsobený filtr	
		počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]	počet kroků	odchylka [%]
1	306	300	-1,96	307	0,33	306	0,00
2	289	271	-6,23	289	0,00	288	-0,35
3	266	214	-19,55	260	-2,26	264	-0,75
4	266	231	-13,16	258	-3,01	262	-1,50
5	266	231	-13,16	262	-1,50	268	0,75
6	280	245	-12,50	276	-1,43	277	-1,07
7	253	203	-19,76	237	-6,32	249	-1,58
8	238	214	-10,08	231	-2,94	236	-0,84
9	233	207	-11,16	223	-4,29	227	-2,58
10	357	332	-7,00	351	-1,68	361	1,12
průměr			11,46		2,38		1,05

Průměrná odchylka stanovení počtu kroků je dle očekávání nižší u testovacích dat a vyšší u dat trénovacích. Průměrná dchylka algoritmu s využitím přizpůsobeného filtru je 1,19 %, viz tabulka 6.10. Proto lze algoritmus považovat za kvalitní.

Tab. 6.10 Celková odchylka jednotlivých algoritmů pro detekci kroků

tabulka	Metoda hledání špiček	Metoda hledání špiček po optimalizaci	Přizpůsobený filtr
	odchylka [%]		
6.6	11,27	1,88	0,75
6.7	11,88	4,10	1,76
6.8	11,46	2,38	1,05
Průměrná odchylka	11,54	2,79	1,19

6.4 Srovnání přesnosti stanovení počtu kroků pomocí pedometrů a navrženého algoritmu

Přesnost detekce kroků aplikací je vyčíslena v tabulce 6.11. Hodnoty k výpočtu jsou uvedeny v tabulce 6.1. Nejmenších odchylek detekce dosahují aplikace Steps+, Pedometer++, Stepz a Pedometer Runtastic, a to shodně 0 % u prvního měření a odchylku -0,20 % u druhého měření. Obecně lze z tabulek 6.7, 6.8, 6.9 a 6.11 usoudit, že navržený

algoritmus a testované aplikace mají tendenci počet kroků spíše podhodnocovat a detekovat tedy menší počet kroků, než byl skutečne proveden. Navržený algoritmus využívající přizpůsobený filtr vykazuje průměrnou odchylku 1,19 %. Tato hodnota je vyšší než u zmíněných aplikací, ale nižší než u náramku Fitbit.

Tab. 6.11 Odchylka počtu kroků: aplikace

	1. měření	2. měření	Průměrná odchylka [%]
	počet kroků	počet kroků	
Skutečné hodnoty	528	510	
Moves	2,46	10,60	15,02
Steps+	0	-0,20	0,10
Pedometer++	0	-0,20	0,10
Stepz	0	-0,20	0,10
Pedometer α	-0,38	-0,39	0,39
Pedometer Runtastic	0	-0,20	0,10
Fitbit náramek	-3,41	-1,97	2,69

7 MĚŘENÍ DÉLKY KROKU

V aplikacích zmíněných v kapitole 2 bylo po uživateli požadováno zadání pohlaví, výšky postavy a délky kroku. Aplikace k Fitbit náramku jako jediná umožňuje nastavení odlišné délky kroku pro chůzi a běh. V některých aplikacích se měnila délka kroku fixně s výškou a nebylo tedy možné ji zpětně upravit. Proto byla při testování aplikací nastavená výška na např. 188 cm, aby délka kroku odpovídala 77 cm a tedy délce kroku probanda testujícího aplikace. Bylo provedeno měření délky kroku, jehož cílem bylo jednak prokázat fakt, že s rychlostí chůze roste délka kroku a také popřít skutečnost, že výška a délka kroku spolu souvisí a dají se matematicky propojit, jak ukazují studie [14] a [15].

Proběhlo měření délky kroku 16 probandů, přičemž se měření účastnilo osm mužů a osm žen. Krok se měřil pomocí pásu značky Zebris FDM (Force Distribution Measurement), umístěného na podlaze. Pás zaznamenává chůzi pomocí matice tlakových senzorů. Celkem byla provedena dvě měření u každého probanda. Při prvním měření byli probandi požádáni o běžnou chůzi, při druhém měření měli za úkol simulovat rychlou chůzi. Naměřené hodnoty byly spolu s výškou probandů zaneseny do tabulky 7.2 a vyneseny do grafu, viz obrázek 7.1. Účelem měření bylo prokázat nezávislost délky kroku na výšce probanda a zvětšování délky kroku s rychlostí chůze.

Z tabulky 7.1 vyplývá, že celková výška mužů je větší, než výška žen. Obdobně to platí pro délku kroku, která je u mužů taktéž větší. U žen má nejdelší průměrnou délku kroku proband s výškou 163 cm a nejmenší s výškou 162 cm. Nejvyšší žena s výškou 188 cm tedy překvapivě nedělá nejdelší kroky. Proband 3 a 6 mají zcela náhodně stejnou výšku a délku kroku. U mužů jsou výsledky podobné. Nejdelší průměrný krok dělá muž s výškou 185 cm a nejkratší s výškou 180 cm, přičemž se výška mužů pohybuje od 174 cm do 186 cm. Z naměřených dat je také patrné, že délka kroku se liší pro pravou a levou nohu. Neexistuje žádná korelace mezi pohlavím či výškou a délkou kroku pro pravou či levou nohu. Rozdělení je tedy zcela náhodné. Rozdíly v délce kroku pravou a levou nohou mohou být markantní, viz tabulka 7.2 a obrázek č. 7.2 , proband č. 1, 9, 10, 11, 13, 14 a 15. U obou skupin probandů můžeme pozorovat tendenci dělání delších kroků při rychlejší chůzi, viz obrázek 7.2.

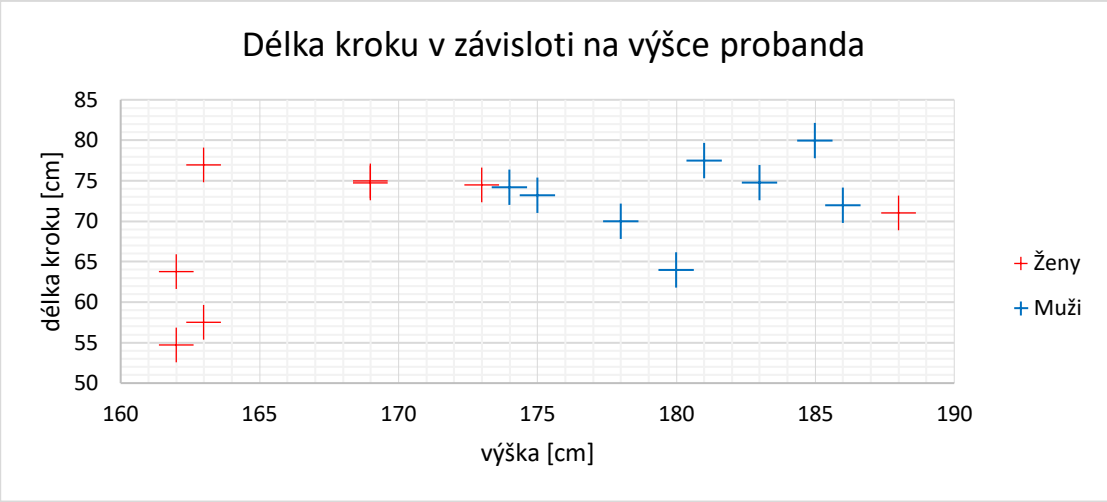
Měření splnilo svoje cíle. Byla prokázána spojitost mezi rychlostí chůze a délkou kroku, kdy s rychlostí roste délka kroku. Délka kroků a výška postavy spolu můžou souviset, nicméně je tuto závislost náročné matematicky popsat jedním vzorcem, který by byl platný pro celou populaci.

Tab. 7.1 Shrnutí měření délky kroku

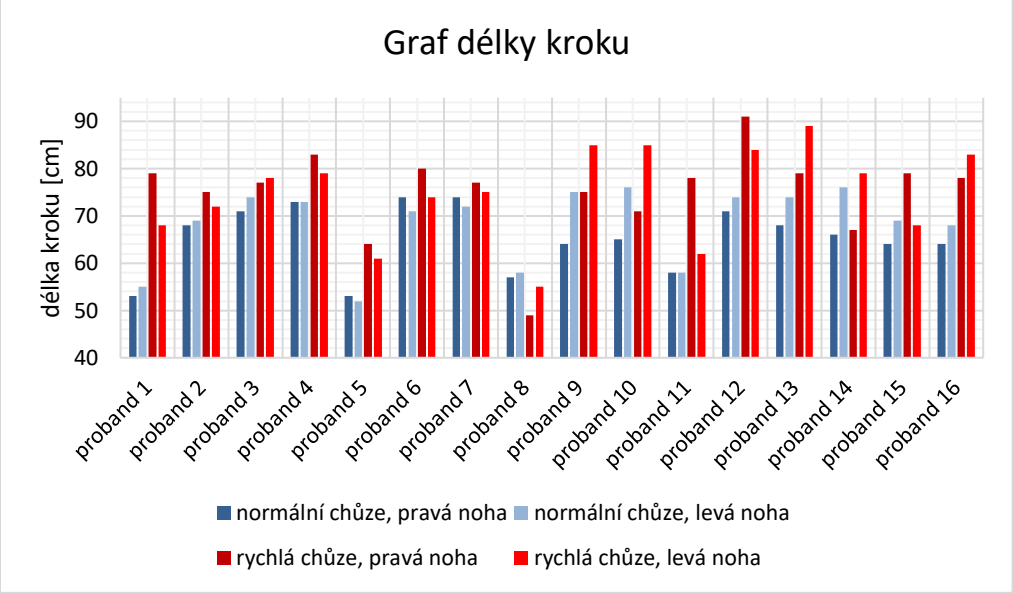
	muži	ženy
průměrná výška	180,25 cm	168,63 cm
průměrná délka kroku	73 cm	69 cm

Tab. 7.2 Výsledky měření délky kroku

			1. měření		2. měření		
proband	pohlaví	výška	délka P	délka L	délka P	délka L	průměr
		[cm]					
1	žena	162	53	55	79	68	64
2	žena	188	68	69	75	72	71
3	žena	169	71	74	77	78	75
4	žena	163	73	73	83	79	77
5	žena	163	53	52	64	61	58
6	žena	169	74	71	80	74	75
7	žena	173	74	72	77	75	75
8	žena	162	57	58	49	55	55
9	muž	183	64	75	75	85	75
10	muž	174	65	76	71	85	74
11	muž	180	58	58	78	62	64
12	muž	185	71	74	91	84	80
13	muž	181	68	74	79	89	78
14	muž	186	66	76	67	79	72
15	muž	178	64	69	79	68	70
16	muž	175	64	68	78	83	73



Obr. 7.1 Graf závislosti průměrné délky kroku na výšce postavy



Obr. 7.2 Graf délky kroku pravou a levou nohou při normální a rychlé chůzi

8 DISKUZE

Pro klasifikaci úseku aktivity byly navrženy a otestovány tři algoritmy na celkovém počtu 26 signálů. Nejpřesnější detekci vykazoval algoritmus s využitím průměru. Výhodou této metody je nízká výpočetní náročnost a její jednoduchost. Naopak nejhorší přesnost detekce vykazoval algoritmus s využitím vlnkové transformace. Právě kvůli nízké přesnosti detekce tohoto algoritmu bylo navíc otestováno několik jiných mateřských vlnek, ty však přesnost algoritmu nevylepšily. Z výsledků práce vyplývá, že tento algoritmus není vhodný pro klasifikaci úseků fyzické aktivity. Metoda je velmi výpočetně náročná a navíc i samotný algoritmus je poměrně složitý. Autoři článku [33], který sloužil jako výchozí publikace k vytvoření tohoto algoritmu, využívali vlnkovou transformaci ke klasifikaci pouze fyzické aktivity či klidu. Metoda je složitá na tak triviální detekci, mohla by však být prospěšná při testování na složitějších signálech, které obsahují více aktivit než jen chůzi, běh a klid.

Prahová hodnota pro detekci klidu u metody s využitím průměru musela být v průběhu testování algoritmu pro jiné zařízení změněna. Pro zařízení iPhone 5s byla tato hodnota nižší než pro zařízení Honor 7 Lite. Tato skutečnost je pravděpodobně způsobena hardwarovým provedením akcelerometru. Nabízí se proto otestování algoritmu a prahových hodnot na datech z více zařízení a jejich následné porovnání.

Ze srovnání signálů naměřených pomocí iPhone 5s a Honor 7 Lite je patrné, že i při stejných podmínkách snímání jsou data jiná, resp. mají jiné amplitudy. Nabízí se proto proces normalizace dat jako součást předzpracování signálů. I přes to, že byl algoritmus vytvářen na vzorových signálech nahraných zařízením iPhone 5s, vyšší přesnost detekce, až na algoritmus využívající vlnkovou transformaci, vždy vykazovaly signály nahrané na Honor 7 Lite. Rozdíl v přesnosti detekce mezi jednotlivými telefony však nebyl markantní. Proto lze konstatovat, že algoritmus je univerzální pro použití na jakékoli zařízení a jakéhokoli uživatele nebo probanda za stejných podmínek snímání, tj. vzorkovací frekvence a umístění telefonu.

Při porovnávání přesnosti navrženého algoritmu pro detekci kroku a aplikací s funkcí pedometrů se nabízí provést měření na trase, na které by si sám proband počítal kroky a zároveň by se snímal signál z akcelerometru a byly zapnuté aplikace s funkcí pedometrů. Pak by se účinně a srovnatelně dala porovnat data a vyhodnotit, zdali kroky lépe počítají aplikace nebo navržený algoritmus. Předpokladem k tomuto měření je ovšem účinný snímač, který zvládne provést měření v několika paralelně spuštěných aplikacích. Za zmínku také stojí vysoká nepřesnost detekce kroků pomocí náramku Fitbit. Je to specializované komerčně prodávané zařízení, a přesto je odchylka detekce vyšší než u volně dostupných aplikací. Nelze však jednoznačně konstatovat, že jsou aplikace nebo

náramek lepší pro počítání kroků, než navržený algortimus a naopak. Každé zařízení je specifické svým umístěním při používání. Náramek se standardně umisťuje na zápěstí, takže pokud uživatel např. zamává nebo ,,vyhodí‘‘ ruce do vzduchu, může tyto pohyby náramek chápat jako kroky, ale přitom k nim nedojde. V takovémto případě by telefon umístěný v kapse žádné kroky nenadetekoval a jeho detekce by tedy byla úspěšnější. Pokud by naopak uživatel hýbal s telefonem rukou, na které není náramek umístěn, telefon by detekoval kroky, ale náramek nikoli. Doporučení vhodného zařízení pro počítání kroků závisí tedy na konkrétních podmínkách stanovených činností uživatele.

9 ZÁVĚR

Tato bakalářská práce se věnovala problematice zaznamenávání fyzické aktivity. V teoretické části byly nejprve prozkoumány parametry snímání jako je vzorkovací frekvence, umístění snímače a zapojení více senzorů. Následovala kapitola věnující se parametrům aplikací s funkcí pedometrů a aplikacím s přístupem k integrovaným senzorům. Aplikace byly podrobeny testování a výsledky byly zhodnoceny. Další kapitola byla věnována nejprve nasnímání záznamů denní aktivity a jejich úpravě. Poté byly signály podrobeny klasifikaci pomocí vybraných algoritmů. Klasifikace zahrnovala rozlišení chůze, běhu a klidové fáze. Za algoritmy byly vybrány tři metody. První používala průměrnou hodnotu signálu aktivity ve stanoveném okně jako práh pro stanovení příslušné aktivity. Následovala klasifikace pomocí variačního koeficientu. Poslední algoritmus byl založen na vlnkové transformaci. V následující kapitole byl sestrojen algoritmus pro stanovení počtu kroků, jemuž předcházela filtrace signálů. Algoritmus byl založen na metodě hledání špiček a přizpůsobeném filtru. Všechny algoritmy, tzn. algoritmy pro detekci aktivity a algoritmus pro stanovení počtu kroků, byly podrobeny optimalizaci. Testování algoritmů je pak zobrazeno na výsledných grafech a vyčísleno přesností detekce v tabulkách, včetně srovnání před optimalizací a po ní. Další kapitola je věnována měření délky kroku. Výsledky jsou diskutovány v kapitolách výsledky a diskuze. Veškerá algoritmizace byla provedena v prostředí Matlab.

Celkovou nejlepší přesnost detekce vykazoval algoritmus s využitím průměru s velikostí pevného okna o 40 vzorcích. Detekce kroků pomocí vytvořeného algoritmu s využitím přizpůsobeného filtru vykazovala nejnižší odchylku při testování.

Práce by mohla být v budoucnu rozšířena o detekci i jiných aktivit, než jsou pouze chůze, běh a klid. Nabízí se také optimalizace algoritmu s využitím vlnkové transformace a otestování i jiných mateřských vlnek, než jsou uvedeny v práci. Zajímavé by mohlo být rozšíření měření délky kroku na širší část populace a více věkových skupin.

Literatura

[1] [online]. [cit. 2018-05-16]. Dostupné z: http://www.who.int/dietphysicalactivity/pa/en/

[2] [online]. [cit. 2018-05-16]. Dostupné z: http://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight

[3] SEQUEIRA, Maria M., Martin RICKENBACH, Vincent WIETLISBACH, Benoit WIETLISBACH a Yves SCHUTZ. Physical Activity Assessment Using a Pedometer and Its Comparison with a Questionnaire in a Large Population Survey. *American Journal of Epidemiology* [online]. 1995, **142**(9), 989-999 [cit. 2018-05-16]. Dostupné z: http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.913.8237&rep=rep1&type=pdf

[4] MORALES, Jafet a David AKOPIAN. Physical activity recognition by smartphones, a survey. Biocybernetics and Biomedical Engineering [online]. 2017, 37(3), 388-400 [cit. 2017-11-20]. DOI: 10.1016/j.bbe.2017.04.004. ISSN 02085216.

[5] BASSETT, David R., Lindsay P. TOTH, Samuel R. LAMUNION a Scott E. CROUTER. Step Counting: a Review of Measurement Considerations and Health-Related Applications. Sports Medicine. 2017, 47(7), 1303-1315. ISSN 0112-1642.

[6] KOS, Anton, Sašo TOMAŽIČ, Anton UMEK a Kong Y CHEN. Suitability of Smartphone Inertial Sensors for Real-Time Biofeedback Applications. British Journal of Sports Medicine [online]. 2014, 48(13), 1019-1023 [cit. 2017-11-12]. DOI: 10.3390/s16030301. ISBN 10.3390/s16030301. ISSN 0306-3674.

[7] [online]. [cit. 2018-05-16]. Dostupné z: https://www.statista.com/statistics/263437/global-smartphone-sales-to-end-users-since-2007

[8] [online]. In: . [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: http://www.instrumentationtoday.com/mems-accelerometer/2011/08/

[9] TROIANO, Richard P, James J MCCLAIN, Robert J BRYCHTA a Kong Y CHEN. Evolution of accelerometer methods for physical activity research. British Journal of Sports Medicine[online]. 2014, 48(13), 1019-1023 [cit. 2017-11-12]. DOI: 10.1136/bjsports-2014-093546. ISSN 0306-3674.

[10] SHOAIB, Muhammad, Hans SCHOLTEN a P.J.M. HAVINGA. Towards Physical Activity Recognition Using Smartphone Sensors. 2013 IEEE 10th International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing and 2013 IEEE 10th International Conference on Autonomic and Trusted Computing [online]. IEEE, 2013, 80-87. DOI: 10.1109/UIC-ATC.2013.43. ISBN 978-1-4799-2482-0.

[11] MONCADA-TORRES, A, K LEUENBERGER, R GONZENBACH, a LUFT a R. GASSERT. Activity classification based on inertial and barometric pressure sensors at different anatomical locations. *Physiological Measurement* [online]. 2014, **35**(7), 1245-1263 [cit. 2017-12-22]. DOI: 10.1088/0967-3334/35/7/1245. ISSN 0967-3334.

[12] ANTONSSON, Erik K. a Robert W. MANN. The frequency content of gait. Journal of Biomechanics [online]. 1985, 18(1), 39-47 [cit. 2017-11-20]. DOI: 10.1016/0021-9290(85)90043-0. ISSN 00219290.

[13] ÁLVAREZ DE LA CONCEPCIÓN, M.A., L.M. SORIA MORILLO, L. GONZALEZ-ABRIL a J.A. ORTEGA RAMÍREZ. Discrete techniques applied to low-energy mobile human activity recognition. a new approach. Expert Systems with Applications [online]. 2014, 41(14), 6138-6146 [cit. 2017-11-20]. DOI: 10.1016/j.eswa.2014.04.018. ISSN 09574174

[14] Kim J. W. , Jang H. J. , Hwang D.-H., and Park C.; “A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System,” Journal of Global Positioning Systems, Vol. 3, No. 1-2: 273-279, 2004

[15] BYLEMANS, Inge, Maarten WEYN a Martin KLEPAL. Mobile Phone-Based Displacement Estimation for Opportunistic Localisation Systems. In: 2009 Third International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies. IEEE, 2009, s. 113-118, ISBN 978-1-4244-5083-1.

[16] *Computers, Environment and Urban Systems* [online]. 2018, **67** [cit. 2017-12-22]. ISSN 01989715.

[17] ZHENG, Y., W. K. WONG, X. GUAN a S. TROST. Physical Activity Recognition from Accelerometer Data Using a Multi-Scale Ensemble Method. Twenty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence [online]. Washington, 2013, 2(3), 1575-1581 [cit. 2017-11-19].

[18] KARANTONIS, D.M., M.R. NARAYANAN, M. MATHIE, N.H. LOVELL a B.G. CELLER. Implementation of a Real-Time Human Movement Classifier Using a Triaxial Accelerometer for Ambulatory Monitoring [online]. [cit. 2017-12-22]. DOI: 10.1109/TITB.2005.856864. ISBN 10.1109/TITB.2005.856864.

[19] YI HE, YE LI a SHU-DI BAO. Fall detection by built-in tri-accelerometer of smartphone. *Proceedings of 2012 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics*[online]. IEEE, 2012, 2012, , 184-187 [cit. 2018-05-16]. DOI: 10.1109/BHI.2012.6211540. ISBN 978-1-4577-2177-9.

[20] KANG, Xiaomin, Baoqi HUANG a Guodong QI. A Novel Walking Detection and Step Counting Algorithm Using Unconstrained Smartphones. *Sensors* [online]. 2018, **18**(1), 297- [cit. 2018-02-21]. DOI: 10.3390/s18010297. ISSN 1424-8220.

[21] *Moves* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://moves-app.com/

[22] *Steps+* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/cz/app/steps/id778133488?l=cs&mt=8

[23] *Pedometer++* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: http://pedometerplusplus.com/

[24] *Stepz* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: http://stepzapp.com/

[25] [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/us/app/pedometer-%CE%B1/id1027151285?mt=8

[26] *Pedometerα* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/us/app/pedometer-step-counter-walk-tracker-by-runtastic/id442894329?mt=8

[27] *Fitbit* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://www.fitbit.com/eu/app

[28] *Matlab mobile* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/us/app/matlab-mobile/id370976661?mt=8

[29] *Accelerometer* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/us/app/accelerometer/id499629589?mt=8

[30] *Sensor Kinetics Pro* [online]. [cit. 2018-01-26]. Dostupné z: https://itunes.apple.com/us/app/sensor-kinetics-pro/id623633248?mt=8

[31] *Sense it* [online]. [cit. 2018-05-16]. Dostupné z: https://play.google.com/store/apps/details?id=org.greengin.sciencetoolkit&hl=cs

[32] Kozumplík, J.: Multitaktní systémy. Elektronická skripta UBMI FEKT VUT v Brně, 2005.

[33] BARRALON, Pierre, Nicolas VUILLERME a Norbert NOURY. Walk Detection With a Kinematic Sensor: Frequency and Wavelet Comparison. *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* [online]. IEEE, 2006, 2006, 1711-1714 [cit. 2017-12-26]. DOI: 10.1109/IEMBS.2006.260770. ISBN 1-4244-0032-5.

[34] [online]. [cit. 2018-05-18]. Dostupné z: https://www.mathworks.com/help/supportpkg/mobilesensor/examples/counting-steps-by-capturing-acceleration-data-from-your-android-device.html

[35] Kozumplík, J.: Analýza biologických signálů. Elektronická skripta UBMI FEKT VUT v Brně, 2012.

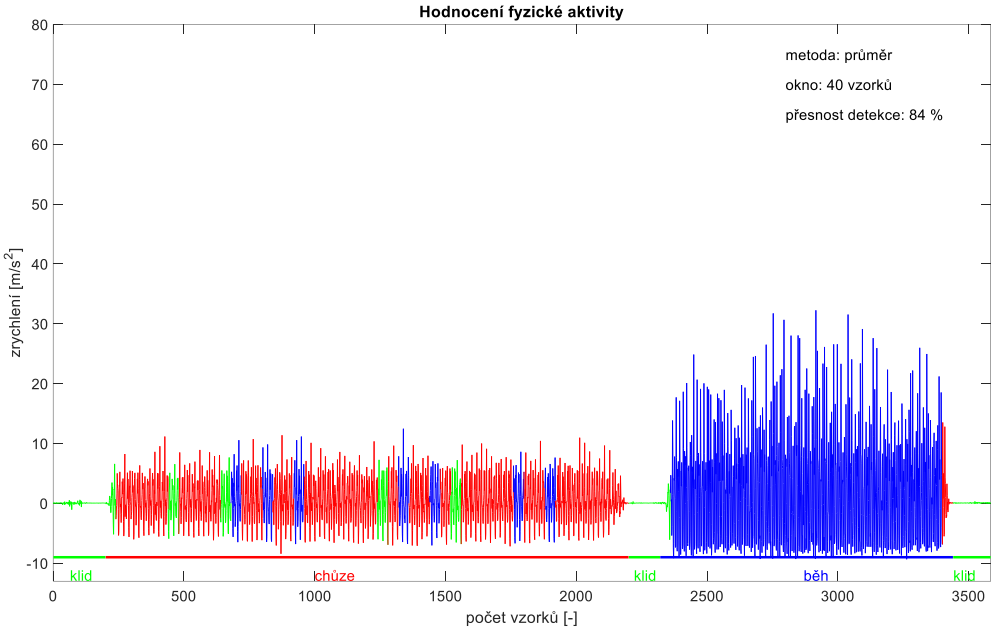
SEZNAM POUŽITÝCH ZKRATEK

MEMS	MicroElectroMechanical Systems	mikro-elektro-mechanické systémy
Hz	Hertz	jednotka frekvence
iOS	iPhone operating system	operační systém pro iPhone
GPS	global positioning system	globální polohový systém
HR	heart rate	srdeční rytmus
PC	personal computer	osobní počítač
CSV	comma separated values	souborový formát
JSON	Java script object nation	souborový formát
XML	extensible markup language	souborový formát
PLIST	property list	souborový formát
WI- Fi	wireless fidelity	bezdrátový internet
TXT	textfile	souborový formát
G		standardní hodnota tíhového zrychlení
M		velikost okna signálu
DTWT	Discrete time wavelet transform	diskrétní vlnková transformace
SWT	Stationary wavelet transform	stacionární vlnková transformace
FIR	Finite impulse response	filtr s konečnou impulzní charakteristikou
db		vlnka Daubechies řádu
sym		vlnka z rodiny Symletů
bior		bioortogonální vlnky
FDM	Force distribution measurement	nepřekládá se

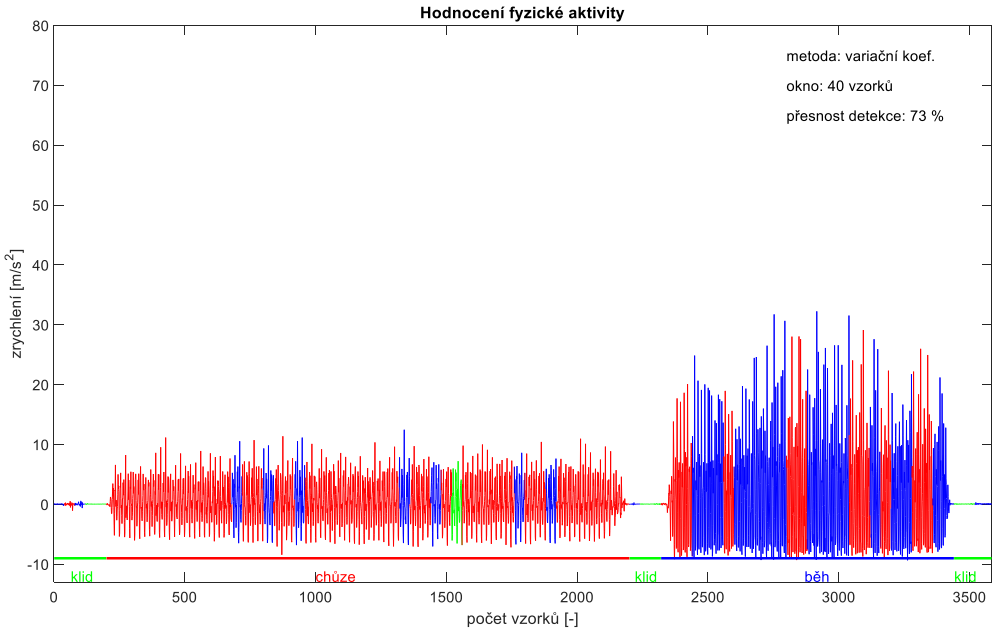
SEZNAM PŘÍLOH

Příloha 1: Ukázka grafického vyhodnocení jednoho signálu
Příloha 2: Obsah přiloženého CD

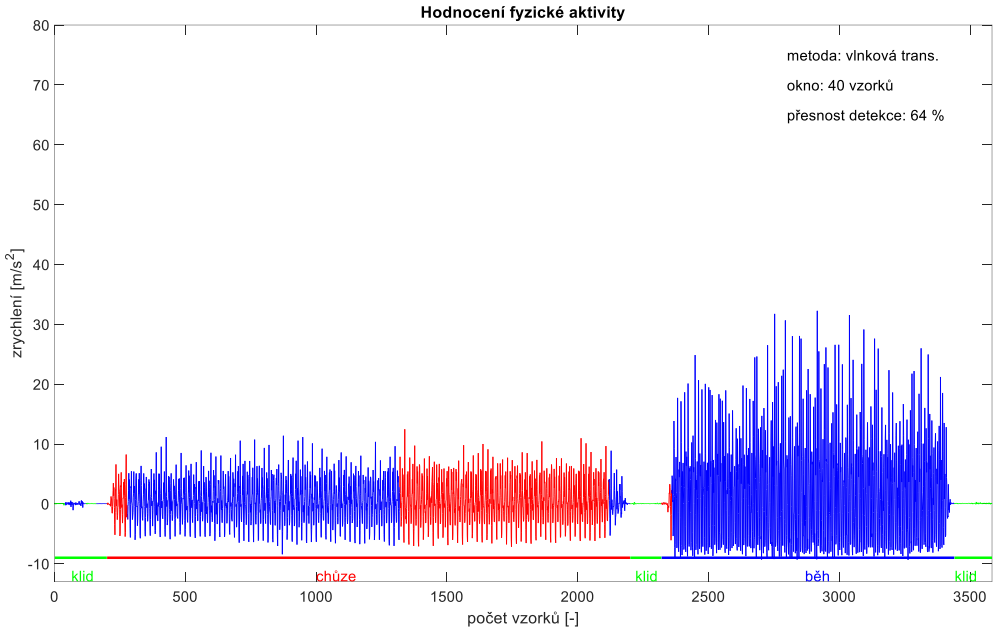
Příloha 1: Ukázka grafického vyhodnocení jednoho signálu



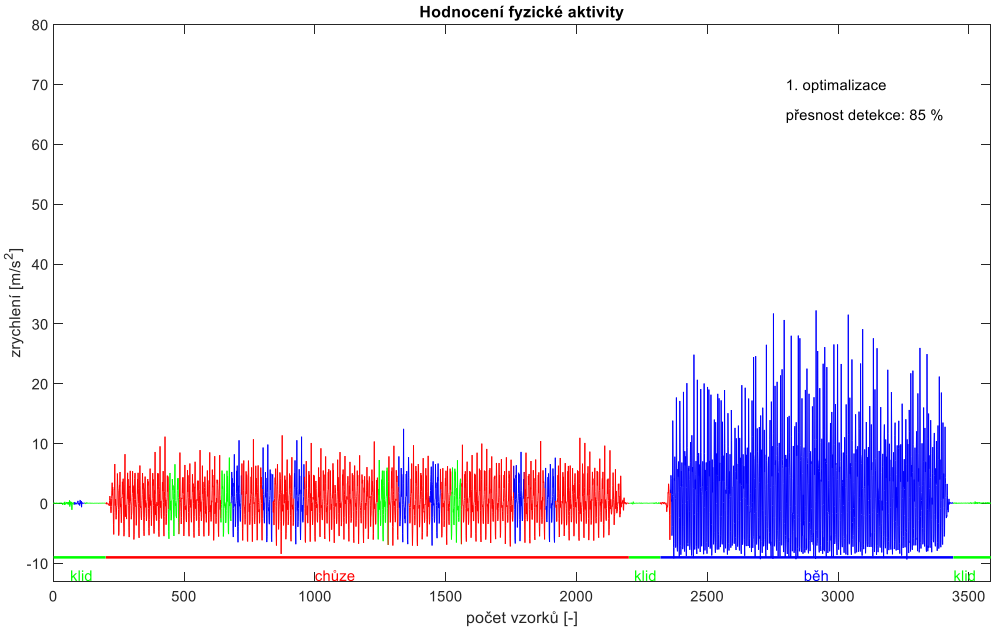
Obr. P1: Hodnocení fyzické aktivity metodou s využitím průměru



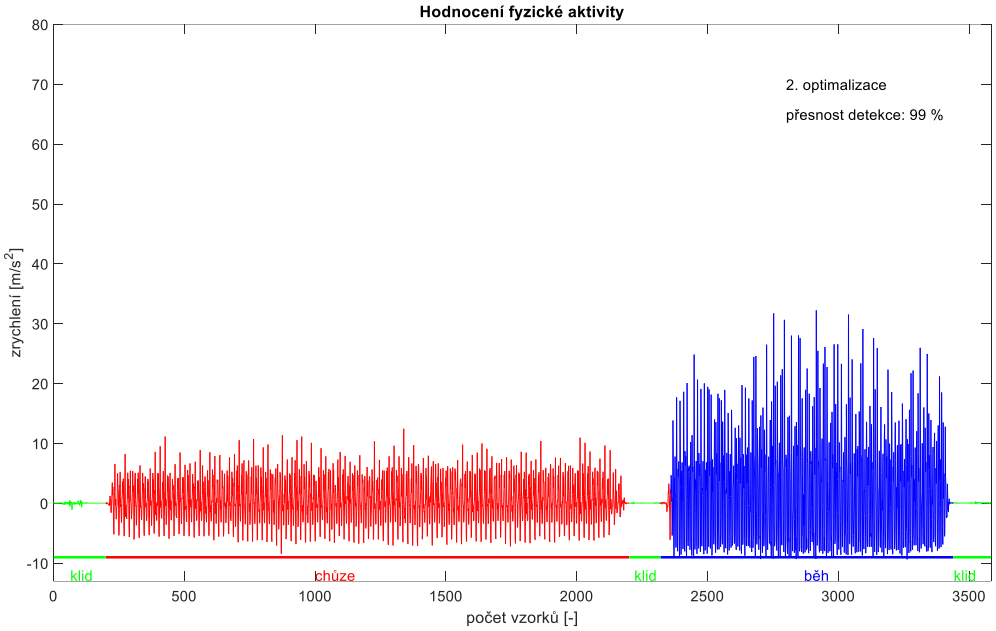
Obr. P2: Hodnocení fyzické aktivity metodou s využitím variačního koeficientu



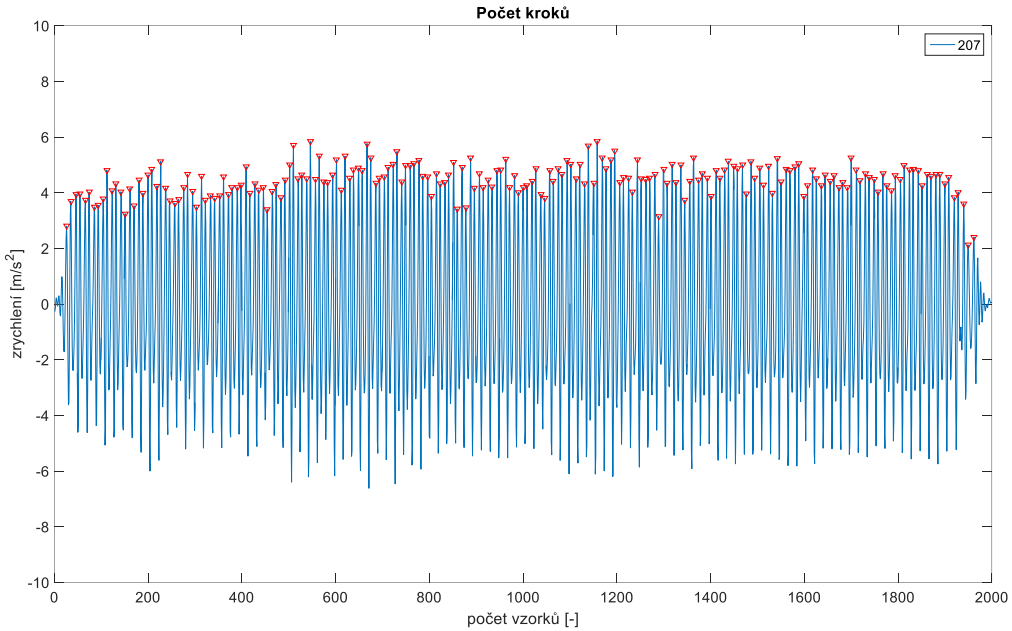
Obr. P3: Hodnocení fyzické aktivity metodou s využitím vlnkové transformace



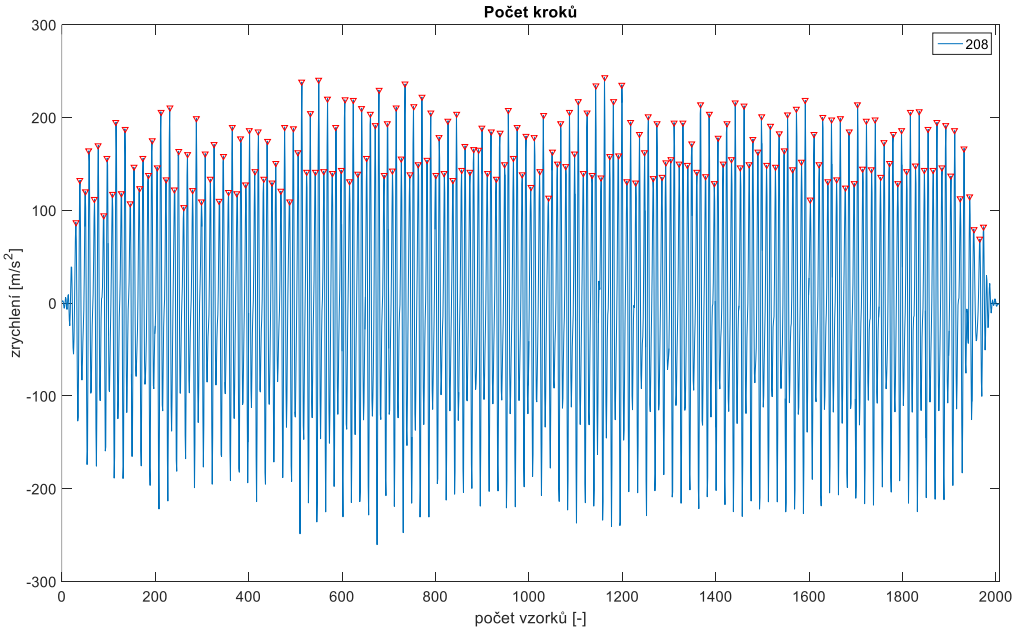
Obr. P4: Hodnocení fyzické aktivity po 1. optimalizaci



Obr. P5: Hodnocení fyzické aktivity po 2. optimalizaci



Obr. P6: Stanovení počtu kroků na úseku signálu pomocí optimalizované metody hledání špiček



Obr. P7: Stanovení počtu kroků na úseku signálu pomocí metody přizpůsobeného filtru

Příloha 2: Obsah přiloženého CD

1. Bakalářská práce, formát .pdf
2. Složka ,,Algoritmus a signály‘‘
    - signály ve formátu .txt
    - Skript_Kocendova.m
    - spusteni.m