

**Západočeská univerzita v Plzni  
Fakulta elektrotechnická**

# **DISERTAČNÍ PRÁCE**

**Lokalizace člověka v budově bez infrastruktury**

**Ing. Josef Justa**

**Plzeň, 2022**



**FAKULTA ELEKTROTECHNICKÁ  
ZÁPADOČESKÉ UNIVERZITY  
V PLZNI**

# **Disertační práce**

**k získání akademického titulu doktor v oboru  
Elektronika**

**Ing. Josef Justa**

**Lokalizace člověka v budově bez infrastruktury**

**Školitel: prof. Ing. Aleš Hamáček, Ph.D.**

## Prohlášení

Prohlašuji, že jsem disertační práci vypracoval samostatně a použil jsem prameny, které cituji a uvádím v seznamu literatury. V předložené vědecké práci jsou použity obvyklé vědecké postupy.

Podpis:

Pro psaní této práce byl využit LaTeX editor LyX (na platformě Windows 10). LaTeX není oficiálně podporovaný pro psaní těchto prací na FEL ZČU. Proto jsem vytvořil LaTeX nastavení dokumentu odpovídající oficiální šabloně disertační práce v Microsoft Office Word, které je dostupné v příloze.

## Poděkování

Jsem velmi rád, že jsem v průběhu doktorského studia narazil na doc. Ing. Václava Šmídla, Ph.D., který mně nejednou pomohl chytrou radou. Výrazně mi pomohl i s textovou formou publikační činnosti článků, na kterých tato disertační práce stojí. Tím se stal mým odborným garantem, se kterým jsem spolupracoval na řadě vědeckých výstupů. Za jeho činnost spojenou s mým výzkumem bych mu chtěl alespoň touto formou z celého srdce poděkovat.

Dále bych chtěl poděkovat mé ženě Petře za vytvoření příznivých podmínek a zázemí pro vědeckou činnost, díky kterým se nároky doktorského studia staly splnitelnými.

Děkuji.

## **Abstrakt**

Tato disertační práce se primárně zabývá dílčími problémy spojenými s inerciální lokalizací člověka v budově bez technické infrastruktury. Konkrétně se jedná o dva dílčí problémy, stanovení směru pohybu a stanovení rychlosti pohybu. Možností určení směru s absolutním charakterem není mnoho, a v této práci se primárně zaměřuji na využití geomagnetismu. Práce se dále zabývá měřením a zpracováním dat z geomagnetického pole algoritmem pro výsledné určení orientace v referenční soustavě budovy. V poslední části práce je studován a diskutován přístup využití moderních technik strojového učení pro odhad rychlosti bipedálního pohybu z dat inerciálních jednotek.

## **Klíčová slova**

lokalizace, budova, vnitřní, navigace, magnetismus, geomagnetismus, navigace výpočtem, chůze, běh, pohyb, jednotky pro určení rotace, algoritmus, zrychlení, rychlost, infrastruktura



## **Abstract**

The dissertation thesis primarily focuses on partial problems related to inertial human localization in a building without technical infrastructure. Specifically, there are two sub-problems of determining the direction of motion and determining the speed of motion. There are only few options for determining direction with absolute character, and in this paper I primarily focus on the use of geomagnetism. The thesis also deals with the measurement and processing of geomagnetic field data by an algorithm for the resulting determination of the orientation in the building reference frame. In the last part of the paper, the approach of using modern machine learning techniques to estimate the velocity of bipedal motion from inertial unit data is studied and discussed.

## **Key words**

localization, building, indoor, navigation, magnetism, geomagnetism, pedestrian, dead reckoning, walk, run, motion, attitude and heading reference system, algorithm, acceleration, speed, infrastructure

# Obsah

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| <b>1</b> | <b>Úvod</b>  | <b>9</b>  |
| <b>2</b> | <b>Analýza současného stavu poznání</b>                              | <b>11</b> |
| 2.1      | Výběr modality . . . . .   | 11        |
| 2.1.1    | Podle fyzikálního principu . . . . .                                 | 11        |
| 2.1.2    | Podle znalosti prostředí budovy při probíhající lokalizaci . . . . . | 12        |
| 2.1.3    | Podle potřeby speciální infrastruktury pro měření . . . . .          | 12        |
| 2.2      | Problémy obecné inerciální lokalizace v budovách . . . . .           | 13        |
| <b>3</b> | <b>Fyzikální principy</b>  | <b>16</b> |
| 3.1      | Inerciální . . . . .   | 16        |
| 3.2      | Radiové . . . . .  | 19        |
| 3.3      | Optické . . . . .  | 22        |
| 3.4      | Magnetické . . . . .   | 26        |
| 3.5      | Tlakové . . . . .  | 27        |
| 3.6      | Využívající hloubkové senzory . . . . .                              | 28        |
| 3.7      | Hybridní . . . . .   | 30        |
| <b>4</b> | <b>Cíle disertační práce</b>   | <b>33</b> |
| <b>5</b> | <b>Magnetismus v budovách</b>  | <b>35</b> |
| 5.1      | Simulace . . . . .   | 36        |
| 5.2      | Měření magnetismu v budovách . . . . .                               | 40        |
| 5.3      | Souhrn výsledků výzkumu magnetismu v budovách . . . . .              | 42        |
| <b>6</b> | <b>Jednotky pro určení rotace (AHRS)</b>                             | <b>49</b> |
| 6.1      | Konstrukce filtračního algoritmu . . . . .                           | 53        |
| 6.1.1    | Shrnutí matematických operací . . . . .                              | 53        |
| 6.1.2    | Dynamická rotace (qDot) . . . . .                                    | 54        |
| 6.1.3    | Predikce rotace (qPred) . . . . .                                    | 55        |

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| 6.1.4    | Referenční vektor akcelerometru (aRef, accPred) . . . . .                | 55        |
| 6.1.5    | Referenční vektor magnetometru (mRef, magPred) . . . . .                 | 56        |
| 6.1.6    | Odchylka predikce od měření (magDev, accDev) . . . . .                   | 57        |
| 6.1.7    | Určení korekčního kroku (magCor, accCor) . . . . .                       | 57        |
| 6.1.8    | Fúze korekcí (fuseCor) . . . . .   | 58        |
| 6.1.9    | Korekční krok (correct) . . . . .  | 60        |
| 6.2      | Výsledky experimentů . . . . .   | 60        |
| 6.2.1    | Sběr dat . . . . .   | 61        |
| 6.2.2    | Ladění parametrů filtrů . . . . .  | 62        |
| 6.2.3    | Vliv korekční funkce . . . . .   | 64        |
| 6.2.4    | Srovnání filtrů ve scénářích . . . . .                                   | 66        |
| 6.2.5    | Křížová validace . . . . .   | 68        |
| 6.2.6    | Výpočetní náročnost . . . . .  | 69        |
| 6.3      | Souhrn výsledků AHRS filtrů . . . . .                                    | 70        |
| <b>7</b> | <b>Odhad rychlosti bipedálního pohybu</b>                                | <b>72</b> |
| 7.1      | Související práce . . . . .  | 77        |
| 7.1.1    | Přístupy hledání příznaků . . . . .                                      | 77        |
| 7.1.2    | Neuronové sítě . . . . .   | 77        |
| 7.1.3    | Dostupné datasety . . . . .  | 78        |
| 7.2      | Metody . . . . .   | 79        |
| 7.2.1    | Zachycení dat . . . . .  | 79        |
| 7.2.2    | Formulace problému . . . . .   | 82        |
| 7.2.3    | Strojové učení hlubokých neuronových sítí . . . . .                      | 82        |
| 7.2.4    | Variační auto-inkodér využívající učení pod částečným dohledem . . . . . | 83        |
| 7.3      | Experimenty . . . . .  | 87        |
| 7.3.1    | Postup provedení studie . . . . .  | 87        |
| 7.3.2    | Konvenční metody založené na heuristických prvcích . . . . .             | 88        |
| 7.3.3    | Metody hlubokého strojového učení . . . . .                              | 89        |
| 7.3.4    | Srovnání metod pro senzor na chodidle . . . . .                          | 89        |

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| 7.3.5    | Rozdíl mezi jednotlivými subjekty . . . . .                   | 90        |
| 7.3.6    | Citlivost na umístění senzoru . . . . .                       | 90        |
| 7.3.7    | Přidaná biometrická informace . . . . .                       | 93        |
| 7.4      | Souhrn výsledků odhadu rychlosti bipedálního pohybu . . . . . | 93        |
| <b>8</b> | <b>Závěr</b>  | <b>96</b> |

## Seznam symbolů a zkratk

| Zkratka | Vysvětlení  |
|---------|---|
| FEL     | Fakulta elektrotechnická  |
| ZČU     | Západočeská univerzita v Plzni  |
| RICE    | Research and Innovation Centre for Electrical Engineering                             |
| CCD     | Charge-coupled device   |
| UWB     | Ultra-wideband  |
| RFID    | Radio-frequency Identification  |
| WLAN    | Wireless local area network   |
| MEMS    | MikroElektroMechanické systémy  |
| IMU     | Inerciální pohybová jednotka  |
| FM      | Frekvenční modulace   |
| AHRS    | Jednotky pro určení rotace (angl. Attitude and heading reference system)              |
| GSM     | Globální systém pro mobilní komunikaci  |
| GNSS    | Globální družicový polohový systém (angl. <i>Global Navigation Satellite System</i> ) |
| SLAM    | Simultánní lokalizace a mapování  |
| R-SLAM  | Radiový SLAM  |
| V-SLAM  | Vizuální SLAM   |
| M-SLAM  | Magnetický SLAM   |
| A       | Pohlivost   |
| T       | Propustnost   |
| R       | Odrazivost  |
| VO      | Vizuální odometrie  |
| RGB-D   | Red, Green, Blue, Depth   |
| SIFT    | Scale-invariant feature transform   |
| SURF    | Speeded up robust features  |
| GLOH    | Gradient Location and Orientation Histogram   |
| HOG     | Histogram of oriented gradients   |

| Zkratka | Vysvětlení                                |
|---------|---|
| MARG    | Magnetic angular rate and gravity         |
| MIMU    | Magnetic inertial motion unit             |
| KF      | Kalmanův filtr                            |
| SO(3)   | Speciální ortogonální grupa               |
| SCF     | Separated correction filter               |
| FSCF    | Fast separated correction filter          |
| PÚ      | Přímý úhel                                |
| MAE     | Střední absolutní odchylka                |
| RMSE    | Střední kvadratická odchylka              |
| ZUPT    | Zero velocity update                      |
| DARPA   | Defense advanced research projects agency |
| LSTM    | Long short term memory                    |
| CNN     | Konvoluční neuronová síť                  |
| VAE     | Variační auto-ekodér                      |
| RNN     | Rekurentní neuronová síť                  |
| SVAE    | Semi-supervised variational autoencoder   |

# 1 Úvod

Těžištěm této práce bude speciální aplikační případ lokalizace člověka, a to s důrazem na metody vhodné pro využití při nouzovém zásahu v budově (typ. hasičský zásah v budově).

Lokalizaci<sup>1</sup> lze chápat jako podmnožinu úlohy navigace, která obsahuje ještě úlohu hledání cesty (angl. *pathfinding*). Mezi další aplikace pro lokalizaci v budovách patří například navigace létajících dronů v budově [1], navigace pojízdných robotů v budově [2], navigace člověka [3], cílená reklama v obchodních centrech [4], nebo virtuální a rozšířená realita [5, 6].

Tato disertační práce bohužel nedokáže pojmut celé řešení na zmíněnou problematiku obecné lokalizace objektů v budově. Problematika získání přesné pozice v budově je velmi komplexní a nejpřesnější metody vedou na hybridní využití různých přístupů, které jsou už jako dílčí části ve své podstatě složité.

Tato práce se v analýze (kapitola 2) bude věnovat rešerši z obecnějšího pohledu, poté se ale úzce zaměří na výše zmíněný aplikační případ s využitím inerciální metody (viz 3.1). Inerciální metodu lze dále dělit na problém určení směru a rychlosti pohybu. Pro určení směru pohybu byla studována metoda s využitím geomagnetického pole, na které se detailněji zaměříme v kapitole 5. Algoritmům získání orientace ve 3D prostoru se budeme věnovat v kapitole 6, a na metody pro určení rychlosti bipedálního pohybu se zaměříme v kapitole 7.

V kapitole o magnetismu v budovách zjistíme, zdali je geomagnetismus vhodnou fyzikální veličinou pro určení směru v budově, a to pomocí simulací chování této veličiny v izolovaných podmínkách. Poté měřením reálné budovy výsledky simulací ověříme.

Zpracování dat inovativním algoritmem z jednotek pro určení rotace, které jsou složeny z kombinace akcelerometrů, magnetometrů a gyroskopů, bude podrobněji diskutováno v následné kapitole. Navrhovaný algoritmus porovnáme z pohledu přesnosti odhadu rotace i výpočetní rychlosti s dalšími typy nejvíce využívaných algoritmů.

Nakonec se zaměříme na odhad rychlosti bipedálního pohybu pomocí technik strojového učení. Porovnáme různé přístupy a různé architektury umělých neuronových sítí a jejich vliv na přesnost odhadu. Porovnáme rozdíl přesnosti oproti často využívaným heuristickým metodám. Budeme se věnovat dopadu umístění inerciálního senzoru na různé části nohy a vlivu

<sup>1</sup> Lokalizace je určování pozice objektu v prostoru (v tomto kontextu lze využít synonymum pozicování).

kombinací senzorů.

Z důvodu odlišné tematiky zmíněných kapitol bude každá z kapitol obsahovat vlastní podrobnější úvodní část.



## 2 Analýza současného stavu poznání

Aplikace výzkumu obecné lokalizace v budovách směřuje k lokalizaci lidí, pojízdných robotů, ale i létajících dronů. Každá ze zmíněných kategorií klade specifické nároky definované částečně právě již volbou objektu, který je cílem lokalizace.

V úvodu zmíněná úloha hledání cesty nemá stejně jako lokalizace triviální řešení (viz problém obchodního cestujícího). Aby byla úloha hledání cesty řešitelná, vyžaduje mapu prostředí, která nemusí být při aplikaci dostupná. Absence mapy není neřešitelný problém, lze ho efektivně překonat technikou simultánního mapování a lokalizace (SLAM). SLAM si ve stručnosti přiblížíme v kapitole 3.3 a 3.2, ale z důvodu vysoké komplexity<sup>2</sup> a nevýhod, které s sebou SLAM v naší aplikaci nese, se v tomto textu hlouběji SLAM technikou zabývat nebudeme.

### 2.1 Výběr modality

K lokalizaci v budovách lze přistupovat mnoho různými způsoby. Základní tři způsoby dělení metod pro lokalizaci jsou následující:

- podle fyzikálního principu (viz kapitola 2.1.1),
- podle znalosti prostředí budovy při probíhající lokalizaci (vzi kapitola 2.1.2),
- podle potřeby speciální infrastruktury pro měření (viz kapitola 2.1.3).

#### 2.1.1 Podle fyzikálního principu

Pro lokalizaci v budovách lze využít téměř neomezené množství fyzikálních principů měření a fyzikálních interakcí budovy se sledovaným signálem. Nejčastěji využívané techniky můžeme rozdělit podle fyzikálního přístupu na:

- inerciální,

---

<sup>2</sup> Tato složitost úlohy by v součtu se zvolenými metodami řešení převyšovala úroveň problematiky disertační práce.

- radiové,
- optické,<sup>3</sup>
- magnetické,
- tlakové,
- využívající hloubkové senzory,
- hybridní.

Každý z výše uvedených přístupů má své výhody a nevýhody spojené se systémy určenými pro lokalizaci objektů v budovách. Metody si podrobněji rozebereme v kapitole 3.

### **2.1.2 Podle znalosti prostředí budovy při probíhající lokalizaci**

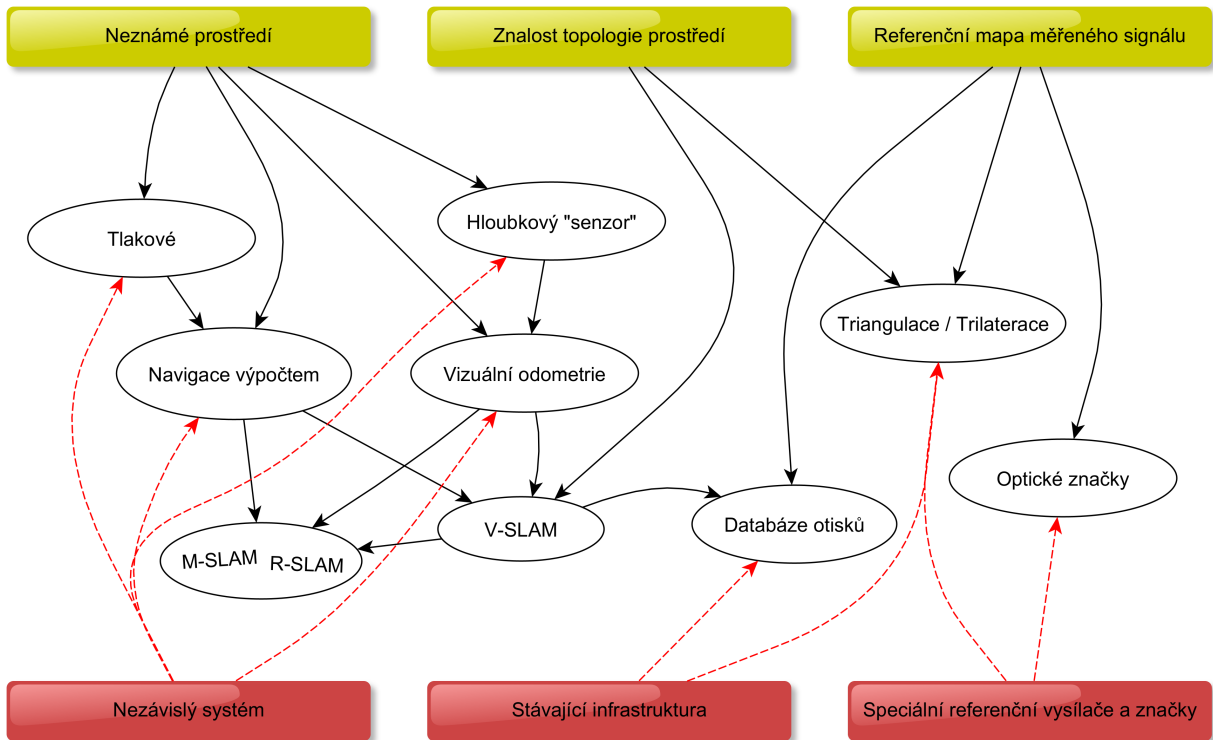
- Předem zmapované prostředí signálem, který se při měření využívá, neboli „offline“ mapa referenčních signálů. Nutné zajistit, aby referenční sensor (nebo pole sensorů) měřil stejné signály v referenčním umístění jako sensor použitý při lokalizaci. To je problematické kvůli možnosti volné rotace senzoru, a typicky magnetometry se musí často kalibrovat.
- Znalost mapového podkladu budovy - informaci o znalosti umístění dveří, koridorů, odboček a dalších orientačních bodů (angl. *landmarks*) je možné využít pro zpřesnění algoritmů odhadu pozice [7].
- Neznámá budova.

### **2.1.3 Podle potřeby speciální infrastruktury pro měření**

- systém s využitím speciálních referenčních vysílačů nebo značek,
- systém využívající stávající infrastrukturu (WiFi, Zigbee, GSM, atd.),
- systém nezávislý na infrastruktuře budovy.

---

<sup>3</sup> Optické metody jsou speciální kategorií radiových metod pro pásmo elektromagnetických vln 380–740 nm. Jelikož vykazují specifické vlastnosti, byly v tomto výběru rozděleny.



Obrázek 1: Struktura metod pro lokalizaci v budovách

## 2.2 Problémy obecné inerciální lokalizace v budovách

V přehledovém článku [8] z roku 2013 jsou popsány nevyřešené problémy lokalizace v budovách. Přestože byl článek publikován již téměř před 10 lety, většina ze zmíněných problémů je stále platná. Níže si zmíněné problémy rozvedeme a aktualizujeme:

- **Konzistentní srovnávací metriky.** V dnešní době stále velkým problémem, autoři publikací nových metod jen zřídka zveřejňují zdrojové kódy a nasbíraná data z měření. Oblast výzkumu lokalizace v budovách je obtížná na zobecnění, protože její aplikační cíle mají často pouze jedinou společnou vlastnost, a tou je získání pozice v budově. Dokonce i tato vlastnost se může měnit, 2D versus 3D lokalizace. V mé publikační činnosti se snažím tento problém zmírnit tak, že vždy uvádím data i implementaci metod pro snadnou opakovatelnost (viz kapitola 6 a 7).
- **Neomezené umístění senzorů.** Tento problém je značně aplikačně závislý, ale optimální ve většině aplikací je mít možnost umístit senzory a celý systém tak, aby nebránil funkci

či nepřekážel. Autoři [8] uvádějí, že umístění do boty z tohoto pohledu není optimální. Tento problém se postupem času zmenšuje, senzory je možné lépe integrovat do oblečení i do bot. Ve výzkumu v kapitole 7.3.6 se právě na umístění senzorů zaměříme.

- **Kalibrace senzorů.** Přetrvávající problém, především při využití magnetometrů v systému. Při použití především levných MEMS verzí magnetometrů je nutné systém kalibrovat před každým měřením [A4]. Nicméně kalibrační rutina může být velmi rychlá [9]. Je dokonce možné kalibrovat systém při měření, ale tato technika není dostatečně spolehlivá [10].
- **Spotřeba systému v bateriovém režimu.** Tento problém úzce souvisí s dalším bodem. V závislosti na volbě systému se značně mění výpočetní nároky a s tím i nároky na spotřebu systému. Nejvíce tímto trpí systémy využívající zpracování obrazu (viz kapitola 3.3), ale i WiFi jednotky mohou mít v aktivním režimu nezanedbatelnou spotřebu. Jelikož se v některých aplikacích (i v naší) odesílají data o pozici od měřeného objektu, je někdy možné odesílat hrubá data senzorů místo pozice a zpracování algoritmem provádět mimo měřený objekt, a tímto tedy zmíněný problém částečně obejít.
- **Výpočetní náročnost algoritmu.** K řešení problému lze přistupovat různými způsoby:
  - *Optimalizace algoritmů.* V kapitole 6 si ukážeme, že je stále možné snížit výpočetní výkon a zároveň zvýšit přesnost algoritmu.
  - *Optimalizace výpočetního zařízení.* Při využití umělých neuronových sítí je například možné využít akcelerátory výpočtů, které mají výrazně vyšší efektivitu výpočtů [11].
  - *Navýšení výpočetního výkonu.* Za posledních 10 let se značně zvýšil výpočetní výkon přenosných zařízení, díky čemuž je tento problém z aplikačního pohledu řešitelný.
- **Instalace systému do oděvu.** Tato oblast se za posledních 10 let velmi posunula. Integrace některých senzorů do bot nebo oděvů již není neřešitelný problém [12].
- **Inicializace.** Je dílčím problémem lokalizace (rozdíl oproti odometrii), nicméně je řešitelný [13].

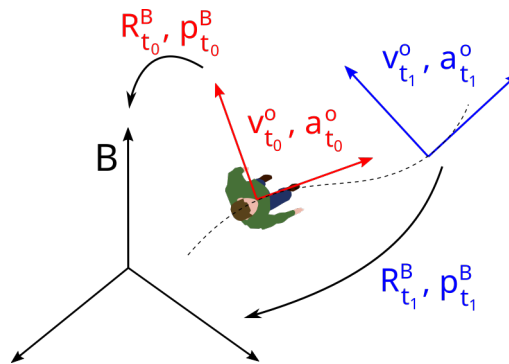
Doplnil bych ještě dva problematické parametry systému pro lokalizaci:

- **Přesnost.** Přesnost systému je zásadní aplikační parametr, který omezuje výběr metod pro lokalizaci.
- **Cena systému.** Výzkumně tento bod souvisí se zmíněnou konzistencí srovnávací metriky. Bohužel v dnešním výzkumu se u mnoha autorů setkáváme s využíváním velmi drahých a přesných senzorů k dosažení lepších výsledků při lokalizaci (tito autoři mají nejmenší tendenci zveřejňovat měřená data). Není tedy průkazné, že lepší výsledky odhadu pozice jsou způsobeny jejich inovativními metodami nebo jen novým senzorem. Z komerčního pohledu je problém ceny systému ještě zásadnější. V mém výzkumu se zaměřuji na využívání levných variant MEMS senzorů (viz kapitoly 5, 6 i 7).

### 3 Fyzikální principy

Volba měřené fyzikální veličiny je hlavním kritériem pro přesný, spolehlivý a dostupný systém pro lokalizaci v budovách. Pro výběr vhodného principu neexistuje ideální cesta a každá z metod, které se budeme v této kapitole věnovat, má v tomto kontextu své výhody a nevýhody.

#### 3.1 Inerciální



Obrázek 2: Schéma navigace výpočtem. „B“ označuje referenční vztažnou soustavu budovy, „R“ označuje rotaci, „p“ pozici a „v“ rychlost

Pro tento fyzikální přístup se majoritně využívá navigace výpočtem (angl. *dead<sup>4</sup> reckoning*) a pro jeho výhody byl zvolen jako primární přístup k řešení disertační práce. Princip je založen na určení polohy objektu v inerciální vztažné soustavě integrálním výpočtem z dřívější známé polohy, rychlosti, směru a době trvání pohybu. Nejjednodušší příklad lze pro pohyb hmotného bodu popsat pohybovou rovnicí

$$\vec{p}^B(t_1) = \int_{t=0}^{t_1} \vec{v}^B(t) dt + \vec{p}^B(t_0), \quad (1)$$

kde  $\vec{p}^B$  označuje pozici a  $\vec{v}^B$  rychlost ve vztažné souřadnicové soustavě budovy. Rovnice (1) s sebou nese hned dva zásadní problémy: a) vektor  $\vec{v}$  musí být v referenční souřadnicové soustavě budovy, což je problematické (viz kapitola 5 a 6), b) inerciálním senzorem lze měřit pouze zrychlení (viz kapitola 7). V reálném případě nelze uvažovat pohyb člověka (nebo senzor připevněný na tělo) za pohyb hmotného bodu, ale přesnější aproximace je pohyb tuhého tělesa. „Podle

<sup>4</sup> Původ ve slově deduced

Chaslesovy věty lze libovolný pohyb tuhého tělesa složit z translačního (posuvného) pohybu a rotace kolem pevného bodu.“ [14]. Na Obrázku 2 je zobrazeno základní principiální schéma navigace výpočtem v aplikaci na lokalizaci člověka. Pro řešení prvního ze zmíněných problémů využijeme následující kinematické rovnice

$$R^B(t_1) = \int_{t=0}^{t_1} R^B(t_0) \exp((\vec{\omega}_t^O dt)_\times), \quad (2)$$

$$\vec{v}^B(t) = R^B(t) \vec{v}^O(t), \quad (3)$$

$$\vec{p}^B(t_1) = \int_{t=0}^{t_1} \vec{v}^B(t) dt + \vec{p}^B(t_0), \quad (4)$$

kde  $R^B$  označuje rotační matici ze souřadnicového systému objektu (O) do souřadnicového systému budovy (B),  $\vec{\omega}$  označuje úhlovou rychlost objektu,  $(y)_\times$  označuje vyjádření vektoru  $y$  v SO(3) asymetrickou maticí pro vektorový součin,  $\vec{v}^O$  rychlost objektu v jeho souřadnicovém systému. Dříve zmíněný problém s možností měření pouze zrychlení lze řešit integrací na rychlost. Pro přepočítání na situaci v budově využijeme rovnici

$$\vec{v}^B(t) = \int_{t=0}^{t_1} (R^B(t) \vec{a}(t) - \vec{g}) dt, \quad (5)$$

kde  $\vec{g}$  označuje gravitační zrychlení Země. Ačkoli se přechod od měření rychlosti ke zrychlení jeví přirozeně, přináší s sebou nepříjemnost v nutnosti dvojné integrace k získání pozice. Představíme-li si situaci reálného akcelerometru s chybou nebo chybu vzniklou nepřesným algoritmem jednotky určení rotace pro kompenzaci gravitačního zrychlení (kapitola 6), bude stejnosměrná složka odchylky po první integraci vytvářet v čase lineární nárůst chyby rychlosti. Po druhé integraci na pozici bude mít tato odchylka už kvadratický charakter nárůstu chyby pozice v čase.

Ve velmi podobném kontextu se můžeme setkat s termínem odometrie. Odometrii lze považovat za podmnožinu metody navigace výpočtem, protože z definice nemá vazbu na inerciální

vztažnou soustavu (např. budovy). Jinými slovy odometrie je navigace výpočtem bez počáteční inicializace transformace vůči referenční souřadnicové soustavě.

Problém určení polohy navigací výpočtem lze řešit následujícími metodami:

- **Dvojitá integrace.** Rovnice (2)-(5) nám přibližují základní (naivní) přístup metody využívající inerciálních senzorů. Dvojná integrace však omezuje použitelně přesný odhad pozice v reálných podmínkách na dobu jednotek až desítek sekund, díky čemuž je pro přímý odhad nepoužitelná. Problému překonání chyby při dvojně integraci se věnují vědci více než poslední dekádu, a na jeho překonání se využívají následující dvě metody.
- **Heuristické příznaky.** Bipedální pohyb po povrchu má své specifické charakteristiky, které je možné využít pro zpřesnění odhadu pozice. Podrobněji budou diskutovány v úvodu kapitoly 7.
- **Strojové učení.** Charakteristiky bipedálního pohybu je možné extrahovat z trénovací sady samotným algoritmem bez zásahu člověka. Touto technikou odhadu translačního pohybu se budeme majoritně zabývat v kapitole 7.

Chaslesova věta nám dává možnost rozdělit problém na dva nezávislé, získání translace a získání rotace. Problém s nepřesným odhadem rotace nastává především při uražení větších vzdáleností od pozice  $p_{t_0}$ . Chybu pro konstantní odchylku  $3^\circ$  si na uražené 200 m dráze můžeme spočítat triviální rovnicí

$$err = 2 \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right) d, \quad (6)$$

$$err = 2 \sin\left(\frac{3^\circ}{2}\right) 200 m \doteq 10,47 m. \quad (7)$$

Odhadu přesné rotace se budeme věnovat v kapitole 5 o magnetismu v budovách a v kapitole 6 o jednotkách na určení rotace.

## Výhody systému

- Může pracovat nezávisle na infrastruktuře.



- Není závislý na viditelnosti a prostupnosti elektromagnetických vln prostředím budovy.
- Systém je možné realizovat s nízkými náklady.

### Nevýhody systému

- Bez využití moderních technik pro implementaci v čase rychle narůstá chyba odhadu - dvojná integrace k získání polohy, jednorozměrná k získání rotace.
- Aditivní nárůst chyby, od iniciální polohy se chyba zvětšuje bez možnosti přímé korekce. Chyba se ale může částečně vzájemně kompenzovat. Například lineární chyba škály rychlosti pohybu se promítne do trajektorie tak, že se všechny její části přeškalují podle této chyby. Pokud ale měříme uzavřenou trajektorii s konstantní chybou, na konci měření skončíme korektně v místě inicializace.
- Praktické řešení může vést na složitější umístění sensorů, u člověka lze například integrovat do bot či oděvů. Některé inerciální senzory mohou být i nezanedbatelně objemné a těžké.

Tabulka 1: Srovnání inerciálních metod pro lokalizaci v budovách.

|                          | Dvojitá integrace | Heuristické příznaky | Strojové učení |
|--------------------------|-------------------|----------------------|----------------|
| Spec. infrastruktura     | NE                | NE                   | NE             |
| Cena                     | ++                | ++                   | +              |
| Umístění/rozměry systému | +                 | +                    | +              |
| Přesnost                 | --                | -                    | +              |

## 3.2 Radiové

Elektromagnetické vlny v pásmu radiových vln lze využít pro lokalizaci objektu v budově. Pro lokalizaci ve vnějším prostředí tuto fyzikální veličinu využíváme téměř výhradně použitím globálních navigačních satelitních systémů (GNSS). Bohužel signál družic je v budovách velmi slabý a trpí dalšími problémy spojenými s šířením radiového signálu ve vnitřním prostředí budov

[15]. Metod pro lokalizaci, které jsou založené na šíření a příjmu radiových signálů, je nespočet. Abychom s tímto tématem mohli pracovat, rozdělíme si tyto metody do skupin podle znalosti pozice referenčního zdroje na:

- statické referenční,
- pohyblivé referenční,
- statické neznámé.

Podle metody výpočtu:

- **Triangulační.** Pro odhad pozice se využije výpočet ze směrů, ze kterých referenční signál přichází (angl. *Angle of Arrival, AoA*) .
- **Trilaterační.** Pro odhad pozice se využívá výpočet z měření vzdáleností od referenčních zdrojů signálu [16]. Vzdálenost od referenčního vysílače lze odhadnout ze síly přijímaného signálu (*Radio Signal Strength, RSS*), doby letu signálu (*Time of Arrival, ToA*), nebo rozdílu doby letu signálu (*Time Difference of Arrival, TDoA*) [17].
- **Radio simultation localization and mapping R-SLAM<sup>5</sup>.** Pro zpřesnění odhadu pozice se využívá mapa radiových signálů dostupných statických zdrojů signálu (angl. *Signals of opportunity*). Mapa vzniká online<sup>6</sup> měřením radiových signálů v prostředí [18, 19].
- **Offline mapování.** Využívá se dvou fází, trénovací a lokalizační. Při trénovací fázi se vytvoří databáze referenčních pozic (otisky, angl. *fingerprints*), a při lokalizaci se určí pozice podle aktuálně nejpodobnějšího signálu z databáze [20]. Algoritmus výběru nejblížšího otisku může být složitější a brát v úvahu např. vážený průměr nejpodobnějších otisků [21].

Optimální frekvenční pásma pro využití při lokalizaci jsou ta, ve kterých typické konstrukční materiály budov a lokalizovaný objekt neinteragují silně (pohltivost a odrazivost) s elektromagnetickou vlnou [22]. Další požadavek z aplikačního pohledu je zanedbatelný rozměr antény

<sup>5</sup> Metodu lze využít pouze pro zpřesnění odhadu jinou technikou.

<sup>6</sup> Termíny online a offline budou v kontextu této práce využívány s významem online pro sběr a výpočet dat pouze při probíhajícím měření, a offline pro sběr a případně zpracování dat před aktivním měřením (lokalizací).

vůči lokalizovanému objektu [23]. Tyto dva požadavky jdou v reálné situaci proti sobě, protože malé antény vyžadují pro vyšší zisk vyšší frekvenční pásma, a ta jsou typicky nejvíce tlumena a reflektována běžnými konstrukčními materiály budovy [22]. Pohltivost a odrazivost signálu je problematická při využití triangulačních nebo trilateračních metod, ale při využití mapovacích metod může být reflexe naopak přínosem. Signál se díky odrazům může dostat i do míst, ve kterých není zaručena „přímá viditelnost“ (typ. sklepení) [24].

Příklady protokolů, které lze využít pro lokalizaci v budovách:

- Ultra-wideband (UWB) [25],
- Zigbee [26],
- Bluetooth [27],
- Radio-frequency Identification (RFID) [28],
- WLAN (WiFi) [29],
- FM rádio [20],
- Globální systém pro mobilní komunikaci (GSM) [30].

### **Výhody přístupu**

- Oproti ostatním metodám je možná vyšší variabilita připevnění antény na lokalizovaný objekt.
- Relativně přesný přístup při zachování nízkých nákladů systému.

### **Nevýhody přístupu**

- Šíření elektromagnetického signálu je závislé na mnoha faktorech, které mohou značně znepřesnit nebo i znemožnit lokalizaci v budově.
- Systémy jsou závislé na infrastruktuře vysílačů v budově (vyjma FM rádiového pásma a GSM) a dosahu jejich signálu.

- Pro reálnou implementaci a dosažení dostatečné přesnosti je nutné použít SLAM metodu nebo offline mapování.
- Snímací antény nemají dokonale všesměrovou charakteristiku a intenzita signálu závisí na otočení antény. Pro lokalizaci člověka nelze vyzařovací charakteristiku antény brát izolovaně, a složení lidské tkáně charakteristiku v závislosti na blízkosti ovlivňuje [31].

Tabulka 2: Srovnání radiových metod pro lokalizaci v budovách.

|                          | Tri-angulace/laterace | R-SLAM               | Offline mapování     |
|--------------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|
| Spec. infrastruktura     | ANO <sup>a</sup>      | Výhodou <sup>a</sup> | Výhodou <sup>a</sup> |
| Cena                     | +                     | +                    | +                    |
| Umístění/rozměry systému | +                     | +                    | +                    |
| Přesnost                 | --                    | - (+ <sup>b</sup> )  | - (+ <sup>b</sup> )  |

<sup>a</sup> V obydlených oblastech lze využít obvykle dostupný signál GSM.

<sup>b</sup> Při využití velkého množství speciálních vysílačů nebo protokolů UWB, Zigbee, Bluetooth, RFID a WLAN (WiFi).

### 3.3 Optické

Lokalizace na základě vidění je pro člověka jednou z nejvíce přirozených technik pro odhad pozice v prostředí. Opticky lze materiály objektů v prostředí definovat třemi makroskopickými frekvenčně závislými vlastnostmi [32, 33]<sup>7</sup>:

- pohltivost (A),
- propustnost (T),
- odrazivost (R).

Odrazivost (R) je možné dále rozdělit podle směru odražené elektromagnetické vlny na:

<sup>7</sup> Existují i speciální materiály vykazující anizotropické chování, příkladem může být polarizační sklo.

- zrcadlový odraz,
- difúzní odraz.

Tyto 3 vlastnosti jsou díky zákonu zachování energie vzájemně antikorelované (např. materiál nemůže všechno světlo absorbovat a zároveň odrážet), a jejich vazbu lze vyjádřit rovnicí

$$A + T + R = 1, \quad (8)$$

kde  $A$ ,  $T$  a  $R$  odpovídají procentuální pohltivosti, propustnosti a odrazivosti materiálu na pozorované vlnové délce elektromagnetického záření.

Vlnová délka elektromagnetických vln ve viditelném spektru neprochází téměř žádnými pevnými materiály v budovách ( $T \approx 0$ ), výjimku tvoří například některé druhy polymerů a skel. Tato vlastnost je pro lokalizaci zásadní a statické objekty v prostoru lze díky tomu lokalizovat i při pohledu z různých směrů. Optimální materiály objektů pro pozorování jsou takové, které splňují: a) vysoký odrazivý koeficient, b) odrazivost má majoritně difúzní charakter, c) propustnost  $T \approx 0$ , d) pohltivost  $A \ll 1$ . Určení polohy některých symetrických objektů může být nejednoznačné, proto pro určení transformace mezi pozorovatelem a objektem je výhodnější sledovat objekty s různorodou geometricky jednoznačnou topologií.

Hlavním cílem této práce je vývoj automatického systému pro lokalizaci člověka v budově. Tato kapitola se tedy bude nadále věnovat především algoritmickému řešení tohoto problému, jinými slovy části vědního oboru počítačového vidění (angl. *computer vision*). Senzorické elementy pro počítačové vidění jsou typicky CCD kamery.

Pro využití v počítačovém vidění je nutné kamery před použitím zkalibrovat. První, vnitřní (angl. *intrinsic*) kalibrace, umožňuje korekci distorze, ohniskové vzdálenosti a optického centra kamery. Druhá, vnější (angl. *extrinsic*) kalibrace, dodává informaci o pozici kamery nebo vzájemné pozici kamer, např. u stereoskopie [34].

Problematiku lokalizace objektu v budově si opět můžeme rozdělit do několika možných přístupů řešení, které jsou analogií již zmíněných metod:

- **Optické značky** (angl. *markers nebo tags*). Jedná se o analogii offline metody (kapitola

3.2). Optické značky jsou speciálně uzpůsobené objekty pro jednoznačné čtení, jinými slovy jsou to z pohledu lokalizace optimalizované orientační body v prostoru. Do prostoru se umisťují na referenční pozice. Ukázka některých typů optických značek je na Obrázku 3. Optické značky mohou být uzpůsobeny pro výpočetně nenáročné čtení, pro dynamický rozsah informace, kterou nesou (pro lokalizaci často jen identifikátor), pro přesný odhad pozice, pro čtení z větší vzdálenosti, pro čtení s částečným zakrytím, apod. Mohou být definovány barevnou strukturou<sup>8</sup> v rovině 2D, ale se znalostí hloubky (RGB-D) lze použít i 3D objekty. Pro tvorbu značek lze využít i strojové učení [35]. Optické značky lze využít jako samostatné řešení, nebo pro inicializaci.



Obrázek 3: Ukázka různých typů optických značek. Zleva 1) ARuco [36] 2) Intersense [37] 3) QR code [Masahiro Hara, 1994, Japan] 4) ChromaTag [38]

- **Vizuální odometrie (VO).** Analogie navigace výpočtem bez inicializace (kapitola 3.1). Jedná se o odhad změny rotace a translace mezi dvěma snímky, které mohou být pořízeny z jedné [39, 40] nebo více kamer [41], nebo z kamery s hloubkovou informací (RGB-D) [42]. Postupně se integruje trajektorie s dalšími příchozími snímky z kamery, což přináší podobný kumulativní nárůst chyby jako u inerciální navigace výpočtem (kapitola 3.1). Při využití pouze jedné kamery není možné plně rekonstruovat škálu translačního pohybu (některé techniky strojového učení jsou schopné informaci o škále získat přibližně z prostředí). Vizuální odometrie slouží jako front-end pro následující metodu V-SLAM.
- **V-SLAM.** Analogie R-SLAM (kapitola 3.2). Technika V-SLAM je velmi moderní a rozšířený vědní obor, bližší informace jsou k nalezení např. v anglickém [43, 44, 40] nebo

<sup>8</sup> Včetně černé a bílé, které se pro vysoký kontrast a robustnost často využívají.

českém jazyce [45]. Na rozdíl od VO vyžaduje V-SLAM uchování signifikantních orientačních bodů v paměti. Existují tři základní možnosti jak k problému přistupovat: 1) stavový přístup s Kalmanovou filtrací [46], 2) částicové filtry [47], 3) optimalizace grafu [48]. Aktuálně se ale pro větší mapy (celá budova) využívá téměř výhradně V-SLAM založený na optimalizaci grafu. Signifikantní orientační pozice tvoří vrcholy grafu, hrany tvoří vazbu mezi vrcholy. Front-end (VO) se obecně stará o sestavení samotného grafu a back-end o jeho optimalizaci, a tedy i optimalizaci mapy. Principiálně dochází oproti VO k události uzavírání smyček, jinými slovy k opětovnému nalezení místa s vysokou podobností se zmapovaným prostředím. Při této události je možné z grafu zpřesnit rekonstruovanou mapu a aktuální pozici v ní. To je výhodné oproti použití dříve využívaného stavového modelu s Kalmanovou filtrací, kde dochází pouze k upřesnění odhadu aktuální pozice.

### **Výhody systému**

- Relativně levný malý senzor.
- Nezávislý na infrastruktuře (kromě optických značek).

### **Nevýhody systému**

- Výpočetně náročný.
- Potřeba prostředí s vhodnými světelnými podmínkami - Potřeba dostatečného zdroje světla. Problém v prostředí s kouřem nebo mlhou.
- Potřeba prostředí s vhodnými orientačními body (problém např. u dlouhých monotónních chodeb).
- Kamera jako senzorická jednotka je z mechanického pohledu relativně citlivá oproti ostatním přístupům.

Tabulka 3: Srovnání optických metod pro lokalizaci.

|                          | Optické značky | Vizuální odometrie | V-SLAM |
|--------------------------|----------------|--------------------|--------|
| Spec. infrastruktura     | ANO            | NE                 | NE     |
| Cena                     | +              | -                  | -      |
| Umístění/rozměry systému | -              | -                  | -      |
| Přesnost                 | -              | +                  | ++     |

### 3.4 Magnetické

Fyzikální princip lokalizace v budově využívající části základní elektromagnetické interakce, kde elektrická část není cílem měření. Existují nejméně čtyři používané nebo dříve studované metody využití fenoménu magnetismu pro přímou lokalizaci nebo pro určení směru pohybu:

- **Směr z geomagnetismu.** Většina metod využívající magnetismu je založena na měření přirozeného magnetismu naší planety Země. Geomagnetismu a jeho vlastnostem při použití pro určení směru v horizontální rovině lokalizaci v budovách se budeme věnovat v kapitole 5, proto si zde shrneme jen nejzákladnější informace.
- **Uměle vytvořený magnetismus.** Některé práce zkoumají i možnost využití uměle vytvořeného magnetismu [49]. Tento princip s sebou nese nevýhodu dosahu takovýchto magnetických „vysílačů“, protože síla „magnetického signálu“ v homogenním prostředí klesá kubicky, a pro reálné použití jsme omezeni do jednotek až nízkých desítek metrů [49].
- **M-SLAM.** Zachycení geomagnetické mapy prostředí budovy při jejím průchodu [50, 51]. Tuto metodu nelze využít izolovaně.
- **Otisky magnetismu.** Jedná se o zástupce přímé metody určení polohy. Při zmapování magnetických nehomogenit v budově offline<sup>9</sup> metodou se tyto nehomogenity (otisky, referenční pozice) dají využít pro určení nebo zpřesnění pozice v budově. Pro vyšší přesnost

<sup>9</sup> Dvě oddělené fáze, trénovací a lokalizační.



a robustnost lze využít pole magnetických senzorů [52]. Problémem jsou větší prostorové rozsahy měření, ve kterých může docházet k nejednoznačnosti otisků [53].

Tabulka 4: Srovnání magnetických metod pro lokalizaci.

|                          | Určení směru      | Uměle vytvořený | Referenční otisky |
|--------------------------|-------------------|-----------------|-------------------|
| Spec. infrastruktura     | NE                | ANO             | NE                |
| Cena                     | +                 | -               | +                 |
| Umístění/rozměry systému | +                 | -               | +                 |
| Přesnost                 | předmětem výzkumu | ?               | -                 |

### 3.5 Tlakové

Díky gravitační síle Země, která působí na okolní objekty včetně atmosféry, se mění hustota a tlak vzduchu v závislosti na nadmořské výšce. Měřiče tlaku (barometry) lze tedy nepřímou metodou využít pro odhad nadmořské výšky, i včetně vnitřních prostor budov (tlakový altimetr). Tato metoda ale není vzhledem k přesnosti přenosných MEMS senzorů a změnám atmosférických podmínek dostatečně přesná na určení absolutní výšky [54]. Relativní změna atmosférického tlaku mezi dvěma patry (výškový rozdíl 3,5 m) je pouze v řádu jednotek desetin promile [55]. Po určitou dobu<sup>10</sup> lze získat při příznivých atmosférických podmínkách dostatečnou informaci pro rozlišení pater budov [55]. Dynamika atmosférických podmínek v hořící budově (naše aplikace) však není pro tuto metodu příznivá.

Trochu jiným přístupem lze mechanické tlakové senzory umístit do boty při lokalizaci člověka v budově. Tento přístup neposkytuje dostatečnou informaci o rychlosti ani směru pohybu, ale v kombinaci s dalšími senzory, a díky nezávislosti měření tlaku na infrastruktuře budovy, může být tento přístup vhodným doplňkem informace o pohybu [56].

<sup>10</sup> V řádu několika desítek minut.

Tabulka 5: Srovnání tlakových metod pro lokalizaci.

|                          | Určení patra budovy | Senzor došlapu |
|--------------------------|---------------------|----------------|
| Spec. infrastruktura     | NE                  | NE             |
| Cena                     | +                   | -              |
| Umístění/rozměry systému | +                   | -              |
| Přesnost                 | -                   | +              |

### 3.6 Využívající hloubkové senzory

Princip snímání hloubky (vzdálenosti okolních objektů) není přímou fyzikální metodou. Jedná se ale o odlišný přístup ke zpracování příchozího signálu, proto je v tomto výčtu oddělen. Měření hloubky může využít různých fyzikálních jevů. Oproti předchozím metodám tohoto textu obsahuje znalost hloubky 3D topologickou informaci o prostředí. Jelikož se jedná o informaci z jednoho místa měření (jednu perspektivu), nejedná se o plnohodnotnou rekonstrukci 3D prostoru. Všechny hloubkové metody je možné implementovat bez nároků na infrastrukturu budov, ale některé metody jsou citlivé na vlastnosti objektů ve scéně, jako jsou materiály s vysokou pohltivostí, zrcadlovou odrazivostí (při nevhodném natočení k senzoru) a propustností (viz kapitola 3.3).

Znalost hloubky můžeme využít například pro robustní SLAM metody. V rekonstruované mapě si zapamatujeme referenční otisky (angl. *spatial anchors*). Pokud se k otisku přibližujeme, získáváme díky změně hloubky přímou informaci o translačním posuvu v prostoru.

Vlastnosti hloubkových senzorů jsou často určeny fyzikálním principem a metodou, kterou senzor využívá. Tyto metody jsou:

- **Stereoskopická projekce.** Využívá triangulační metody mezi stejnými příznaky identifikovanými ze dvou perspektiv kamer a znalosti prostorové transformace mezi těmito perspektivami. Při větší vzdálenosti kamer je problematické identifikovat stejné příznaky, při menší vzdálenosti roste chyba odhadu hloubky. Po kalibraci kamer do roviny se využívá „template matching“ okna. Jelikož po kalibraci stačí procházet okno pouze v jedné řádce obrazu (v ose kamer), je algoritmus výpočetně efektivní. Dnes moderní metody

využívají end-to-end<sup>11</sup> strojové učení, díky čemuž dosahují lepších výsledků u objektů s okluzí a složitějších scén [57]. Stereoskopickou projekci využívají například lidé pro odhad hloubky [58]. U stereoskopické projekce není nutné aktivní osvětlení scény. Scéna musí obsahovat texturu (jednoznačné hrany, objekty s různou barvou, apod.), jinak není možné nalézt příznaky a textura nesmí být repetitivní z důvodů nejednoznačnosti [57].

- **„Structured light“ (snímání světelného vzoru).** Světelný zdroj (často infračervené pásmo spektra) promítá na scénu speciální vzor a mírně posunutá kamera snímá obraz scény s tímto umělým zdrojem [59]. Díky odlišné perspektivě zdroje a snímače lze vypočítat hloubku obrazu. Jedná se o podobný princip jako stereoskopie, ale s uměle vytvořenými příznaky ve scéně. Komerčním zástupcem je například XBOX 360 Kinect Senzor.
- **„Sheet of light triangulation“ (paprsková triangulace).** Jedná se o podmnožinu předchozí metody „Structured light“. Vzor má podobu přímky z perspektivy vysílače, vytváří tedy v prostoru plochu. Přijímač (kamera) je schopen z jeho perspektivy snímat vzdálenost objektů ve scéně. Pro rychlejší sken prostředí je možné využít více paprsků simultánně a neurčitost řešit binárním kódováním paprsků do více snímků. Při využití jemných kódovaných struktur nastává problém s rozmazáním přechodů [60]. Další variantou je využití barevného kódování, kde nastává problém v závislosti na odrazivosti objektů scény. Některé práce se zaměřují i na rekonstrukci z jednoho snímku [61].
- **„Time of flight“ (doba letu signálu).** Tato metoda využívá základní fyzikální vlastnost vesmíru, že se signály v něm vždy šíří konečnou rychlostí. Jako signál můžeme v praxi využít světlo (LiDAR), radiové vlny (radar), nebo například zvukové vlny (sonar). Princip metody je založen na vyslání signálu do prostoru a čekání na jeho odraz z prostoru. Podle doby mezi vysláním signálu a příjmem jeho odrazu lze dopočítat se znalostí rychlosti šíření signálu vzdálenost objektu v prostoru, od kterého se signál odrazil. Pokud se objekt vůči vysílači a přijímači pohybuje v axiálním směru, dochází ještě k posuvu frekvence vln (Dopplerův jev), ze kterého je možné určit vzájemnou rychlost pohybu objektu a senzoru [62]. U elektromagnetických signálů, které se šíří rychlostí světla, jsou velmi

<sup>11</sup> Označení pro metodu bez heuristiky, vstup neuronové sítě jsou obrázky z kamery a výstup přímo hloubková mapa.

vysoké nároky na přesnost časování. To vede na vysoké hardwarové nároky těchto senzorů a jejich vysokou cenu. Například signál odražený od 2 m vzdáleného objektu letí jen  $1,3343 \cdot 10^{-8}$  s. U akustických vln je rychlost šíření signálu o mnoho řádů nižší a silně závislá na prostředí (typicky voda a vzduch). Ve vzduchu má tento signál velmi omezený rozsah měření a rozlišení [63]. Princip sonaru (echolokaci) využívají při navigaci například netopýři a někteří kytovci. Zástupci komerčních senzorů jsou například Microsoft Azure Kinect a Hololens 2 [64].

- **Interferometrie.** Metoda založená na vyslání koherentního signálu a pozorování fázového posuvu po zpětném odrazu. Problém s nejednoznačností mezi periodami vlny lze překonat modulační frekvencí světelného zdroje [65].
- **„Coded aperture“ (kódovaná clona).** Tato metoda určuje hloubku z jednoho optického snímku podle stupně rozostření jeho částí [66]. Oproti normální cloně má výhodu lepšího rozlišení příznaků obrazu (zda se jedná o rozostření nebo o jinou část scény). Problém s nejednoznačností rozostření před a za plochou ostrosti obrazu.

### 3.7 Hybridní

Díky zmíněné variabilitě fyzikálních metod a jejich téměř úplné vzájemné nezávislosti je možné metody vzájemně kombinovat tak, aby se kompenzovaly jejich negativní vlastnosti. Tedy kromě následujících vlastností:

- vyšší cena systému,
- obtížná implementace komplexního systému,
- větší rozměry systému,
- vyšší výpočetní náročnost,
- vyšší energetická spotřeba.

Poslední dvě negativní vlastnosti (vyšší výpočetní náročnost a vyšší energetická spotřeba) platí do výčtu ve většině případů, ne však výhradně.

Tabulka 6: Srovnání hloubkových metod pro lokalizaci.

|                        | Stereoskopická<br>projekce | „Structured light“ a<br>„Sheet of light triangulation“ | „Time of flight“<br>LiDAR a Radar | „Time of flight“<br>Sonar | Interfero-<br>metrie | „Coded<br>aperture“ |
|------------------------|----------------------------|--|-----------------------------------|---------------------------|----------------------|---------------------|
| Spec. infrastruktura   | Ne                         | Ne   | Ne                                | Ne                        | Ne                   | Ne                  |
| Cena                   | -                          | -  | --                                | +                         | -                    | +                   |
| Umístění/rozměry syst. | -                          | -  | -                                 | +                         | -                    | -                   |
| Přesnost               | +                          | +  | ++                                | -                         | -                    | -                   |

Představme si situaci první metody s velmi vysokými nároky na výpočetní výkon a spotřebu energie, kterou kombinujeme s druhou metodou, která má tyto parametry nízké. Kombinaci provedeme tak, že první metoda určuje pozici jednou za delší čas (referenční otisky) a druhá v mezidobí (inerciální). Výsledný hybridní systém tak může dosáhnout nižší spotřeby než první metoda samostatně.

Pro volbu dobrého hybridního systému je tedy optimální kombinovat metody, které mají vysoký přínos přesnosti a robustnosti odhadu pozice, a zároveň mají co nejmenší vliv na zmíněných pět nežádoucích vlastností. „Nejčastější hybridní metody obsahují multimodální metody otisků, fúzi založenou na triangulaci/trilateraci a inerciální metodu bipedálního pohybu.“<sup>12</sup> [7]. Jak již bylo dříve zmíněno, triangulace a trilaterace jsou metody založené na infrastruktuře, kterou pro naši aplikaci nejsme schopni zajistit.

Dříve studované zajímavé hybridní metody pro naši aplikaci jsou například:

- kombinace inerciální metody + Radio-SLAM [15],
- kombinace inerciální metody + GSM signál [67],
- kombinace inerciální metody + vizuální odometrie + ultrazvukového sonaru + barometru [68].

Inerciální systém, kterému se v této práci převážně věnujeme, je z definice schopen řešit pouze odometrickou úlohu (implicitně neřeší inicializaci polohy). Pro inicializaci pozice je možné využít některou ze zmíněných metod s vlastností absolutní lokalizace (typicky závislých na infrastruktuře), nebo využít globální navigační systém (GNSS) před vstupem do budovy.

---

<sup>12</sup> "Common hybrid methods include multimodal fingerprinting, triangulation-based fusion, and pedestrian dead-reckoning-based fusion."

## 4 Cíle disertační práce

Z předchozí kapitoly je patrné, že současný stav vědeckého poznání v oblasti pozicování a navigace v budovách není optimální. Z důvodu velmi vysoké komplexity obecného tématu lokalizace a navigace v budově se v této práci omezíme na lokalizaci člověka při nouzovém zásahu v budově. Přesněji při zásahu hasičského sboru v hořící budově, při kterém se někdy stane, že se člen zásahu dostane do situace, kdy si není schopen sám pomoci (hasiče například znehybní uvolněný trám budovy). V nepřehledném prostředí hašené budovy ho tato událost může stát i život. Díky znalosti pozice jsou ostatní členové týmu schopni zmíněného kolegu najít a ze situace mu pomoci.

Pro řešení problému lokalizace pro tuto aplikaci byla vybrána inerciální navigaci výpočtem z důvodu:

- nízké ceny,
- nízké výpočetní náročnosti (systém může fungovat delší dobu na kompaktním chemickém zdroji elektrické energie, dalším důsledkem je nižší cena výpočetní jednotky),
- nezávislosti na infrastruktuře (v hořící budově není zaručena elektřina ani žádný WiFi signál),
- řešitelné komplexity na úrovni disertační práce (pokud by byl kladen důraz na vyšší přesnost systému, bylo by možné inerciální navigaci výpočtem doplnit o V-SLAM, R-SLAM nebo M-SLAM, to ale na úkor vysoké komplexity systému a dalších nevýhod, které s sebou SLAM metody přináší (viz 3.3 V-SLAM)).

Tato textová práce si dává za cíl situaci zmíněnou problematikou zlepšit tak, že:

- do větší podrobnosti přiblíží jeden z možných přístupů řešení, podrobně se bude věnovat třem dílčím problémům spojených s výběrem inerciální navigace výpočtem;
- vytvoří ucelený informační zdroj nad mou fragmentovanou publikační činností, která se tímto tématem z různých pohledů zabývá;

- zjednoduší přístup k informacím této problematiky v českém jazyce.

V tezi disertační práce jsem stanovil tři cíle, na které jsem se ve svém výzkumu zaměřil

- Z důvodu nízkého rozvoje vědy v oblasti rozložení geomagnetického pole v budovách se zaměřím na mapování tohoto pole a dopady nehomogenit na pozicování v budovách
  - Této problematice se budeme věnovat v následující kapitole 5.
- Zlepšení stávajících metod pro zpracování dat senzorů a tvorba nových metod jako např. metoda pohybu kostry nebo metoda GSM značek
  - Příklady metod jako metoda pohybu kostry (model úhlového pohybu hlavních částí nohy) již byly publikovány v [69], metoda GSM značek odpovídá R-SLAM metodě [15].
  - Ve výzkumné práci jsem se zaměřil na zlepšení přesnosti jednotek pro určení rotace (metoda pro určení rotace z akcelerometru, magnetometru a gyroskopu), tomuto tématu se budeme věnovat v kapitole 6.
- Průzkum stylů pohybu člověka a dopady těchto stylů na určení jeho pozice v budově, zahrnutý by měly být i nestandardní styly pohybů typické pro záchranné složky
  - Po rozšířené rešerši byla vybrána technika strojového učení jako robustní způsob pro odhad rychlosti různých typů pohybu, tomuto tématu se budeme věnovat v kapitole 7.

Kapitoly 5 o magnetismu v budovách a 6 o jednotkách pro určení rotace obsahují informace překračující aplikační využití lokalizace člověka v budovách.



## 5 Magnetismus v budovách

Bylo věrohodně ověřeno, že některé druhy zvířat používají magnetismus k navigaci v prostředí [70]. Proč, a jak tuto fyzikální veličinu využít k lokalizaci v budově? Nejen na tyto otázky se pokusíme odpovědět v této kapitole.

Jedním ze způsobů jak získat informaci o směru pohybu v referenční soustavě budovy je využití magnetismu Země, tedy geomagnetismu. Většina metod využívající magnetismu je založena na měření přirozeného magnetismu planety Země, které podle posledních studií vzniká proudy buzenými ze železného jádra planety [71]. Detailní modely a odpovědi na otázku vzniku a fungování geomagnetismu jsou prozatím stále nejasné. Tato kapitola se bude dále hlouběji zabývat především problémy, které nastávají při využití tohoto signálu **pro určení horizontálního směru** pohybu, jako bylo využito například ve studiích [72, 73].

Magnetismus je 3D vektorové pole [74]. Na povrchu Země ho popisujeme: a) směrovými vlastnostmi oproti rotační ose planety úhly deklinace (odklon směru magnetického pole od rotační osy planety v horizontální rovině) a inklinace (odklon magnetického pole od horizontální roviny ve vertikálním směru), b) intenzitou, kterou můžeme rozdělit do složek (horizontální, vertikální, východní, severní) vzhledem ke geografickému souřadnicovému systému.

Magnetické pole Země směřuje k jižnímu magnetickému pólu, který je aktuálně blízko severnímu geografickému pólu. Intenzita i směr geomagnetického pole jsou tedy silně závislé na poloze na Zemi (příklad 7). Neodborná veřejnost často ví, že zemský geografický pól je od magnetického pólu mírně posunut, a to způsobuje mírný deklinační úhel. S faktem, že v našich končinách magnetické pole vstupuje pod vysokým úhlem do země však již často seznámeni nejsou. Vysoký inklinací úhel však znepříjemňuje měření určující směr v horizontální rovině, protože mírné změny v úhlu vektoru pole mohou mít při projekci do horizontální roviny velký význam na změnu směru. Geomagnetické pole se může měnit i v čase. Na změny v denním intervalu má vliv sluneční vítr<sup>13</sup> a dlouhodobější změny mohou být zapříčiněny dynamikou procesů generování geomagnetického pole v jádře planety [75]. Dynamika časových změn geomagnetického pole je však ve většině případů pro měření zanedbatelná.

Geomagnetické pole může být v budovách znatelně nehomogenní, jak intenzitou magnetic-

<sup>13</sup> Proud elektricky nabitých částic od Slunce.

Tabulka 7: Geomagnetické pole ke dni 10. 6. 2022, data z World Magnetic Model (WMM), ze serveru National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)

|           | Deklinace | Inklinace | Horiz.<br>sl. [ $\mu T$ ] | Vertik.<br>sl. [ $\mu T$ ] | Vých.<br>sl. [ $\mu T$ ] | Sever.<br>sl. [ $\mu T$ ] | Celkem<br>[ $\mu T$ ] |
|-----------|-----------|-----------|---------------------------|----------------------------|--------------------------|---------------------------|-----------------------|
| Praha     | 4° 42'    | 66° 10'   | 19,94                     | 45,15                      | 1,64                     | 19.87                     | 49.35                 |
| Káhira    | 4° 43'    | 44° 50'   | 31,11                     | 30,94                      | 2,56                     | 31.00                     | 43.88                 |
| Reykjavík | -12° 18'  | 75° 27'   | 13,19                     | 50,85                      | -2,81                    | 12.88                     | 52.53                 |
| São Paulo | -21° 41'  | -39° 32'  | 17,63                     | -14,55                     | -6,51                    | 16.38                     | 22.86                 |

kého vektoru, tak jeho směrem [52, 76]. To je zapříčiněno magneticky aktivními prvky budovy, a to převážně feromagnetickými elementy. Nehomogenity magnetismu jsou pro určení směru v budovách velkým problémem.

V následujících dvou kapitolách se zaměříme na porozumění chování magnetického pole v budovách s využitím počítačových simulací (kapitola 5.1) a měření reálného magnetismu (kapitola 5.2) v prostředí vybraných budov.

## 5.1 Simulace

Pro pochopení základního chování magnetického pole lze některé jevy vizualizovat ve zjednodušených modelových situacích, které je možné simulovat numerickými metodami. Pro tento účel využijeme simulační nástroj Agros2D [77]. Jelikož studujeme 3D prostor, optimálně by simulace měly probíhat také ve 3D. Takové simulace jsou ale znatelně složitější (výpočetně, modelově a dostupností software), pro naše potřeby se spokojíme s vhodnými 2D řezy 3D prostoru tak, abychom situaci co nejpřesněji přiblížili reálnému prostředí.

Budovy obvykle obsahují železobetonové části, které jsou standardně v nosných částech stavby, jako je podlaha, nosné pilíře apod. Jelikož magnetické pole prochází skrze prostředí cestou nejmenšího odporu, tyto lépe magneticky vodivé části budov „stahují“ magnetické pole do sebe. Tyto změny jsou dány topologií, ale v určitých místech magnetické pole v okolí feromagnetických materiálů slábne a v jiných zesiluje, zároveň se v okolí dobře vodivých feromagnetických částí mění směr magnetického pole. Pro popis problému se setkáme s termíny per-

meabilita a magnetická vodivost, kde mezi permeabilitou a magnetickou vodivostí platí přímá úměra definovaná jako

$$G_m = \mu \frac{S}{l}, \quad (9)$$

kde  $G_m$  označuje magnetickou vodivost,  $\mu$  permeabilitu,  $S$  průřez a  $l$  délku magnetického vodiče. Naše experimenty se implicitně zabývají vlivem prostorového rozložení materiálů na magnetické pole, proto lze chápat magnetickou vodivost a permeabilitu materiálu jako ekvivalentní pojem.

Jako první příklad si můžeme uvést modelovou situaci chodby ve vertikálním řezu z bočního pohledu, kde spodní, lépe magneticky vodivý, obdélník (oproti okolí  $\mu_r = 1$ ) odpovídá podlaze, a horní obdélník stropu chodby (Obrázek 4). Chodba je v řezu orientovaná v horizontální rovině tak, že na pravé straně (podle inklinace v simulované lokaci vpravo dole) je sever magnetického pole. Na obrázcích vidíme směr magnetických siločar v okolí magneticky vodivějších částí simulované podlahy a stropu, pro které byla hrubě odhadnuta hodnota relativní permeability  $\mu_r = 100$ . Magnetická vodivost nemá zásadní vliv na principy, které se snaží tyto simulace nastínit, ale má vliv na intenzitu změn magnetického pole. Odhad byl učiněn průměrováním permeability materiálu různých typů budov ve směru normály k rovině simulace. Simulace byly vytvořeny i pro permeability  $\mu_r = 20$  a  $\mu_r = 500$ , a výsledky jsou v příloze tohoto textu (kapitola 8). Efekty zakřivení jsou silně závislé na topologii objektů a směru magnetického pole, z toho důvodu jsou na Obrázku 4 zobrazeny dvě situace, jedna pro lokaci v Praze a druhá v Káhiře, kde hlavní rozdíl vidíme v inklinaci nezakřiveného pole. To má za důsledek silnější efekt vertikalizace<sup>14</sup> magnetického pole při nižší inklinaci. Jak již bylo dříve zmíněno, toto je negativní vlastnost pro určení směru v horizontální rovině. Z toho lze vyvodit, že pro určení směru v budově pomocí geomagnetického pole je sice výhodnější být v Káhiře, ale rozdíly se částečně smazávají.

Pokud má budova více pater, je vertikalizace více intenzivní, jak můžeme pozorovat na Obrázku 5, kde v lokaci Praha vychází magnetická inklinace v prostředním patře na  $88,83^\circ$ . Při takové inklinaci by bylo v reálné situaci opravdu složité určit přesný horizontální směr magnetického pole a sebemenší odchylka do strany by měla velký vliv při projekci do horizontální

<sup>14</sup> Přiblížení vektoru magnetického pole k normále horizontální roviny.

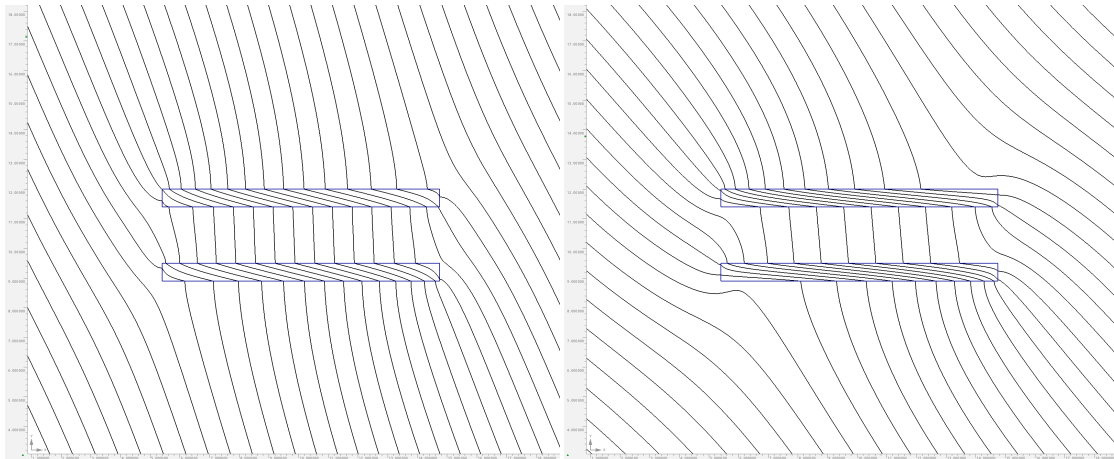
roviny.

Vertikální řez nám simuluje změny inklinace magnetického pole. Pokud změním simulační rovinu na horizontální, můžeme pozorovat chování deklinace. Pro tento účel bylo vytvořena simulace, která předpokládá homogenní rozložení magnetické permeability pro celou budovu. Zkoumány jsou dva typy budov, jedna s komplexní topologií a druhá s jednoduchou topologií. Pro komplexní topologii budovy (resp. soustavy dvou simulovaných budov) byla vybrána budova FEL ZČU s budovou RICE. Pro jednoduchou topologii panelový dům v Plzni v oblasti Doubravka. Rozložení magnetických čar v horizontální rovině je zobrazeno pro případ  $\mu_r = 20$  a  $\mu_r = 100$  se satelitním mapovým podkladem na Obrázcích 6 a 7.

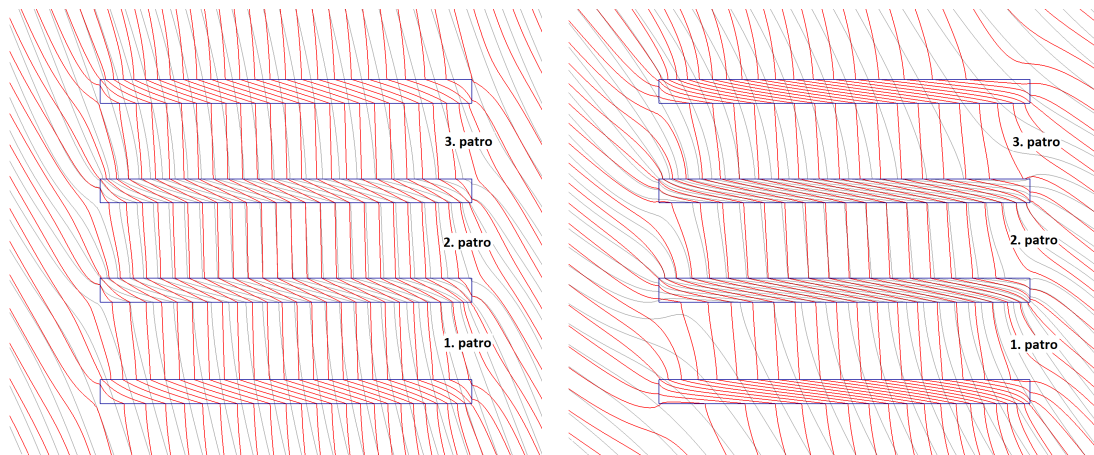
Panelový dům byl záměrně vybrán pro jeho přibližný  $45^\circ$  náklon proti primárnímu směru geomagnetismu v horizontální rovině. Pro oba další extrémy, otočení  $0^\circ$  a  $90^\circ$ , není efekt zakřivení magnetického pole tak markantní. Ze simulace je patrné, že když vybereme náhodnou polohu v této budově, pravděpodobnost, že kompas bude ukazovat na sever, je téměř nulová. Nicméně u tohoto typu budovy lze z takto koncipovaných simulací předpokládat alespoň vysokou míru homogenity směru geomagnetického pole.

Bohužel ne všechny budovy mají takto jednoduchou topologii, a pokud se nyní zaměříme na simulaci komplexu budov na fakultě FEL ZČU, přestává náš předpoklad s homogenitou geomagnetického pole v budovách platit. Na Obrázku 7 lze pozorovat silné zakřivení magnetického pole i pro nižší  $\mu_r = 20$ , místy se deklinace blíží i  $75^\circ$ . Pokud se podíváme o několik metrů vedle, může být zakřivení i opačným směrem. Takovéto zakřivení magnetického pole je nejen v praxi nepoužitelné pro interpretaci magnetismu jako pole, které míří směrem ke globálnímu jižnímu magnetickému pólu (na sever), ale jelikož není platný ani předpoklad homogenity, nedá se měření robustně využít pro určení směru v horizontální rovině.

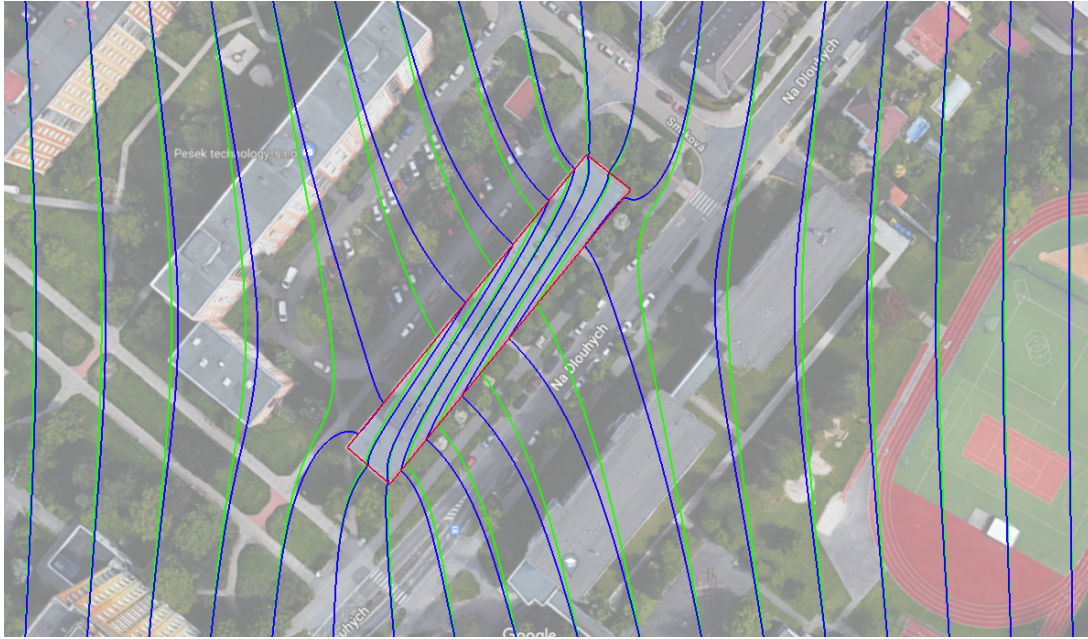
Změna směru magnetického pole je jedním ze zásadnějších problémů pro praktické využití, ale není to pro určení směru problém jediný. Pokud se podíváme na předchozí příklad simulace chodby s podlahou a stropem (Obrázek 4) z pohledu intenzity magnetického pole na Obrázku 8, můžeme pozorovat pokles intenzity magnetického pole v prostoru simulované chodby v Káhiře o  $\approx 24\%$  a v Praze o  $\approx 4\%$ . Pokud se přiblížíme geomagnetickému rovníku více, tak například v lokaci Singapur dojde k velmi znatelnému poklesu o  $\approx 91\%$  intenzity magnetického pole v prostoru simulované chodby (viz Obrázek 8c). Nízké intenzity magnetického pole mohou být



Obrázek 4: Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mag. vodivých částí  $\mu_r = 100$ . Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklináčním úhlem dle lokace (viz tabulka 7)), vpravo na obrázku jižní magnetický pól. Obrázek vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira.



Obrázek 5: Simulace chodba vícepatrové budovy, červeně siločáry pro 4 patra, transparentní černé siločáry pro 2 patra (Obrázek 4), relativní permeabilita mag. vodivých částí  $\mu_r = 100$ . Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklináčním úhlem dle lokace (viz tabulka 7), vpravo na obrázku jižní magnetický pól. Obrázek vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira.



Obrázek 6: Simulace rozložení magnetických siločar v horizontální rovině pro budovu s jednoduchou topologií s předpokladem homogenního rozložení  $\mu$  v budově. Primární magnetické pole orientováno homogenně ve svislém směru na obrázku (jižní magnetický pól nahoře). Zeleně siločáry pro  $\mu_r = 100$ , modře siločáry pro  $\mu_r = 20$ . Satelitní snímek Google Maps (49,7508° s. š., 13,4189° v. d.).

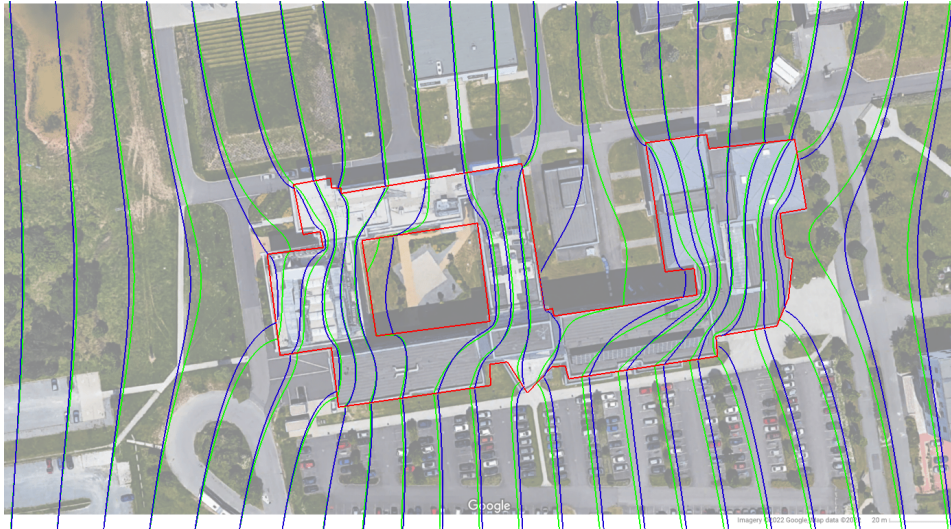
pro určité typy senzorů problematické a zvyšují chybu měření.

## 5.2 Měření magnetismu v budovách

Prací zabývajících se měřením magnetismu v budovách není mnoho, jednou z výjimek je článek [78]. Cílem našeho měření je pochopit základní chování magnetismu v budovách a určit vhodné umístění magnetometru (či kompasu) pro určení směru při lokalizaci člověka navigací výpočtem.

Měření proběhlo speciálním přípravkem (Obrázek 9), který obsahuje 5 magnetometrů BMX055 umístěných při měření s vertikálním rozstupem tak, aby bylo zachyceno magnetické pole v různých výškových úrovních nad povrchem při jednom měřeném vzorku. Vertikální rozstupy senzorů nejsou ekvidistantní, hustější rozložení senzorů je těsně nad podlahou pro předpoklad větších změn magnetického pole. MEMS senzory BMX055 obsahují magneto-

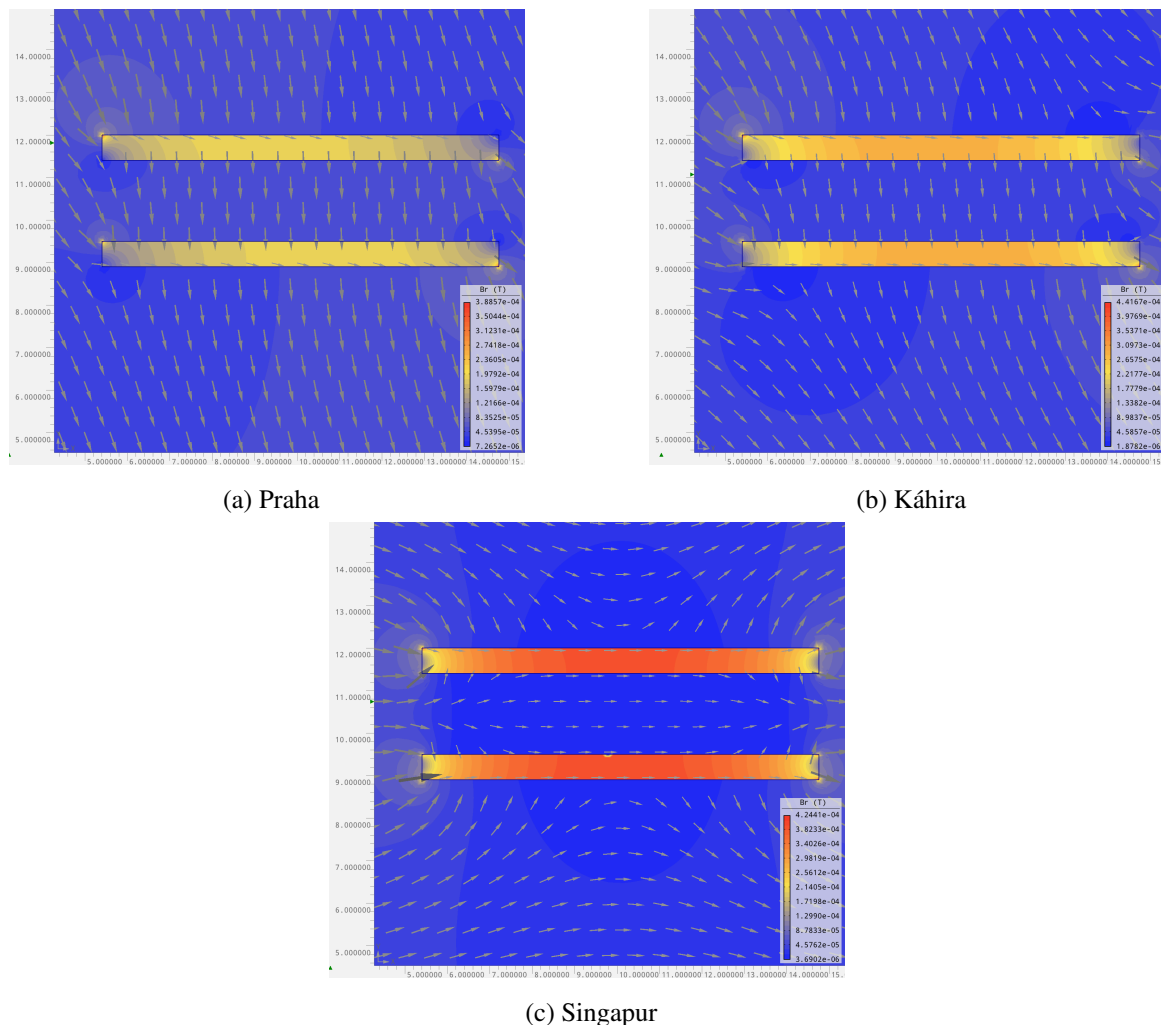




Obrázek 7: Simulace rozložení magnetických siločar v horizontální rovině pro budovy FEL ZČU + RICE s předpokladem homogenního rozložení  $\mu$  v budově. Primární magnetické pole orientováno homogenně ve svislém směru na obrázku (Jižní magnetický pól nahoře). Zeleně siločáry pro  $\mu_r = 100$ , modře siločáry pro  $\mu_r = 20$ . Satelitní snímek Google Maps (49,7240° s. š., 13,3496° v. d.).

metry založené na principu Hallova jevu, které v tomto provedení vykazují přesnost s odchylkou  $\approx 0,3 \mu T$ . Před měřením proběhla kalibrace zisku a zarovnání senzorů [A4]. Po zkušenostech s přesností senzorů byly hodnoty jednotlivých os senzoru interpretovány pouze relativně pro určení směru magnetického pole, absolutní hodnota intenzity magnetického pole byla vyhodnocena jako nevěrohodná. Měřicí přípravek je zkonstruován bez feromagnetických konstrukčních prvků (majoritně hliník). Je pojízdný, a měření je spouštěno opticky při jednom otočení kola (dáno konstrukčně každých 12,7 cm) tak, že sběr dat probíhá projížděním měřícího přípravku skrze měřenou oblast. Jedním průjezdem je tedy nespojitě změřen řez měřenou oblastí vertikálně orientovanou plochou.

Měření probíhalo dvěma průjezdy měřené oblasti stejnou trajektorií s otočením přípravku na konci jedné měřené cesty (pro možnost určení přibližného odhadu chyby měření), poté se přípravek posunul o konstantní rozstup řady (typicky 12,7 cm) a proběhla další dvojice měření. Takto se pokračovalo do konce pokrytí celého měřeného prostoru. Měření tedy ve výsledku nespojitě pokrývá celý 3D prostor v měřené oblasti.



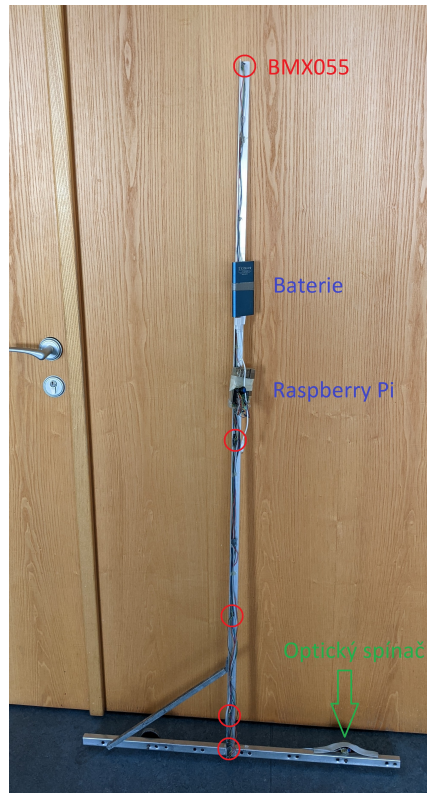
Obrázek 8: Simulace intenzity chodby s podlahou a stropem, relativní permeabilita mag. vodičů částí  $\mu_r = 100$ . Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklináčním úhlem dle lokace (viz Tabulka 7).

Měření proběhlo ve dvojici univerzitních budov (FEL ZČU, TU Wien) a jedné vysokoškolské koleje s velmi podobnými výsledky. Vizualizace dat pro budovu TU Wien je zobrazena na Obrázku 10 a 11 v jedné oblasti na chodbě, a na Obrázku 12 a 13 v druhé oblasti vzdálené cca 30 m.

### 5.3 Souhrn výsledků výzkumu magnetismu v budovách

Předchozí kapitoly o simulaci magnetismu v budovách a jeho měření vykazují vysokou míru korelace. U obou je patrná vertikalizace magnetismu oproti hodnotám mimo budovu a nezane-



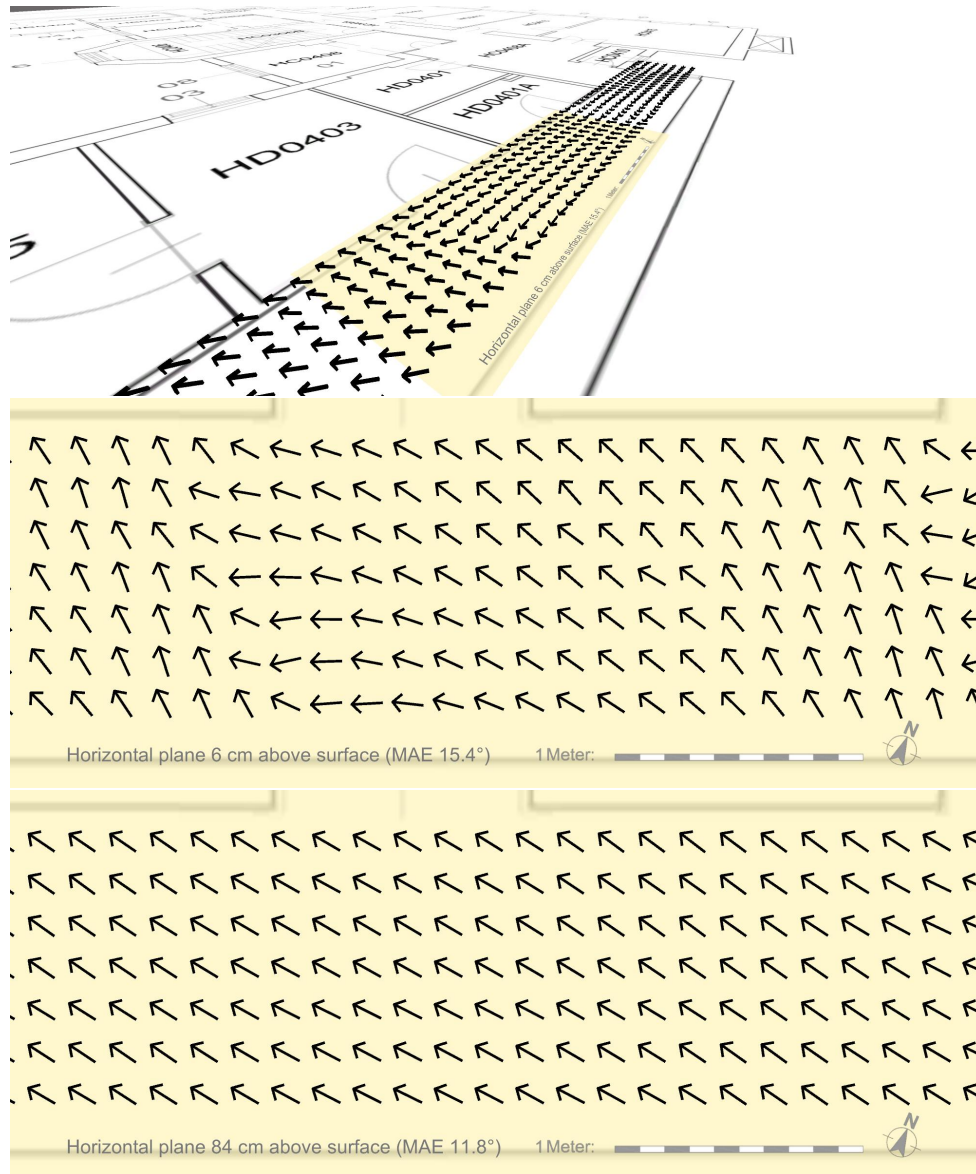


Obrázek 9: Měřicí tyč magnetismu v budově, 5x magnetometr (BMX055), Raspberry Pi, baterie a optický spínač umístěny na hliníkové konstrukci.

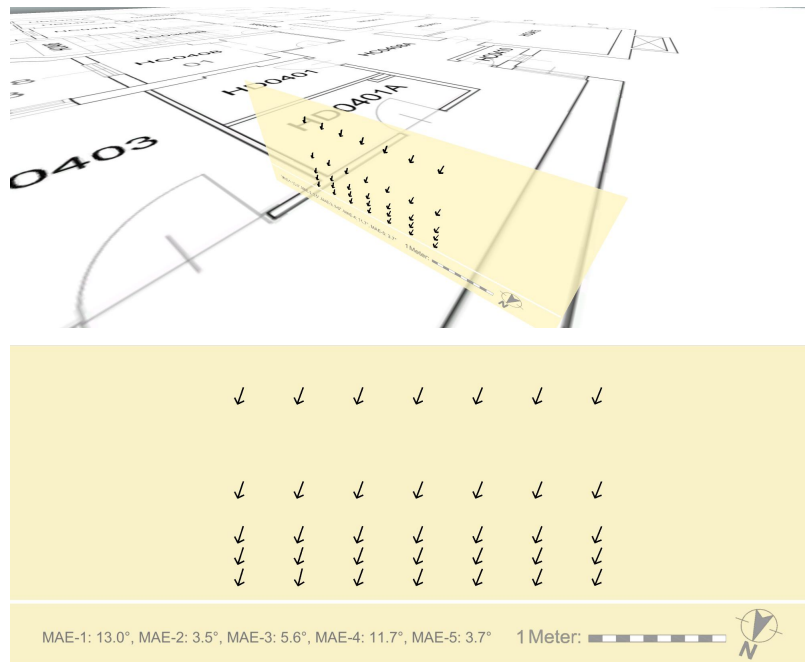
dbatelná změna směru magnetického pole v projekci na horizontální rovinu (deklinace). Převládající směr měření magnetismu v horizontální rovině (průměr směru měřené deklinace) se odchyluje od směru k magnetickému severu, což koreluje s předpoklady ze simulace. Kromě toho lze pozorovat silné změny na nižší škále při měření. Ty jsou pravděpodobně způsobeny magneticky aktivními prvky budovy skrytými v podlaze a ve zdech (viz Obrázek 10 a 12).

Vytvořit model magnetické vodivosti budovy v plném rozsahu je téměř nemožné, a u některých budov se může měnit chování magnetismu i v čase (přesunem materiálu ve skladech apod.). Lokální odchylky lze částečně kompenzovat použitím sensorového pole [79]. Z výsledků této studie je zřejmé, že určit přesně a spolehlivě globální směr magnetického pole (k geomagnetickému pólu) není reálné. To ale nemusí být nepřekonatelnou překážkou. V budovách, které nejsou topologicky komplexní, můžeme využít alespoň předpoklad přibližné homogenity magnetického pole (viz Obrázek 6).

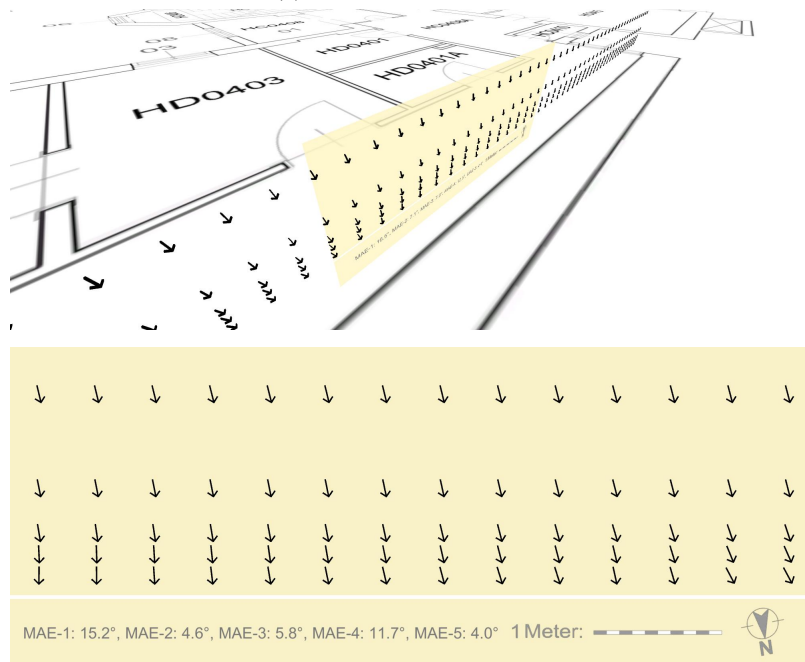
Jedním z hlavních důvodů této studie bylo vybrat vhodnou pozici pro umístění magneto-



Obrázek 10: Měření geomagnetického pole v horizontální rovině. Pozice 1 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. Nahoře perspektiva s půdorysem, uprostřed horizontální rovina 6 cm nad podlahou, dole horizontální rovina 84 cm nad podlahou.

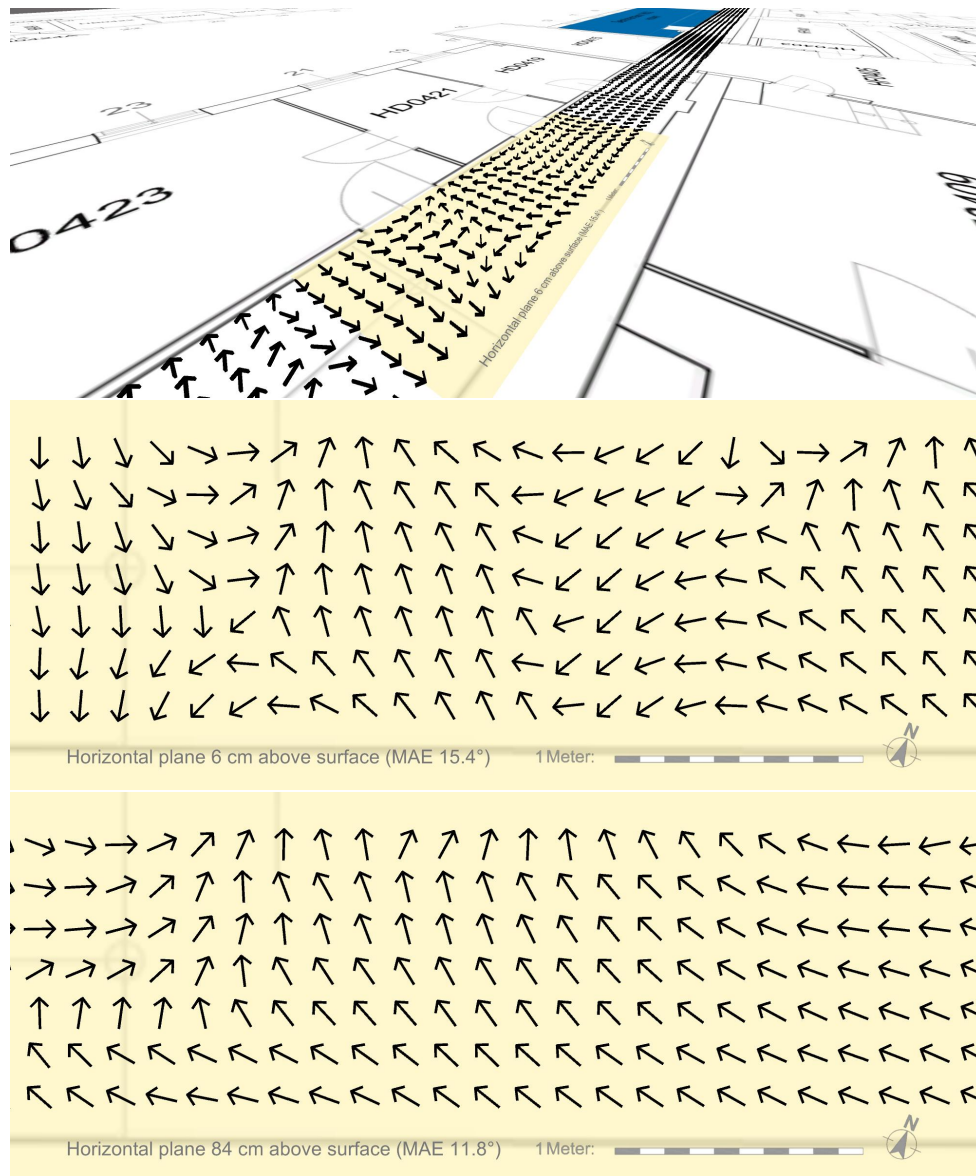


(a) Příčná rovina k chodbě

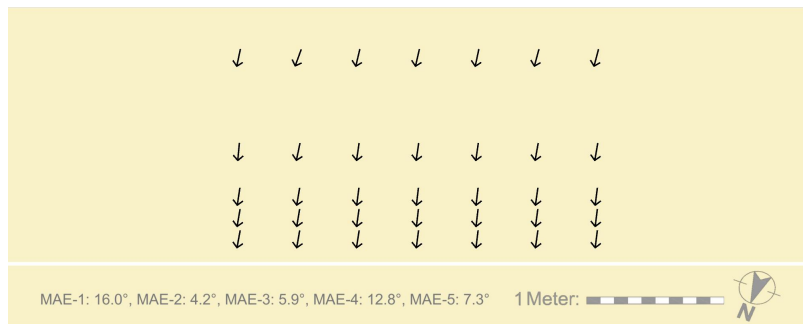
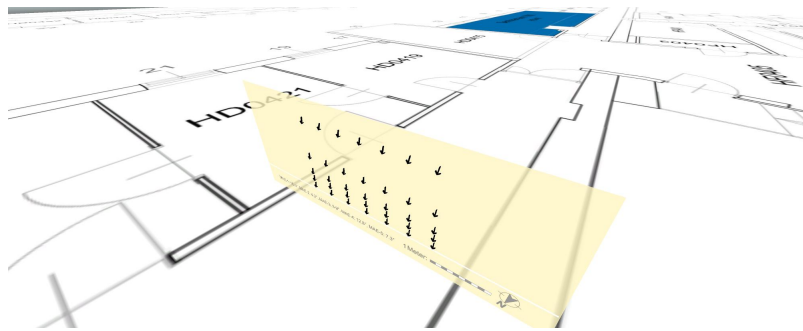


(b) Podélná rovina k chodbě

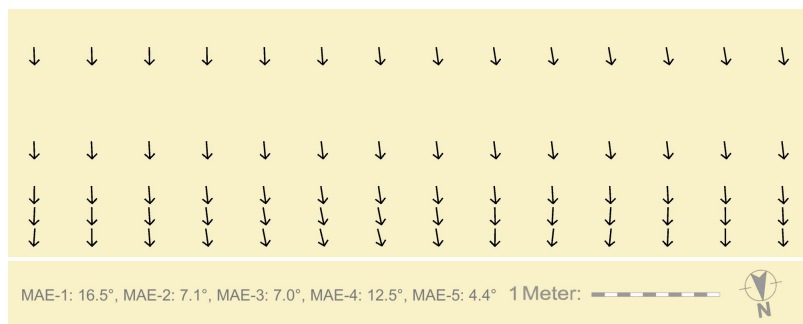
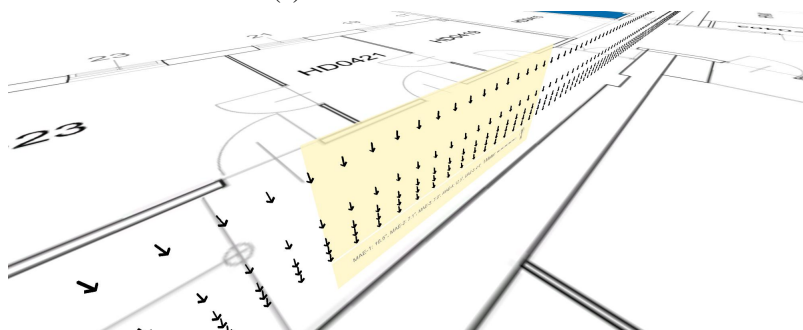
Obrázek 11: Měření geomagnetického pole ve vertikálních rovinách. Pozice 1 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro.



Obrázek 12: Měření geomagnetického pole v horizontální rovině. Pozice 2 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. Nahoře perspektiva s půdorysem, uprostřed horizontální rovina 6 cm nad podlahou, dole horizontální rovina 84 cm nad podlahou.



(a) Příčná rovina k chodbě



(b) Podélná rovina k chodbě

Obrázek 13: Měření geomagnetického pole ve vertikálních rovinách. Pozice 1 - Vídeň budova TU wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro.

metru na lokalizovaného člověka. Z měření je patrné, že pro určení směru chůze není výhodné umístit senzor do boty nebo blízko země. Výhodnější umístění by bylo například na kalhotách v oblasti pasu.

V této studii byl kladen důraz na určení směru pohybu z magnetismu. Měření však potvrzuje, že díky silným nehomogenitám je možné geomagnetické pole využít k získání unikátních otisků v prostoru při offline nebo SLAM metodě.

## 6 Jednotky pro určení rotace (AHRS)

Pro určení rotace mezi souřadnicovým systémem pozorovaného objektu (angl. *body frame*) a referenční souřadnicovou soustavou se využívají jednotky pro určení rotace (angl. *Attitude and heading reference system, AHRS*). Vzhledem k homogenitě a izotropii absolutního prostoru v klasické mechanice jsme nuceni vztažné soustavy<sup>15</sup> vázat pouze relativně k referenčním zdrojům signálu. Jedna z nejpřesnějších metod odhadu rotace objektu vůči referenčnímu souřadnicovému systému se využívá u družic tak, že jako reference slouží pozorování vzdálených hvězd a galaxií [80]. Jednotky založené pouze na optickém sledování referenčních zdrojů potřebují nepřetržitý signál z referenčních zdrojů, jinak rotaci nelze definovat.

Tento problém lze vyřešit gyroskopem, který měří diferenciální rotaci (tedy úhlovou rychlost) v souřadnicové soustavě senzoru. Pro pokrytí rotace ve 3D prostoru je nutné využít minimálně 3 nezávisle orientované gyroskopy, a z pohledu chyby je při použití tří gyroskopů optimální ortogonální umístění. Pro získání rotace při ztrátě optického signálu postačí úhlovou rychlost gyroskopů převést do referenčního souřadnicového systému a vhodnou metodou integrovat. Reálné gyroskopy s sebou bohužel přináší i chybu měření, která je silně závislá na principu daného gyroskopu. Hlavním problémem je stejnosměrná složka chyby, která po integraci vyústí v driftovou chybu rotace. Obecně platí, že přesné gyroskopy jsou velké a drahé, tedy nevhodné pro využití na lokalizaci člověka v budově při nouzovém zásahu. Pro charakter naší aplikace se s ohledem na cenu a velikost budeme muset spokojit s gyroskopy založené na technologii MikroElektroMechanických Systémů (MEMS) i přesto, že některé tyto senzory mohou vykazovat driftovou chybu okolo  $1 [^{\circ}/s]$  [81].

Pro reálnou aplikaci není výhodné výše zmíněné přepínání mezi zdrojem signálu z gyroskopu a např. optického senzoru pro snímání hvězd, protože i reálný optický senzor vykazuje určitou chybu. Nejlepším řešením je filtrovat tyto signály simultánně, aby byly chyby jednotlivých sensorických jednotek co nejlépe kompenzovány.

<sup>15</sup> Definice inerciálních soustav 1. Newtonovým zákonem přímo vylučuje jejich existenci ve vesmíru z důvodu absence prostoru, který by nebyl gravitačně pokriven. Přesnější definice pro místa podobná povrchu Země je lokálně inerciální soustava, tedy místo v prostoru, kde je možné zakřivení časoprostoru zanedbat a platí v něm přibližně 1. Newtonův zákon.

Dalším problémem pro naši aplikaci nouzového zásahu v hořící budově je absence vhodných optických referenčních signálů a obecně nevhodné podmínky pro šíření optického signálu. Na povrchu Země lze však využít jiné referenční signály, jako jsou např. vektor gravitačního zrychlení Země nebo geomagnetické pole (viz kapitola 5). To ale přináší celou řadu dalších problémů, které je při filtraci potřeba řešit. Tyto problémy, a jeden z filtračních algoritmů, si blíže představíme v následující kapitole.

## Filtrace signálů z gyroskopu, akcelerometru a magnetometru pro získání rotace

Obsah této kapitoly je majoritně překladem a výtahem článku „Fast AHRS Filter for Accelerometer, Magnetometer, and Gyroscope Combination with Separated Sensor Corrections“ [82] [A5]. Na článku jsem spolupracoval s doc. Ing. Václavem Šmídlm, Ph.D.. Já jsem se zabýval výzkumem a docent Šmídl mi pomohl s formulací výsledků do formy vědeckého článku.

Senzorická jednotka skládající se ze 3D gyroskopů, 3D akcelerometrů a 3D magnetometrů<sup>16</sup>. V angličtině *magnetic inertial motion unit* (MIMU) nebo *magnetic angular rate and gravity sensor* (MARG) nemá ve zkrácené formě český ekvivalent, proto budeme v tomto textu nadále využívat ustálenou anglickou zkratku MIMU<sup>17</sup>.

Cílem MIMU senzoru je určit rotaci mezi vztažnou soustavou objektu a vztažnou soustavou Země definovanou lokálním směrem gravitačního pole a lokálně převažujícím směrem geomagnetického pole<sup>18</sup>. Chyb pro určení přesné rotace za pomoci MEMS MIMU nastává několik:

- Gyroskopy v MEMS provedení mají často vysokou driftovou chybu.
- Akcelerometry měří součet všech zrychlení působících na senzor. V algoritmu je nutné separovat pouze gravitační zrychlení.
- Měřený směr magnetismu nemusí odpovídat lokálně převažujícímu směru geomagne-

<sup>16</sup> Teoreticky by bylo možné místo magnetometru využít pro měření stejné veličiny kompas, tento přístup ale vede k nutnosti dalších pohyblivých částí systému.

<sup>17</sup> Senzorická jednotka MIMU je rozšířenou verzí často používané inerciální pohybové jednotky IMU (Inertial Motion Unit).

<sup>18</sup> Průměr směru vektoru geomagnetického pole v okolí několika kilometrů.



tismu. Geomagnetismus může být pokriven magneticky aktivními materiály v bodě měření. U budov jsou to typicky konstrukční prvky betonových nosníků, zárubně, a další feromagnetické materiály v budově. Tímto tématem se zabývá kapitola 5.

- Akcelerometry a především magnetometry vykazují nezanedbatelné chyby, které je potřebné kompenzovat kalibrací. Pro MEMS magnetometry je vhodné chybu zisku kalibrovat před každým měřením.
- Sensory mohou mít z výroby chybu uložení nebo při montáži z elementárních sensorů není zajištěna ortogonalita.

Všechny výše zmíněné problémy by měl správně konstruovaný filtr pro fúzi sensorů brát v úvahu a minimalizovat jejich dopady na přesnost odhadu rotace. Filtr je v tomto textu míněn jako numerický algoritmus zpracovávající data ze sensorů s výstupem hodnoty rotace. Z aplikačního hlediska plyne další požadavek, aby algoritmus filtru nebyl příliš výpočetně náročný. Především proto, aby ho bylo možné v reálném čase s vysokou frekvencí opakovat, a to optimálně na méně výkonných počítačích nebo mikrokontrolérech.

Většina fúzních filtrů využívá princip predikce-korekce. V predikčním kroku se pro odhad nového stavu rotace využijí data z gyroskopu, a na ta se pak aplikuje korekce rotace z akcelerometrů a magnetometrů. V praxi se využívají různé typy filtračních algoritmů jako Kalmanův filtr (KF), komplementární filtr nebo gradientní filtry typu prediktor-korektor. Tyto filtry se liší především v předpokladech, ve kterých se k datům přistupuje, a v charakteru rušení.

Kalmanovy filtry jsou v základní formě založeny na předpokladu, že distribuce chyby vývoje stavu i měření odpovídá Gaussovskému bílému šumu. Kalmanovy filtry jsou jedním z klasických způsobů filtrace MIMU používaným např. při snímání pohybu člověka, porovnání v [83]. Filtrace MEMS MIMU však neodpovídá předpokladu bílého šumu stavu ani měření pro KF, tento problém lze obejít využitím Extended nebo Unscented verzí KF na úkor signifikantního zvýšení výpočetní náročnosti algoritmu [84].

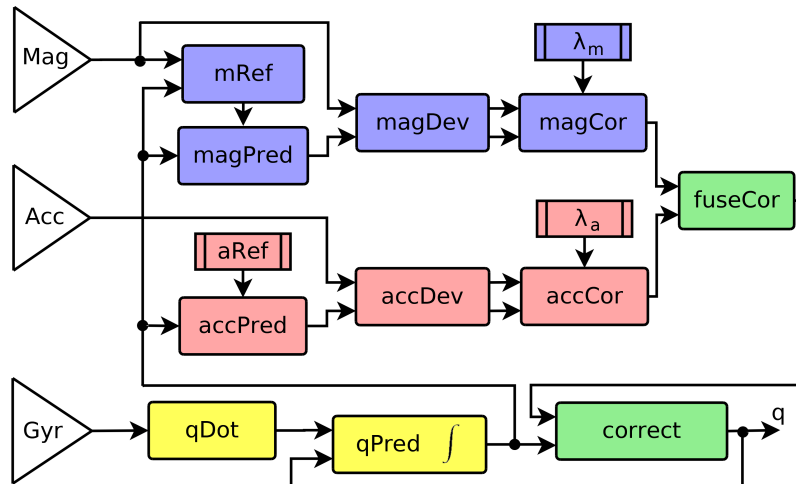
Komplementární filtry [85, 86, 87] využívají nízkých a vysokých frekvenčních propustí signálu tak, aby byly chyby ve vstupních signálech potlačeny maximálním způsobem. Při filtraci MIMU to obecně znamená potlačit nízké frekvence odhadu rotace z gyroskopu pro potlačení driftu a vysoké frekvence odhadu rotace z akcelerometru a magnetometru pro potlačení krát-

kých dynamických zrychlení a rychlých změn směru magnetismu. Tyto filtry jsou oproti KF znatelně méně výpočetně náročné, např. [88]. Hlavní nevýhodou pro filtraci MIMU je problematické oddělování signálu z akcelerometru a magnetometru, přestože mají tyto senzory typicky značně rozdílnou frekvenční charakteristiku chyby pro určení rotace.

V této kapitole se budeme věnovat gradientnímu přístupu uvedeném v [89], protože odpovídá naší zkušenosti, že jak akcelerometr, tak magnetometr trpí vážnými poruchami. Protože tyto poruchy nesledují žádné předem definované rozdělení pravděpodobnosti ani frekvenční spektrum, omezení jejich amplitudy (tj. limit na Lipschitzovu konstantu dynamického modelu) se zdá být rozumným předpokladem. Nicméně v [89] je tento předpoklad aplikován na predikci gyroskopu a sloučenou rotaci z akcelerometru a magnetometru (vzniká stejný problém jako u komplementárních filtrů). Předpokladem je, že toto není optimální, protože amplituda poruchy ovlivňuje směr kroku korekce. Proto využijeme nový korekční krok, který tvrdě omezuje amplitudu rušení jednotlivých senzorů odděleně. Podobné nápady týkající se oddělení vlivu senzoru byly navrženy pro přístup Kalmanova filtrování v [90, 91] s jiným předpokladem šumu. To také souvisí s dvoustupňovými přístupy [92].

Výstupem AHRS filtru je rotace mezi dvěma souřadnicovými systémy, v našem případě budovy a senzoru. Problémem však zůstává, jak tuto rotaci vyjádřit, a jak v algoritmu s rotacemi pracovat. První filtry využívaly pro výpočty a výstup Eulerovy úhly, které mají hlavní výhodu v dobré lidské interpretovatelnosti a neredundantním informačním vyjádření v  $SO(3)$ . Tyto filtry řešily často náklon, sklon a vybočení (angl. *roll*, *pitch* a *yaw*) jako nezávislé problémy. Tento přístup má ale velmi omezené možnosti díky efektu „gimbal lock“<sup>19</sup> a nespojitosti veličin při otáčení jedním směrem. Dalším možným přístupem vyjádření rotace jsou rotační matice, pro rotaci ve 3D prostoru se jedná o devět skalárních hodnot. Rotační matice je ortogonální a je tedy snadné ji invertovat, nemá ani ostatní problémy spojené s Eulerovými úhly. Hlavními nevýhodami jsou velké množství redundantní informace (9 skalárních hodnot pro 3D rotaci) a nemožnost přímé interpolace. Všechny doposud zmíněné problémy řeší velmi elegantně vyjádření rotací založené na matematické grupě kvaternionů vytvořené v roce 1843 Williamem

<sup>19</sup> 3D rotace pomocí Eulerových úhlů je vypočtena sekvenčně. Díky nelinearitě má malá chyba v blízkosti minima a maxima sinusové funkce velký vliv na následující rotace díky této nelinearitě a následnému multiplikativnímu efektu.



Obrázek 14: Justa AHRS filtr [82]

Rowanem Hamiltonem [93]. Kvaterniony jsou hyperkomplexní čísla, obsahují jednu reálnou složku a tři imaginární. Pro  $SO(3)$  rotaci mají jednu redundantní složku, která ale zajišťuje řešení problému s nespojitostí i problém s „gimbal lock“ efektem. Základní matematické operace potřebné pro porozumění konstrukci nového filtru si shrneme v podkapitole 6.1.1.

## 6.1 Konstrukce filtračního algoritmu

Algoritmus navrženého filtru je vizualizován blokově na Obrázku 14, jednotlivé bloky si ve stručnosti představíme v následujících kapitolách. Filtry jsou v originálním článku popsány dva, „separated correction filter“ (SCF) používající přesné operace v  $SO(3)$  a „fast SCF“ (FSCF) využívající linearizace pro rychlejší výpočet algoritmu.

### 6.1.1 Shrnutí matematických operací

V této kapitole stručně shrneme základní matematické operace používané ve filtru. Jednotkový vektor  $a$  je vektor s normou  $\|a\| = a^\top a = 1$ , kde  $^\top$  označuje transpozici. Příčný úhel (PÚ)  $\alpha_{a,b}$  mezi dvěma jednotkovými vektory  $a = [a_x, a_y, a_z]^\top$  a  $b = [b_x, b_y, b_z]^\top$  určíme jako

$$\alpha_{a,b} = \cos^{-1} \left( a^\top b \right). \quad (10)$$

Vektorový součin jednotkových vektorů  $a$  a  $b$  je definován jako

$$\text{cross}(a,b) = [a_y b_z - a_z b_y, a_z b_x - a_x b_z, a_x b_y - a_y b_x]. \quad (11)$$

Pro využití kvaternionů pro rotace použijeme jednotkové kvaterniony, které reprezentují rotaci z počáteční souřadnicové soustavy  $f$  do cílové souřadnicové soustavy  $f'$ , pomocí výrazu

$$q_{f,f'} = [q_w, q_x, q_y, q_z] = \left[ \cos \frac{\theta}{2}, u_x i \sin \frac{\theta}{2}, u_y j \sin \frac{\theta}{2}, u_z k \sin \frac{\theta}{2} \right], \quad (12)$$

kde jednotkový vektor  $u$  v souřadnicovém systému  $f$  definuje osu rotace a  $\theta$  úhel rotace. Úhel rotace  $\theta$  odpovídá PÚ pro 3D vektory.

Kvaternionová rotace  $q$  může být převedena na rotační matici  $R$

$$R = \begin{bmatrix} q_w^2 + q_x^2 - q_y^2 - q_z^2 & 2q_x q_y - 2q_w q_z & 2q_x q_z + 2q_w q_y \\ 2q_x q_y + 2q_w q_z & q_w^2 - q_x^2 + q_y^2 - q_z^2 & 2q_y q_z - 2q_w q_x \\ 2q_x q_z - 2q_w q_y & 2q_y q_z + 2q_w q_x & q_w^2 - q_x^2 - q_y^2 + q_z^2 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Nejpodstatnější jsou kvaternionové operace násobení  $\times$  a inverze  $q^{-1}$ , protože definují rotaci vektoru  $v$  souřadnicové soustavě  $f$  z pohledu souřadnicové soustavy  $f'$

$$v' = q_{f,f'}^{-1} \times v \times q_{f,f'}. \quad q_{a,c}^{-1} = [q_w, -q_x, -q_y, -q_z] = q_{c,a}. \quad (14)$$

Vektor  $v$  je v tomto případě čtyřdimenzionální, začínající nulou a následnými třemi souřadnicemi 3D prostoru. Kvaternionové násobení  $\times$ ,

$$q_{f,f''} = q_{f,f'} \times q_{f',f''}, \quad (15)$$

je výsledek komplexního součinu odpovídajícímu (12). Díky  $q_w = \cos \frac{\theta}{2}$  a  $\sqrt{q_x^2 + q_y^2 + q_z^2} = \sin \frac{\theta}{2}$  (12) můžeme určit celkový úhel rotace  $\theta$  jako

$$\theta(q) = 2 \arctg 2(\sqrt{q_x^2 + q_y^2 + q_z^2}, q_w). \quad (16)$$

### 6.1.2 Dynamická rotace (qDot)

Blok dynamické rotace převádí výstup gyroskopu (rotační rychlost) na diferenciální rotaci. Prvním krokem je převod dat gyroskopu na Eulerovy úhly v souřadnicové soustavě senzoru:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} = \omega_t dt, \quad (17)$$

kde  $dt$  označuje vzorkovací periodu. Druhým krokem je transformace Eulerových úhlů na kvaternion

$$q_{dot,x} = \sin\left(\frac{\alpha}{2}\right), \quad q_{dot,y} = \sin\left(\frac{\beta}{2}\right), \quad q_{dot,z} = \sin\left(\frac{\gamma}{2}\right), \quad (18)$$

$$q_{dot,w} = \sqrt{1 - (q_{dot,x}^2 + q_{dot,y}^2 + q_{dot,z}^2)}, \quad (19)$$

kde  $q_{dot}$  je rotace mezi souřadnicovou soustavou senzoru z času  $t - 1$  do času  $t$ .

### 6.1.3 Predikce rotace (qPred)

Predikci nové rotace z gyroskopu určíme v SO(3) součinem kvaternionů

$$q_{pred} = \hat{q}_{t-1} \times q_{dot}, \quad (20)$$

kde  $\hat{q}_{t-1}$  je předchozí odhad rotace a  $q_{dot}$  dynamická rotace.

### 6.1.4 Referenční vektor akcelerometru (aRef, accPred)

Předpokládá se, že vstupní měření akcelerometru je před vstupem do filtru normováno. Referenčním vektorem akcelerometru definujeme část souřadnicového systému budovy. Definujeme tím pro filtr, co znamená směr dolů podle směru gravitačního zrychlení. Referenční vektor tedy můžeme definovat například

$$a_r = [0, 0, 1]^T, \quad (21)$$

což reprezentuje nulovou rotaci<sup>20</sup>, pokud senzor měří gravitační zrychlení pouze ve směru osy „z“ v souřadnicovém systému senzoru.

Referenční vektor v souřadnicovém systému získáme kvaternionovou rotací

$$a_{pred} = q_{pred}^{-1} \times a_r \times q_{pred}. \quad (22)$$

<sup>20</sup> Pokud nebereme v úvahu horizontální otočení.

Nicméně, pro specifickou volbu referenčního vektoru (21) máme možnost pro zrychlení z algoritmu odstranit všechny součiny s nulou a zbavit se tím přibližně 2/3 výpočetní náročnosti tohoto bloku (viz 23).

$$a_{pred} = R^T a_r = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 2q_x q_z - 2q_w q_y \\ 0 & 0 & 2q_y q_z + 2q_w q_x \\ 0 & 0 & 1 - 2(q_x^2 + q_y^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (23)$$

### 6.1.5 Referenční vektor magnetometru (mRef, magPred)

Volba referenčního vektoru magnetometru je více náročná. Díky lokálním magnetickým anomáliím (viz kapitola 5) způsobených magneticky aktivními částmi budovy není žádoucí definovat referenční vektor magnetometru konstantně. Lokálně se může měnit inklinace, a to by mělo při statické definici vliv na celkovou rotaci mimo horizontální otočení, což je složka informace, kterou chceme z magnetometru získat.

Při definici referenčního magnetického vektoru využijeme predikovanou rotaci (podobně jako [89]). V našem případě ale vektor počítáme v souřadnicovém systému senzoru

$$\begin{aligned} m_{r,z} &= \cos(\hat{\phi}) = a_{pred,x} m_{t,x} + a_{pred,y} m_{t,y} + a_{pred,z} m_{t,z}, \\ m_{r,x} &= \sin(\hat{\phi}) = \sqrt{1 - m_{r,z}^2}, \\ m_r &= [m_{r,x}, 0, m_{r,z}]^T, \end{aligned} \quad (24)$$

ale díky dostupnosti komponent výpočtu z předchozí části algoritmu ušetříme část výpočetního výkonu oproti [89]. V rovnici (24) reprezentuje  $\hat{\phi}$  odhad inklinálního úhlu z predikce měření akcelerometru a aktuálního měření magnetometru (10).

Referenční vektor v souřadnicovém systému budovy určíme podobně jako u akcelerometru pomocí (rotační komponenty osy „z“ využijeme z Rovnice (23))

$$m_{pred} = R^T m_r = \begin{bmatrix} 1 - 2(q_y^2 + q_z^2) & 0 & 2q_x q_z - 2q_w q_y \\ 2q_x q_y - 2q_w q_z & 0 & 2q_y q_z + 2q_w q_x \\ 2q_x q_z + 2q_w q_y & 0 & 1 - 2(q_x^2 + q_y^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{r,x} \\ 0 \\ m_{r,z} \end{bmatrix}. \quad (25)$$

### 6.1.6 Odchylna predikce od měření (magDev, accDev)

Pokud je predikce rotace správná a měření magnetismu a zrychlení není silně zatíženo některou ze dříve zmiňovaných chyb, budou hodnoty predikovaného měření a reálného měření blízko sebe. Odchylnu mezi predikovanou hodnotou a měřením můžeme vyjádřit přímým úhlem (10) mezi těmito dvěma vektory a osou otočení (jednotkový vektor určující směr rotace). Například pro akcelerometr požadované hodnoty vypočteme z

$$\alpha_a = \cos^{-1} \left( a_t^\top a_{pred} \right), \quad a_{cor} = \frac{\text{cross} (a_t, a_{pred})}{\|\text{cross} (a_t, a_{pred})\|}, \quad (26)$$

kde  $\text{cross}$  je definován v (11). Analogicky vypočteme hodnoty pro  $m_t$  a referenční vektor v souřadnicové soustavě budovy  $m_{pred}$  magnetometru, a získáme úhel  $\alpha_m$  a osu rotace  $m_{cor}$ . Tyto operace jsou označeny jako "accDev" a "magDev" na Obrázku 14.

### 6.1.7 Určení korekčního kroku (magCor, accCor)

Odchylna predikce od měření je ukazatel směru a úhlové vzdálenosti mezi predikcí z gyroskopu a korekcí z akcelerometru a magnetometru. Říká nám, ve kterém směru a jak hodně bychom měli data z predikce opravit, abychom získali lepší odhad rotace. Pokud bychom udělali korekční kroky v plném rozsahu, získali bychom odhad pouze z akcelerometru a magnetometru. Naopak pokud tyto korekční kroky nerealizujeme, zůstává nám pouze odhad z predikce (tedy gyroskopu). To, jakým směrem korekci provést, určují korekční osy popsané v předchozí kapitole, ale velikost korekčního kroku je klíčovým parametrem filtru. V našem filtru tedy využíváme směr korekčních kroků z vektorů  $a_{cor}$  a  $m_{cor}$  a velikost korekčního kroku (úhly  $\alpha_a$  a  $\alpha_m$ ) určíme korekční funkcí. Příkladem pro akcelerometr

$$\beta_a = f_{cor} (\alpha_a, \lambda_a), \quad (27)$$

kde  $\lambda_a$  označuje ladicí parametry filtru. Volba funkce  $f_{cor}$  má zásadní dopad na chování filtru. V naší studii jsme testovali tři typy tvaru korekční funkce:

1. Lineární  $\beta_a = \lambda_a \alpha_a$ ,
2. Konstantní  $\beta_a = \lambda_a$  (Madgwickův přístup),

3. Lomená funkce jako kombinace dvou předchozích přístupů ( $\lambda$  je dvourozměrný vektor):

$$\beta_a = \lambda_{a,1} \alpha_a, \text{ když } \lambda_{a,1} \alpha_a < \lambda_{a,2}, \beta_a = \lambda_{a,2} \text{ v ostatních případech.}$$

Obecně nejčastějším přístupem v ostatních filtračních algoritmech je lineární přístup. Parametry  $\lambda_a$  a  $\lambda_m$  mohou být v takovémto případě (i u konstantní funkce) interpretovány přímo jako váhy korekčního kroku akcelerometru a magnetometru.

Korekční rotaci z měření akcelerometru interpretujeme kvaternionem (12)

$$q_{a,cor} = \left[ \cos \frac{\beta_a}{2}, a_{cor}^\top \sin \frac{\beta_a}{2} \right]. \quad (28)$$

Jelikož je úhel  $\beta_a$  typicky velmi malý, můžeme rovnici (28) zjednodušit linearizací pro zrychlení algoritmu

$$\tilde{q}_{a,cor} = \left[ 1, a_{cor}^\top \frac{\beta_a}{2} \right]. \quad (29)$$

Analogické rovnice využijeme pro výpočet  $q_{m,cor}$ .

Na první pohled není zřejmé, že ve svém slavném článku [89] z roku 2011 Madgwick popisuje dva filtry s různým chováním. V jeho článku končí první filtr rovnicí (23), kde korekce propagovaná skrze filtr má charakter lineární korekce. Tento filtr bude v našem textu označován jako Lineární Madgwick. Druhý filtr je založen na fúzi dat z rovnice (29), ten reprezentuje konstantní korekční krok (využit poprvé v tomto oboru). V tomto textu bude označen druhý filtr jako Gradientní Madgwick. Srovnání rozdílů mezi těmito dvěma filtry a dalšími bude podrobněji diskutováno v experimentální části v kapitole 6.2.3.

### 6.1.8 Fúze korekcí (fuseCor)

Z předchozích kroků jsme postupně získali hodnoty pro korekci z měření magnetometru a akcelerometru, dalším krokem je tyto dvě korekce sloučit do jedné. V Euklidovském prostoru je možné sloučit tyto informace konvexní kombinací. Ekvivalentní řešení v rotačním prostoru  $SO(3)$  (povrch  $\mathbb{S}^3$  jednotkové 4D hyperkoule, angl. *hypersphere*) je zmenšit krok na infinitesimální kroky, kde může být křivost zanedbána, a střídavě akumulovat přírůstky od jednotlivých korekčních vstupů. Tento přístup by byl ale výpočetně náročný, a tak většina studií křivost ro-



tačného prostoru zanedbává a sčítá<sup>21</sup> informaci z korekcí kumulativně v jednom kroku [89], což je při větších korekčních rotacích a velkém rozdílu korekčních směrů velmi nepřesná aproximace. Tato jednoduchá aproximace není komutativní, což je intuitivně požadavek při fúzi dvou nezávislých korekčních příspěvků.

Jako alternativu představuji v článku jednoduchou analytickou rovnici, která aproximuje dříve zmíněné iterativní skládání dvou rotací. Náš přístup se skládá ze tří kroků. Nejdříve vytvoříme konvexní kombinaci korekčních kroků z vektorů  $a_{cor}$  a  $m_{cor}$

$$f_{cor} = \left( \frac{\beta_a}{2} a_{cor} + \frac{\beta_m}{2} m_{cor} \right) \quad (30)$$

s korekčními vahami  $\beta_a$  a  $\beta_m$ . Dále pak určíme korekční koeficient zakřivení na hyperkouli

$$c = \text{sinc}(\text{norm}(f_{cor})), \quad (31)$$

kde  $\text{sinc}(x) = \sin(x)/x$  je nenormalizovaná sinc funkce. Nakonec vytvoříme korekční rotační kvaternion s využitím předchozích hodnot

$$q_{cor} = \left[ \sqrt{1 - (f_{cor}c)^2}, f_{cor}c \right]. \quad (32)$$

Pro malé rotace se korekční koeficient  $c$  blíží 1, což dovoluje aproximaci (32) na

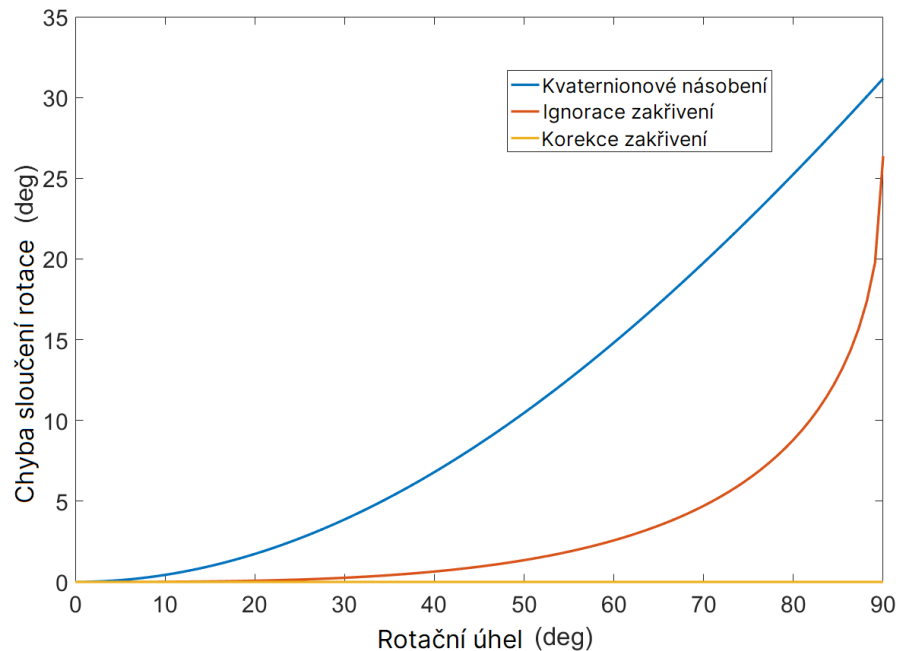
$$\tilde{q}_{cor} = [1, f_{cor}] \quad (33)$$

pro rychlejší běh algoritmu.

Porovnání různých přístupů bylo testováno numericky oproti iterativnímu přístupu s dělením na  $10^9$  kroků, který posloužil jako reference pro požadované míchání signálů. Výsledky testu, ve kterém byly míchány dvě korekce se stejnou velikostí a ortogonálně otočenými směry, jsou zobrazeny na Obrázku 15.

Všimněme si, že (32) je přesná aproximace iterativní metody v celém testovaném intervalu (obě rotace až do  $90^\circ$ ). Zjednodušená rovnice (33) je přesná do přibližně  $30^\circ$ . Obecně používaný kumulativní součet rotací je nejméně přesný.

<sup>21</sup> Implementačně jde o součin kvaternionů nebo rotačních matic.



Obrázek 15: Přesnost konvexního sloučení dvou rotací různými metodami. Rotace jsou ortogonálně orientovány a mají stejnou velikost (osa  $x$  grafu). Testována byla metoda jednoduchého sečtení rotací (kvaternionové násobení) a dvě popsané metody (červeně rovnice (33) a žlutě rovnice (32)). Referencí je iterační přístup s  $10^9$  kroků.

### 6.1.9 Korekční krok (correct)

Posledním blokem filtru "correct" je aplikace korekčního kroku na predikovanou rotaci s využitím kvaternionového násobení (15)

$$\hat{q}_t = q_{pred} \times q_{cor}. \quad (34)$$

S využitím aproximací pro urychlení algoritmu porušujeme pravidla pohybu v rotačním prostoru, proto je nutné na konci algoritmu rotační výstup normalizovat. To je doporučeno kvůli numerickým odchylkám algoritmu i bez využití aproximací.

## 6.2 Výsledky experimentů

Srovnávání přesnosti AHRS filtrů je obtížná úloha, protože každý filtr může mít trochu odlišné chování v různých situacích. Proto jsme se rozhodli nahrát data z MIMU pro 3 rozdílné

scénáře, se kterými se reálný algoritmus může v praxi setkat.

Vyhodnocení přesnosti každého testovaného algoritmu je skrze dva hlavní kroky. První je výpočet rotace mezi referenční rotací a rotací odhadovanou filtrem

$$q_{dif} = q_{gt} \times q_{est}^{-1}. \quad (35)$$

Druhým krokem je převedení kvaternionu na skalární hodnotu PÚ  $\theta(q_{dif})$  s použitím (16) v každém časovém vzorku daného experimentu. Přesnost filtru je poté určena pomocí dvou základních metrik, střední absolutní chyby MAE a střední kvadratické odchylky RMSE přímého úhlu  $\theta(q_{dif})$ .

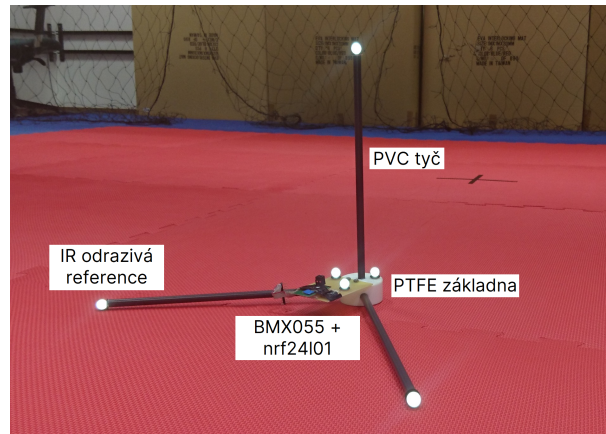
Z důvodu minimalizace potencionální chyby implementace jsme pro srovnávací testy preferovali výběr veřejně přístupných metod s kódem. Proto jsme pro srovnání vybrali Madgwickův filtr [89] (obě varianty), Valentioho komplementární filtr [86] a Guoův Fast Kalman Filter [94]. Bohužel žádný z posledních publikovaných filtrů, který by měl vlastnost nezávislých korekcí z akcelerometru a magnetometru, nebyl dostupný se zdrojovým kódem. Proto jsme se pro srovnání tohoto přístupu rozhodli implementovat Suhův filtr [91].

### 6.2.1 Sběr dat

Pro sběr referenčních dat byl zkonstruován speciální přípravek pro zvýšení přesnosti dat při nahrávání v laboratoři VICON na FAV FEL. Přípravek se skládá z PTFE základny, do které jsou fixně umístěny 36 cm dlouhé PVC tyče, na konci kterých jsou umístěny infračervené reflexní prvky (ty jsou umístěny i na základně), viz Obrázek 16. Na platformu byla umístěna levná MIMU senzorická jednotka firmy Bosch BMX055 a nrf2411s jednotka pro odesílání sbíraných dat bezdrátově. Data byla zachycena druhou jednotkou nrf2411s, a v Arduino UNO byla data zkombinovaná a uložena s referenčním signálem z optického pozičního systému VICON 460. Přesnost pozicování byla pro VICON studována [95, 96] a potvrzuje přesnost vyšší než milimetr translační chyby měření v závislosti na provozních podmínkách. Jelikož i nejhorší případ 1mm chyby pozice při aplikaci na tyč měřicího přípravku vede pouze na  $0,16^\circ$  chybu rotace, považujeme měření za referenci pro testované filtry.

Záznamy měření a zdrojové kódy pro SCF a FSCF jsou volně dostupné <sup>22</sup>.

<sup>22</sup> [https://github.com/Josef4Sci/AHRS\\_Filter](https://github.com/Josef4Sci/AHRS_Filter)

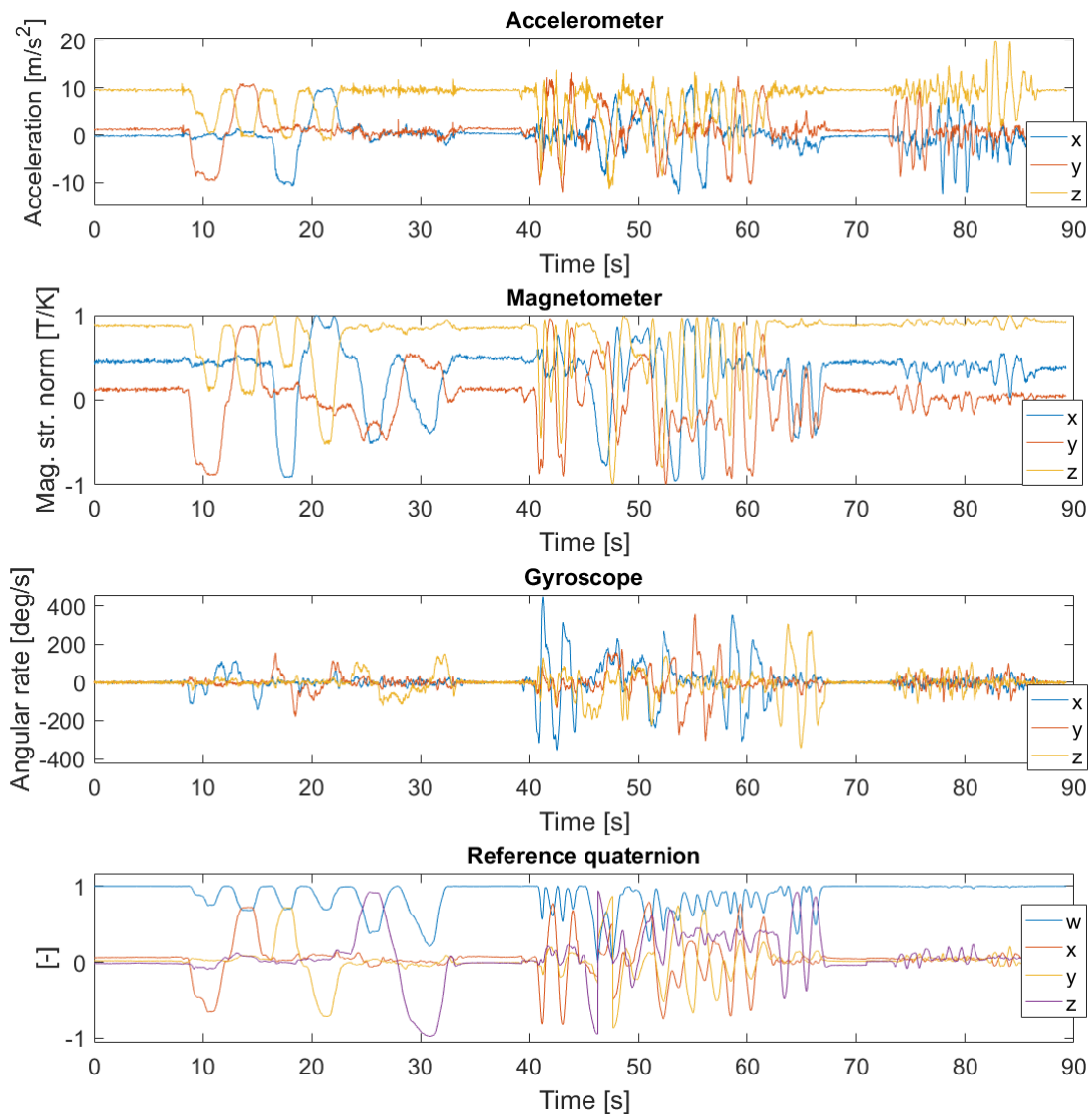


Obrázek 16: Měřicí přípravek v laboratoři VICON.

Jak bylo zmíněno, tři záznamy byly zachyceny v laboratoři tak, aby bylo možné sestavit různé scénáře situací simulující různé typy aplikací. První záznam obsahuje relativně pomalé rotační rychlosti, druhý záznam pak rychlé rotační rychlosti. Třetí záznam obsahuje silnější translační zrychlení v různých směrech a rotace v něm jsou potlačeny. Záznamy z laboratoře byly synteticky spojeny tak, aby simulovaly 3 aplikační scénáře. V prvním scénáři je využit pouze první záznam a obsahuje pouze pomalé rotace. Takovýto scénář simuluje např. AHRS systém létajícího dronu. Druhý scénář reprezentuje náročnější podmínky, ve kterých se vyskytují rychlé a pomalé rotace. Spojeny jsou tedy první a druhý záznam. Tento scénář simuluje podmínky např. pro virtuální realitu. Třetí scénář má nejobtížnější podmínky pro filtr, vstupují do něj rychlé i pomalé rotace se silným translačním zrychlením v různých směrech. Tento scénář vznikl spojením všech záznamů a simuluje podmínky např. pro navigační jednotky raket. Třetí scénář, a tedy zároveň data ze všech tří záznamů, jsou vizualizována na Obrázku 17.

### 6.2.2 Ladění parametrů filtrů

Správné naladění parametrů filtrů je zásadní pro možnost jejich srovnávání [97]. Proto jsme optimalizovali ladicí parametry všech filtrů pro každý scénář nezávisle. Jelikož problém není konvexní, potřebujeme využít optimalizační metodu pro hledání globálního optima. To je důvodem, proč mnoho autorů využívá stochastické hledání, jako např. optimalizaci hejnem částic [98], což nemusí být snadno reprodukovatelná metoda. Proto jsme v našem případě využili deterministické hledání. Konvenční simplexová metoda Nelder-Mead, která je implementovaná



Obrázek 17: Vizualizace změřených dat ze všech tří záznamů. První tři grafy ukazují data z MIMU senzoru: všechny osy,  $x, y, z$  akcelerometru, magnetometru, a gyroskopu. Čtvrtý graf ukazuje záznam rotace platformy z VICON systému, který je vyjádřen kvaternionem (12). Pomalé rotace jsou v intervalu 0–40 s, rychlé rotace 40–72 s, a dynamické translační zrychlení po 72 s.

v Matlabu, se ukázala jako nespolehlivá. Proto jsme implementovali naší verzi posuvného hledání v mřížce [99]. Optimalizace začíná odhadem počátečních hodnot, kolem kterých v 8 relativních a 2 absolutních předem definovaných vzdálenostech probíhá vyhodnocení. Nejlepší hodnota parametru se uloží, a pokračuje se iterativně do nalezení optima. Pro detaily implementace viz zdrojový kód<sup>23</sup>.

### 6.2.3 Vliv korekční funkce

Základní myšlenka byla navržena [89] a v pokročilejší formě probrána hlouběji v implementaci navrhovaného filtru, viz kapitola 6.1.8. Bylo zjištěno, že právě tento faktor je naprosto stěžejní pro přesnost algoritmu, jak si ukážeme v této kapitole. Jak bylo dříve zmíněno, pro každý test byly parametry filtrů znovu naladěny na optimální hodnotu.

#### Korekční funkce v Madgwickových filtrech

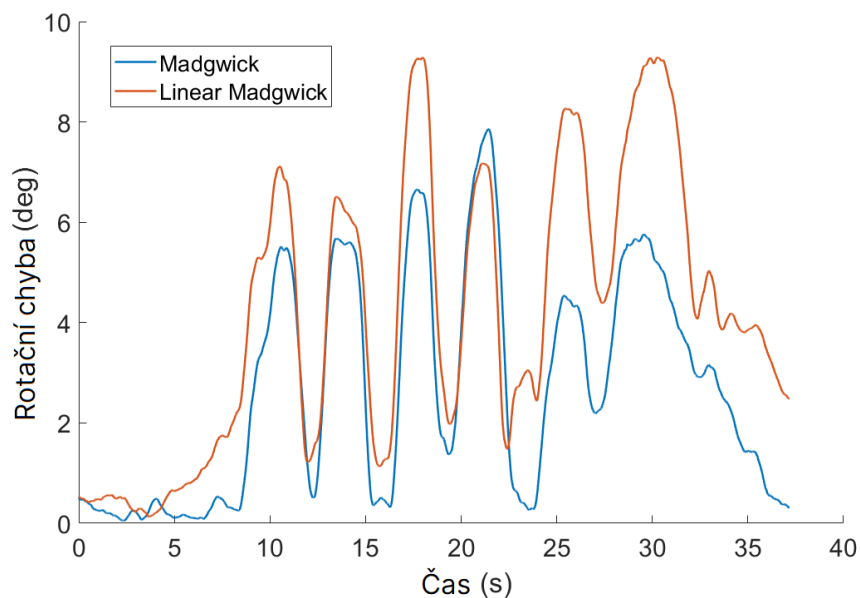
Základní filtr v [89] používá lineární korekční funkci a bude označován jako „Linear Madgwick“. Nicméně hlavní výsledky prezentované v [89] používají konstantní korekční funkci, a tyto průběhy budou v našem srovnání označeny jako „Madgwick“. Rozdíl mezi těmito přístupy vidíme na Obrázku 18 na datech prvního scénáře. Verze filtru s konstantním korekčním krokem překonala lineární o 58 % (MAE). Od tohoto testu tedy budeme pro následující testy využívat u Madgwickova filtru pouze tuto variantu.

#### Korekční funkce a SCF

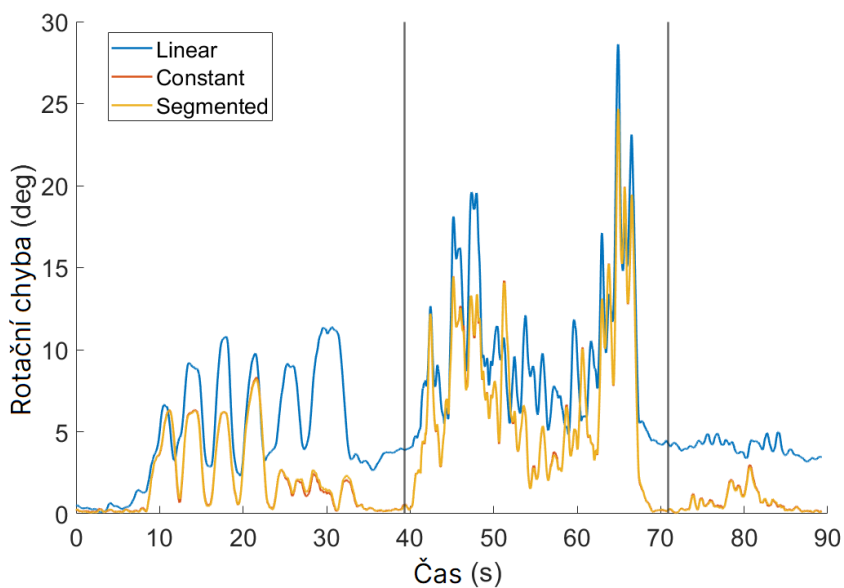
Tři tvary korekční funkce byly navrženy v kapitole 6.1.7.: 1) lineární funkce s jedním parametrem pro každý typ senzoru; 2) konstantní funkce také s jedním parametrem pro každý typ senzoru; 3) lomená funkce se dvěma parametry pro jeden typ senzoru.

Parametry korekčních funkcí filtru byly optimalizovány pro scénář 3, a výsledky jsou zobrazeny na Obrázku 19 a v Tabulce 8. Výsledky potvrzují předchozí výsledky testu na Madgwickově filtru a ukazují, že využití lomené funkce není pro optimalizaci zásadní. Pro další testy tedy budeme využívat konstantní funkci pro její jednodušší naladění. Z průběhu je patrné, že hlavní rozdíl mezi konstantní a lineární korekční funkcí je u pomalých rotací a dynamických zrychlení.

<sup>23</sup> [https://github.com/Josef4Sci/AHRS\\_Filter](https://github.com/Josef4Sci/AHRS_Filter)



Obrázek 18: Srovnání přesnosti Madgwickových filtrů s oběma korekčními funkcemi na prvním scénáři.



Obrázek 19: Srovnání přesnosti SCF na třetím scénáři pro všechny testované tvary korekčních funkcí: lineární, konstantní a lomená.

V sekci rychlých rotací chyba silně narůstá, což může být kromě obtížnějších podmínek pro filtraci způsobeno de-synchronizací dat s referenční rotací.

Tabulka 8: Srovnání korekčních funkcí pro navrhovaný filtr

| Tvar      | MAE chyba (deg) |
|-----------|-----------------|
| Linear    | 5,19            |
| Constant  | <b>3,37</b>     |
| Segmented | <b>3,37</b>     |

#### 6.2.4 Srovnání filtrů ve scénářích

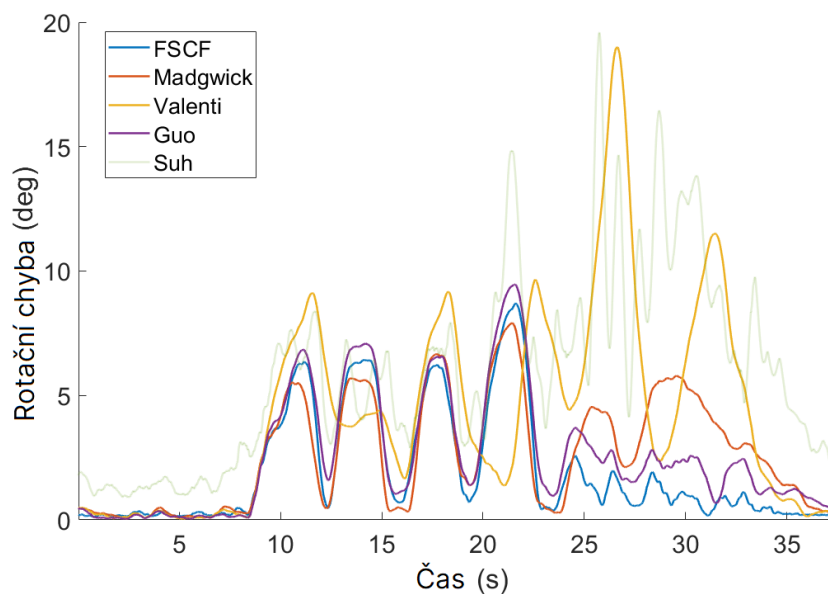
Přesnost filtrů je srovnávána na scénářích, které byly popsány v kapitole 6.2.1. Parametry všech filtrů byly naladěny pro každý scénář tak, aby dosahovaly nejnižší MAE nebo RMSE. Jelikož SCF a FSCF (rychlejší aproximovaná verze SCF) mají téměř shodné chování, jsou na grafech na Obrázku 20–22 zobrazeny pouze FSCF průběhy. Jelikož výsledky Suhova filtru [91] byly zřetelně horší než ostatních testovaných filtrů, byly průběhy chyby zobrazeny částečně transparentně, aby byly ostatní průběhy lépe pozorovatelné. Výsledné průběhy chyby pro první scénář jsou zobrazeny na Obrázku 20 a shrnuty v Tabulce 9. Výstup všech filtrů je srovnatelný v prvních dvou třetinách průběhu, kde docházelo k náklonu a sklonu (*roll* a *pitch*) platformy. Ve třetí třetině, kde bylo testováno otočení (*yaw*), dominuje v přesnosti navrhovaný filtr FSCF.

Tabulka 9: Chyba v odhadu rotace testovaných filtrů pro všechny scénáře. Parametry optimalizovány pro každý test odděleně.

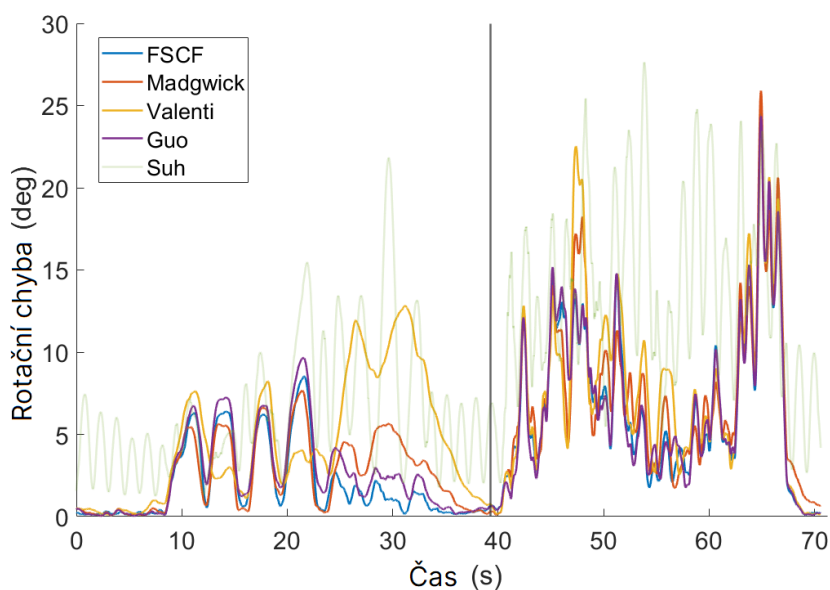
| Filter type | MAE [deg]   |             |             | RMSE [deg]  |             |             |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
|             | scenario 1  | scenario 2  | scenario 3  | scenario 1  | scenario 2  | scenario 3  |
| Madgwick    | 2,66        | 4,63        | 3,90        | 3,48        | 6,61        | 5,91        |
| Valenti     | 2,84        | 5,91        | 4,51        | 3,82        | 7,08        | 6,39        |
| Suh         | 5,29        | 10,68       | 11,54       | 6,53        | 15,01       | 15,51       |
| Guo         | 2,57        | 4,35        | 3,94        | 3,49        | 6,41        | 5,82        |
| SCF(ours)   | <b>1,97</b> | <b>4,06</b> | <b>3,37</b> | <b>3,01</b> | <b>6,24</b> | <b>5,57</b> |
| FSCF(ours)  | <b>1,97</b> | <b>4,06</b> | <b>3,37</b> | <b>3,01</b> | <b>6,24</b> | <b>5,57</b> |

Druhý scénář obsahuje rychlé a pomalé rotace. Výsledky jsou shrnuty v Tabulce 9 a zobrazeny na Obrázku 21. Chyba v části rychlých rotací (40–70 s) je zřetelně vyšší než u pomalých





Obrázek 20: Průběh chyby porovnávaných filtrů pro první scénář.

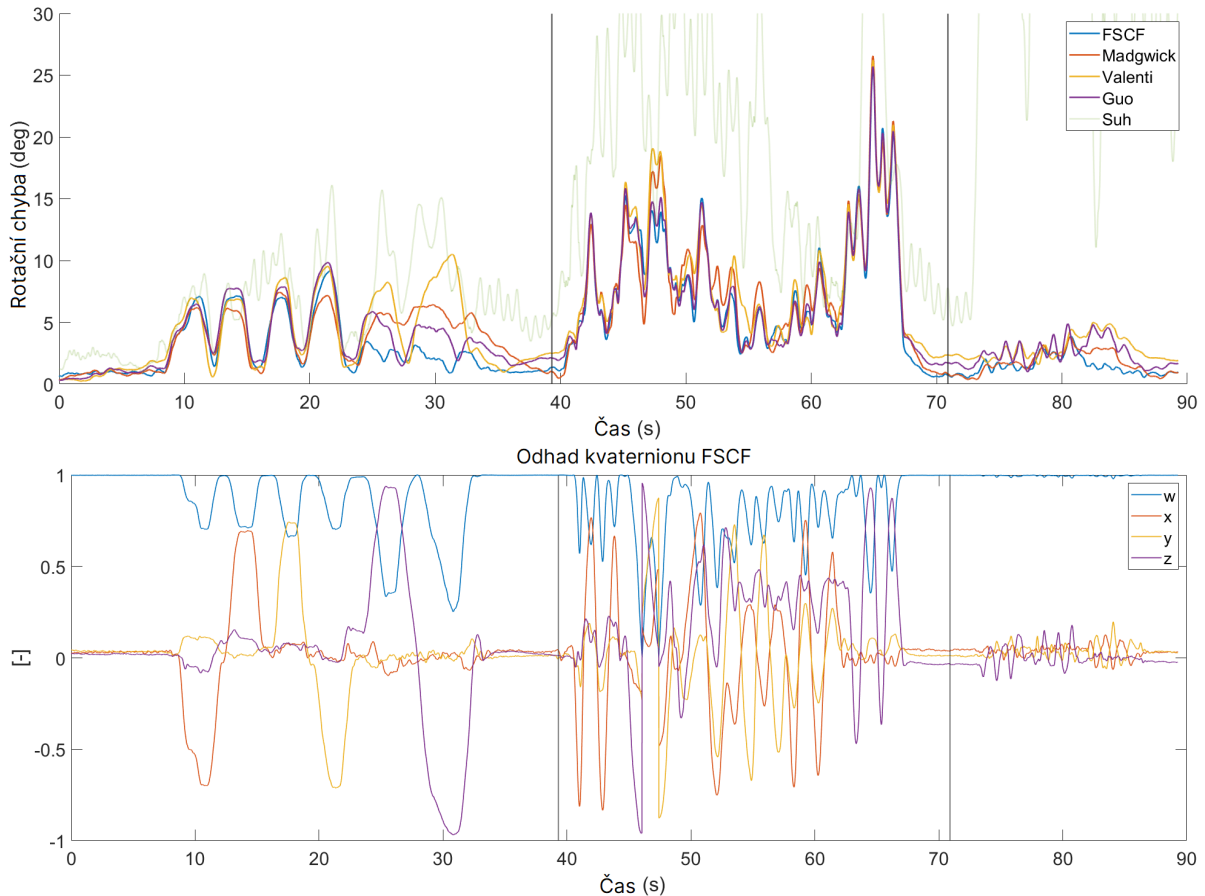


Obrázek 21: Průběh chyby porovnávaných filtrů pro druhý scénář.

rotací. V rychlých rotacích dominuje chyba v 60–70 s. Tento nárůst může být také způsoben de-synchronizací dat s referencí. Chyba v této oblasti má velmi podobný průběh u všech filtrů, díky čemuž nemá dopad na absolutní rozdíl mezi výsledky.

Poslední třetí scénář slučuje rychlé i pomalé rotace a silné translační zrychlení pro zjištění odolnosti algoritmů proti translačním akceleracím. Výsledky jsou shrnuty v Tabulce 9 a zobra-

zeny na Obrázku 22. Ukazuje se, že hlavní výhoda představeného filtru FSCF v našem testu je u pomalejších rotací ve směru otočení (*yaw*) a u dynamických akcelerací. V ostatních částech testu jsou výsledky srovnatelné s ostatními přesnějšími filtry.



Obrázek 22: Průběh chyby na třetím scénáři pro všechny testované filtry (nahore): pomalé rotace (left), rychlé rotace (uprostřed) a dynamické translační zrychlení (vpravo). Parametry u filtrů jsou naladěny na nejnižší chybu. Výstupní kvaternion filtru FSCF je zobrazen pro ilustraci (dole).

### 6.2.5 Křížová validace

Předchozí experimenty byly optimalizovány pro získání nejlepšího výsledku pro daný scénář. Nyní se zaměříme na citlivost parametrů filtrů. Pro tento účel byla vyhodnocena křížová validace, ve které byly parametry optimalizovány pouze pro část průběhu, a přesnost algoritmů

byla vyhodnocena na zbytku průběhu. Pro tyto účely byly vybrány dva testy, trénování na pomalých a na rychlých rotacích. Ladění parametrů pouze na rušení v podobě dynamických akcelerací nedává velký smysl (váha akcelerometru by byla nulová), proto tento test nebyl do křížové validace zahrnut. Výsledky křížové validace jsou v Tabulce 10. Nejpřesnějšími filtry jsou opět navrhované SCF a FSCF, následované Madgwickovým filtrem.

Tabulka 10: *Přesnost testovaných metod při křížové validaci. Parametry byly trénovány na části třetího scénáře pro rychlé nebo pomalé rotace, ta byla pro zobrazené výsledky z výpočtu chyby odstraněna.*

| Filter type | MAE [deg]                |                          | RMSE [deg]               |                          |
|-------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
|             | Trénováno<br>na rychlých | Trénováno<br>na pomalých | Trénováno<br>na rychlých | Trénováno<br>na pomalých |
| Madgwick    | 3,30                     | 5,62                     | 4,29                     | 7,76                     |
| Valenti     | 4,84                     | 13,93                    | 5,85                     | 15,52                    |
| Suh         | 24,10                    | 34,11                    | 42,29                    | 48,18                    |
| Guo         | 3,37                     | 6,72                     | 4,13                     | 8,52                     |
| SCF(ours)   | <b>3,20</b>              | <b>5,29</b>              | <b>3,91</b>              | <b>7,51</b>              |
| FSCF(ours)  | <b>3,20</b>              | <b>5,29</b>              | <b>3,91</b>              | <b>7,51</b>              |

### 6.2.6 Výpočetní náročnost

Výpočetní náročnost je jedním z hlavních faktorů pro použití filtračních algoritmů ve vestavěných systémech u aplikací, které využívají kombinaci MIMU senzorů. Výpočty v reálném čase jsou nejčastější aplikací AHRS filtrů. Rychlost filtrů je platformě závislá, ale může být přibližně porovnána podle počtu operací s plovoucí řádovou čárkou. Počty operací pro jednotlivé filtry jsou shrnuty v Tabulce 11.

Výpočetní náročnost filtrů typu Madgwick může být redukována použitím implementačních technik [100] nebo zjednodušením problému [101]. [100] dosahuje téměř stejných výsledků jako [89]. Zjednodušení [101] má negativní dopad na přesnost, v našem případě 57% nárůst MAE u Madgwicka [89] ve třetím scénáři.

Tabulka 11: Výpočetní náročnost algoritmů srovnávaných v této studii v podobě počtu operací s plovoucí desetinnou čárkou (FLOPs)

| Typ filtru | FLOPs  |
|------------|--------|
| Madgwick   | 287    |
| Valenti    | 244    |
| Suh        | 352    |
| Guo        | ≈ 1000 |
| SCF        | 179    |
| FSCF       | 160    |

Mimo jiné jsme navrhli zjednodušení výpočtu magnetické reference v kapitole 6.1.5. Toto zjednodušení snižuje výpočetní náročnost SCF a FSCF se zanedbatelným dopadem na přesnost. Použitím navrhované změny klesne přesnost pouze o 0,1 % MAE (scénář 3) oproti metodě Madgwicka [89].

### 6.3 Souhrn výsledků AHRS filtrů

Výhodu používání přesných matematických operací v  $SO(3)$  jsme shledali jako zanedbatelnou. Konkrétně konvexní míchání korekčních signálů (Obrázek 15) mělo dopad oproti původní metodě pouze 0,4 ‰ (při použití aproximace linearizací 0,3 ‰). Nicméně tento přístup může být zásadnější u nižších vzorkovacích frekvencí nebo u rychlejších rotací.

Podstatnějším faktorem pro přesnost filtru je správná volba korekční funkce, jak bylo popsáno v kapitole 6.2.3. Konstantní korekční krok se ukázal z testovaných metod jako vhodná volba pro standardní aplikace filtrace MIMU senzorů. Z výsledků křížové validace lze usuzovat, že metody s konstantním korekčním krokem jsou méně citlivé pro naladění parametrů.

Nicméně hlavním přínosem navrhovaného filtru je nezávislý korekční krok magnetometru a akcelerometru s možností naladění váhy pro každý senzor odděleně. Ve všech našich testech vycházela váha magnetometru přibližně 10x menší oproti váze akcelerometru. To ukazuje, že všechny filtry, které mají sloučený korekční krok magnetometru a akcelerometru, nemohou pracovat optimálně v reálných aplikačních podmínkách.

Navržené filtry SCF a FSCF vyšly ve všech testech lépe než konkurenční testované algoritmy. Konkrétněji, střední absolutní odchylka navrhovaných filtrů byla 77 % druhého nejlepšího filtru v prvním scénáři pomalých rotací, 93 % ve druhém scénáři rychlých a pomalých rotací, a 86 % ve třetím scénáři rychlých a pomalých rotací s přidáním dynamických translačních zrychlení.

Hlavní zlepšení přesnosti bylo v částech s pomalými rotacemi ve směru otočení v horizontální rovině (*yaw*), a u dynamických rotací. K mírnému zlepšení však došlo i u rychlých rotací.

Kromě zlepšení v přesnosti algoritmu došlo díky jeho zjednodušení také ke snížení nároků na výpočetní výkon.

Pro budoucí práce doporučujeme zaměřit se na zkoumání dalších tvarů korekčních funkcí a na adaptivní změnu vah.

Pro snadné srovnání s naším výzkumem proto poskytujeme volně dostupná data z měření spolu s referenčními daty a zdrojovými kódy implementace obou představených filtrů. Za poskytnutí laboratoře pro měření a pomoc při zachycení dat děkujeme Fakultě aplikovaných věd Západočeské univerzity v Plzni.

## 7 Odhad rychlosti bipedálního pohybu

Obsah této kapitoly majoritně vychází z článku „Deep Learning Methods for Speed Estimation of Bipedal Motion from Wearable IMU Sensors“ [102] [A6]. Na článku jsem spolupracoval s doc. Ing. Václavem Šmídlm, Ph.D.. Práce byla rozdělena podobně jako v předchozí kapitole, já jsem se zabýval výzkumem a docent Šmídl mi pomohl jednou za čas odbornou konzultací a převodem výsledků do formy vědeckého článku.

Jak bylo v kapitole 3.1 zmíněno, přímé určení pozice v obecných inerciálních soustavách inerciálními senzory (gyroskopy a akcelerometry) vede na dvojitou integraci zrychlení. To omezuje přesnost takovýchto odhadů na v praxi velmi krátký časový interval v řádu jednotek až desítek sekund. Tento problém samozřejmě nezastavil vědce, aby vymysleli celou sadu různých přístupů, jak se problému s dvojitou integrací vyhnout nebo ho potlačit.

Techniky pro potlačení chyby odhadu dvojitou integrací můžeme rozdělit na dvě základní:

1. Zkrácení doby dvojitě integrace.
2. Snížení integračního řádu, které lze dále dělit na:
  - (a) Změnu měřicího principu. Typicky převod pohybu na valivý pohyb po povrchu, což je ve většině aplikací nepraktické řešení.
  - (b) Model pohybu.

Obě tyto techniky mají pro svoji funkci předpoklad statické podložky vůči souřadnicové soustavě budovy<sup>24</sup>.

Z problému obecné lokalizace v budovách lze ještě oddělit snazší 2D úlohu lokalizace v horizontální rovině (angl. *Step and Heading Systems, SHSs*), které se v mém výzkumu primárně věnuji. Díky již v kapitole 3.1 zmíněné Chaslesově větě potřebujeme tedy zjistit rychlost a směr pohybu. Směru jsme se věnovali v předchozích kapitolách 6 a 5, nyní se zaměříme na odhad rychlosti z obecnějšího pohledu bipedálního pohybu, konkrétněji z pohybu hasiče při zásahu v budově.

<sup>24</sup> Příkladem porušení předpokladu může být člověk pohybující se v budově letiště po urychlovacím pásu.

Často využívanou metodou při lokalizaci chodce inerciální metodou (angl. *PDR, pedestrian dead reckoning*) v budově je obnovení v nulových rychlostech (angl. *ZUPT, Zero Velocity Update*). Kořeny této metody sahají do roku 1996 k nepublikovanému projektu DARPA<sup>25</sup> [103]. Metoda ZUPT využívá předpokladu, že se při bipedálním pohybu při kontaktu nohy s podložkou pozice chodidla nemění. Tento předpoklad může být narušen u kluzkých povrchů nebo při lokalizaci běžícího člověka. Senzor je nutné pro udržení předpokladu umístit do boty/na botu (nebo na místo, kde je zaručeno zastavení senzoru při došlapu). Z principu absence pohybu daného tímto předpokladem je možné u první zmíněné techniky 1 zkalibrovat integrační konstantu po první integraci (vynulovat rychlost). Další možností je využít ZUPT v režimu detekce došlapu pro jednoduchý úhlový model nohy pro chůzi. Ze znalosti délky částí nohy, mezi odrazem a došlapem je možné odhadnout délku kroku [69]. Detekce heuristických příznaků (angl. *features*) může být samostatně komplikovaná úloha vyžadující adaptivní metody pro realističtější případy [104]. Aplikační oblast lokalizace v budovách vyžaduje pro zvýšení přesnosti odhadu kombinaci rozdílných metod [105]. Hlavním problémem metody ZUPT a podobných je pro náš aplikační případ porušení předpokladu zastavení senzoru při běžeckých částech pohybu. Některé studie se tímto tématem zabývají, avšak s nepřesnými nebo nereprodukovatelnými výsledky (viz Tabulka 12). Ale z mého subjektivního pohledu se jedná jen o ohýbání dobré techniky pro chůzi na oblast, kde to nedává smysl.

Metody založené na heuristických příznacích pohybu je obtížnější rozšířit na náročnější podmínky, kde v této oblasti pozorujeme velký rozdíl mezi laboratorní podmínkami a reálnou aplikací. Použitelnost ZUPT klesá s rychlostí bipedálního pohybu. Ladění prahů nebo vytváření nových příznaků by bylo potřebné pro případy běhání, chůze po schodech nebo lezení po žebříku. Tyto typy složitějších pohybů jsou dalším krokem výzkumu pro aplikaci zásahu hasičů v budově.

V našem výzkumu se od heuristických příznaků odkláníme a využíváme techniky hlubokého strojového učení (angl. *machine learning*) na hrubých datech trénovacích sad s referenčními rychlostními daty. Zde se pro „automatické“ objevování příznaků v datech dají využít různé typy mnohvrstevných umělých neuronových sítí [106]. Neuronové sítě byly využívány pro odhad rychlosti pohybu již v [107], ale pouze s jednoduchými sítěmi, které nemají benefity moderního

<sup>25</sup> L. Sher, Personal inertial navigation system (PINS), 1996, Defence Advanced Research Project Agency.

strojového učení. Strojové učení se využívá pro lokalizaci pohybu z kamery např. v [108], nebo pro inerciální lokalizaci s využitím smartphonů [109, 110, 111]. Nicméně využití smartphonů pro odhad rychlosti chůze je dostatečné pouze pro aplikace s nízkým rizikem a menšími nároky na přesnost. Proto se zaměřujeme v našem výzkumu pouze na odhad rychlosti z pevně uchytených IMU senzorů, a studujeme také jejich vhodné umístění a počet pro přesný odhad rychlosti. Používání strojového učení je prozatím v tomto oboru ojedinělé a často založené na jednoduchých architekturách sítí. Například [112] používá dopředné neuronové vrstvy v kombinaci s LSTM (Long Short Term Memory) vrstvou. V paralelním oboru klasifikace aktivit byly studovány residuální sítě v kombinaci s BiLSTM (Bi-directional LSTM) [113].

Bohužel ne všechny výzkumy v oblasti inerciální lokalizace/navigace splňují nároky na snadnou opakovatelnost a jen hrstka metod využívá strojové učení. Často chybí zdrojové kódy a datasety, na kterých byly experimenty prováděny. V některých případech dokonce ani samotný článek neobsahuje dostatečné množství informací pro zopakování experimentu<sup>26</sup>. Srovnání hlavních vlastností metod využívaných s inerciální navigací výpočtem je uvedeno v Tabulce 12.

Náš výzkum je zaměřen na otestování nových univerzálních architektur hlubokých neuronových sítí, které byly vyvinuty pro modelování časových řad. Konkrétně se jedná o InceptionTime architekturu, která je složena z konvolučních vrstev prokládaných informačními zúženími (angl. *bottlenecks*) [120]. Dále pak Perceiver architektura [121], která využívá mechanismus pozornosti (angl. *attention*). Další úspěšnou technikou, kterou v našem výzkumu využijeme, je učení pod částečným dohledem (angl. *semi-supervised*) s architekturou variačního auto-enzkodéru. Testovali jsme nejmodernější architektury založené na předzpracování dat konvoluční sítí (CNN, z angl. *Convolutional Neural Network*) pro vstup do rekurentní sítě jako LSTM [122, 123], a rozšířili architekturu na zmíněný auto-enzkodér, což bylo navrhováno v [124] pro lepší výsledky než pouze dopředný typ architektury s konvoluční nebo rekurentní sítí.

Výše zmíněné obecné architektury v naší aplikaci nevyužívají charakter signálu. Z pozorování charakteru měřeného signálu jsme navrhli novou architekturu použití sítí s periodickou aktivační funkcí. Tato architektura byla testována pro dekodér při učení pod částečným dohledem. Všechny testované architektury byly testovány na datech sesbíraných od 8 dobrovolníků, které byly zaznamenány pro účel této studie .

<sup>26</sup> Například vlastní nepopsané heuristické příznaky, kde autor uvádí jen počet příznaků.

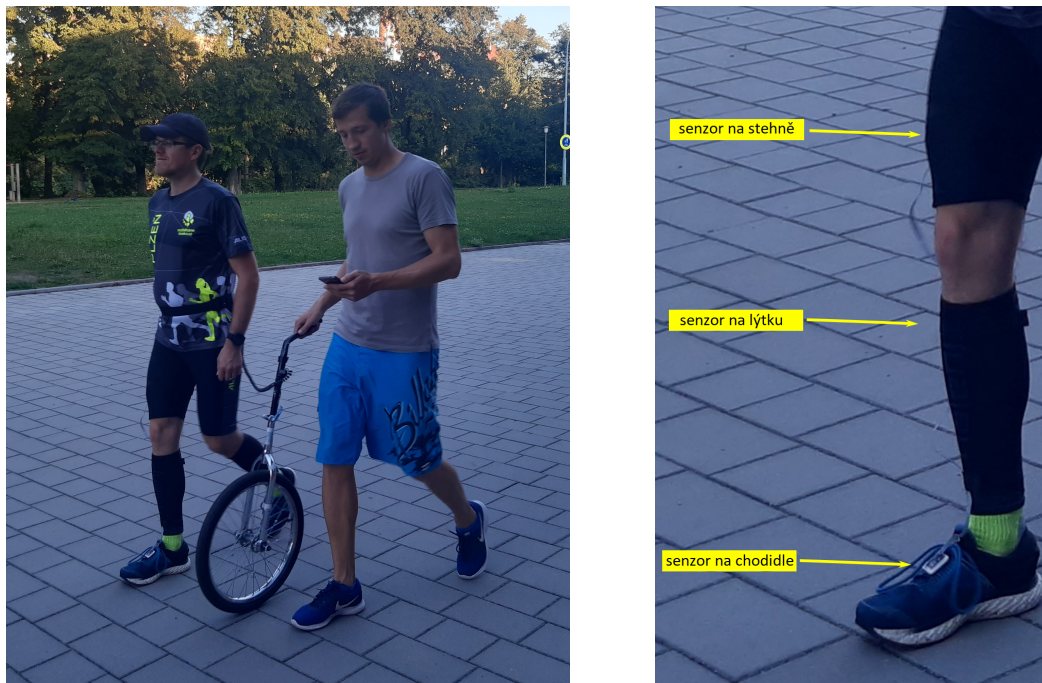


Tabulka 12: Srovnání hlavních vlastností existujících metod a studií používajících inerciální navigaci výpočtem.

| Metoda      | Rok  | Zveřejněná data | příznaky | Architektura neuronové sítě | Běh        | Zdrojový kód | Studie umístění | Poznámka                 |
|-------------|------|-----------------|----------|-----------------------------|------------|--------------|-----------------|--------------------------|
| [109]       | 2019 | Ano             | -        | CNN-LSTM                    | Ne         | Ne           | Ne              | Smartphone               |
| [105]       | 2020 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ne         | Ne           | Ne              |                          |
| [114]       | 2017 | Ne              | Vlastní  | -                           | Ne         | Ne           | Ne              |                          |
| [115]       | 2019 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ano        | Ne           | -               | Adaptivní práh           |
| [116]       | 2017 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ano        | Ne           | -               | Chybí referenční data    |
| [112]       | 2020 | Ne              | ZUPT+NN  | LSTM                        | Ne         | Ne           | Ne              |                          |
| [117]       | 2020 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ne         | Ano          | -               | Více metod               |
| [118]       | 2017 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ne         | Ne           | -               | Kalman                   |
| [104]       | 2017 | Ne              | ZUPT     | -                           | Ano        | Ne           | -               | Adaptivní práh           |
| [119]       | 2019 | Ne              | Vlastní  | -                           | Ano        | Ne           | Ne              | Zápěstí, personalizováno |
| <b>naše</b> | -    | <b>Ano</b>      | -        | <b>CNN, RNN, VAE</b>        | <b>Ano</b> | <b>Ano</b>   | <b>Ano</b>      | <b>Ano</b>               |

Naše výsledky mohou být shrnuty takto:

1. Vytvoření nového veřejného datasetu s nahranými záznamy ze tří inerciálních senzorů umístěných na noze pro zachycení dat chůze a běhu s referenční rychlostí určenou pomocí mono-kola. Vytvoření a zveřejnění zdrojových kódů pro snadnější zopakování dosažených výsledků.
2. Otestování existující moderní architektury s hlubokým strojovým učení pro predikci rychlosti z měření pomocí inerciálních senzorů. Ověření vhodnosti topologie auto-enzkodéru. Vytvoření nové architektury, která na našem datasetu dosáhla nejlepšího výsledku.
3. Zveřejnění výsledků citlivosti studií na a) subjektech (křížová validace s vynecháním jednoho jedince), b) počtu senzorů a c) jejich umístění na noze, d) přidání další informace o subjektu, jako délka nohy a váha. Zjištění, že tyto detaily jsou důležitější než volba architektury neuronové sítě.



Obrázek 23: Ilustrace zachycení dat pohybu. **Vlevo:** měření IMU dat s referencí z mono-kola. **Vpravo:** detail na umístění IMU senzorů na noze.

## 7.1 Související práce

Nyní se detailněji zaměříme na porovnání publikací nejvíce souvisejících s naším přístupem, jak je shrnuto v Tabulce 12. Z klasických metod založených na heuristických prvcích jsme vybrali ty, které souvisí se strojovým učením.

### 7.1.1 Přístupy hledání příznaků

Velký počet metod je založen na hledání heuristických příznaků v datech z pohybu, viz Tabulka 12. Jelikož je volba a naladění takovýchto filtrů citlivé pro reálnou aplikaci, hodně prací se věnuje právě vylepšení těchto heuristik a jejich hledání, např. [115, 118]. Nicméně náš primární cíl je vyhnout se těmto metodám a nechat naučit neuronovou síť vlastní příznaky přímo z hrubých dat. Metody s heuristickými příznaky bereme jako základ pro porovnání. Z velkého rozsahu prací srovnáváme přesnost našeho přístupu s relevantními metodami z článku [117], a to s využitím optimalizace parametrů (simulace trénovací fáze u strojového učení). Navíc většina metod založených na hledání příznaků v datech využívá techniky jako ZUPT, a je tedy nutné umístění senzoru na chodidlo/botu [125]. Výjimkou je například [126]. V experimentální části se budeme věnovat přesnosti tohoto přístupu.

### 7.1.2 Neuronové sítě

Neuronové sítě byly aplikovány na danou problematiku v různých formách, buď jako kombinace s heuristickými příznaky jako ZUPT [112], nebo samostatně s použitím například rekurentních neuronových sítí jako LSTM. Nicméně, téměř výhradně sítě využívají mělkou architekturu, která oproti hlubokým sítím nedokáže dobře extrahovat složitější příznaky v datech (pro časové řady informaci obsaženou nižším frekvenčním pásmu). Průkopnickou prací s použitím hlubokých architektur v tomto oboru je [109], v níž byl velký vzorek dat zachycen ze smartphonu. Díky tak velkému objemu dat není problém s přetrénováním, a lze využít jednoduchou dopřednou strukturu sítě. Jelikož v našem experimentu nevyužíváme tak rozsáhlá data, a jejich získání je drahé a časově náročné, používáme v našich testech i učení pod částečným dohledem s variačními auto-ekodéry. Empiricky jsme v experimentech dokázali, že tento přístup je lepší než dopředný typ architektury.

Testovali jsme standardní konvoluční-rekurentní architektury použité v auto-ekodérech [122, 123] a vytvořili novou architekturu dekodéru založeném na součtu váhovaných harmonických signálů. Náš přístup lze interpretovat jako zobecnění váhování v příznakovém přístupu [127], kde je váhová strategie fixní. V našem přístupu jsou, jak latentní prostor, tak amplituda a frekvence, naučeny z dat.

### 7.1.3 Dostupné datasety

Tabulka 13: *Shrnutí existujících datasetů pro odhad rychlosti člověka.*

| Dataset            | Rok  | Běh | Umístění senzoru               | Zařízení     | Reference               | Dostupný    |
|--------------------|------|-----|--------------------------------|--------------|-------------------------|-------------|
| [128]              | 2014 | Ne  | zápěstí, kapsa košile, batoh   | smartphone   | lidský labeling         | Ano         |
| [129]              | 2018 | Ne  | ruka, kapsa, batoh, koleje     | smartphone   | VICON                   | Ano         |
| [130]              | 2016 | Ano | kotníky                        | VICON        | běžící pás <sup>1</sup> | Ano         |
| [110]              | 2019 | Ne  | ruka, kapsa, batoh             | smartphone   | V-SLAM                  | Ano         |
| [131]              | 2018 | Ne  | ruka, kapsa, batoh, tělo       | smartphone   | V-SLAM                  | Ano         |
| [132]              | 2015 | Ne  | chodidlo                       | IMU jednotky | lidský labeling         | na požádání |
| [133] <sup>2</sup> | 2014 | Ne  | chodidlo                       | IMU jednotky | lidský labeling         | na požádání |
| [134]              | 2017 | Ne  | chodidlo                       | IMU jednotky | optický systém          | Ano         |
| <b>náš</b>         | -    | Ano | <b>chodidlo, lýtko, stehno</b> | IMU jednotky | mono-kolo               | Ano         |

<sup>1</sup> Referenční rychlost může být rekonstruovaná ze změřených dat. <sup>2</sup> subjekty v důchodovém věku

Existující datasety s IMU záznamy jsou často designované na danou aplikaci jako je kontrola pacienta nebo monitorování aktivity. Tyto se liší od naší aplikace v nastavení záznamu pro experiment, viz [135]. Existují dva dostupné typy datasetů s referenčním záznamem o rychlosti: a) umístění na botě, jako např. [135, 132, 133], nebo b) záznamy se smartphonem s různým umístěním na těle [128, 110, 131, 129]. Umístění senzorů na botě je tradiční pro metody založené na heuristických prvcích, a strojové učení se typicky využívá v případech záznamu ze smartphonu (např. umístění v kapse nebo v ruce). Jelikož data neobsahují obě informace zároveň, není možné určit, které umístění je pro odhad rychlosti výhodnější. Dataset, který jsme vytvořili, obsahuje záznam ze tří umístění senzorů - na botě, na lýtku a na stehnu - tak, aby bylo možné určit dopad

na přesnost odhadu rychlosti pohybu ve stejných podmínkách.

Důležitou částí informace záznamu je zachycení podmínek záznamu a referenční rychlosti. Pro zachycení takovýchto dat je možné využít zkalibrovaný běžící pás pro stabilní rychlosti, ale změny rychlosti pásu jsou pro pohyb nepřirozené. Při měření v diskrétních rychlostních krocích nevytvoříme kompletní dataset. To není velký problém pro metody založené na heuristických prvcích s pár ladícími parametry, nýbrž pro strojové učení hlubokých neuronových sítí, které mají problém s interpolací rychlosti mezi těmito diskrétními kroky. Další alternativy jsou: a) optické systémy jako VICON [130, 134], který má ale omezený prostor pro pohyb, což komplikuje především běžecké fáze; b) V-SLAM (viz 3.3), který má omezenou přesnost při využití jako reference. Jelikož žádný z předchozích typů dostatečně nevyhovoval pro naše účely, vytvořili jsme vlastní metodu se záznamem rychlosti z modifikovaného monocyklu.

Zveřejnili jsme oboje, jak datasety, tak zdrojové kódy, abychom zaručili opakovatelnost experimentů (to bohužel ještě není v oboru standardem). Mnoho datasetů je privátních, články často nepopisují nové metody detailně (např. SVM metody používají i více než sto příznaků, ale články popisují jen několik), autoři nezveřejňují zdrojové kódy, referenční rychlost chybí nebo je kontaminovaná chybou.

## 7.2 Metody

### 7.2.1 Zachycení dat

Levná varianta inerciálních MEMS senzorů BMX055 byla použita pro IMU měření. Tři umístění (chodidlo, lýtko a stehno) byla vybrána strategicky pro zachycení kvalitní informace o bipedálním pohybu na jedné noze. Toto nastavení pokusu je kompromisem mezi velkým množstvím senzorů a získané informaci o pohybu. Pro měření se předpokládá symetrický bipedální pohyb, informace z druhé nohy by tedy byla redundantní. Tento předpoklad by měl být splněn u zdravých jedinců s běžným typem pohybu jako je chůze a běh (jako např. hasiči).

Využitím méně přesných senzorů vytváří další výzvu pro odhad rychlosti pohybu, proto se mohou naše výsledky lišit od studií, kde se využívají velmi přesné, a díky tomu drahé typy inerciálních senzorů. Pro každé umístění byl využit jeden IMU BMX055 pro zachycení informace ze 6 os volnosti (angl. *degrees of freedom*), 3D ortogonálně uložených akcelerometrů a gyro-

skopů. Sensorická jednotka byla přilepena na 3D vytištěnou platformu, která byla přes pružné pásky uchycena na nohu v umístěních na lýtku a stehnu. Platforma senzoru na chodidle (botě) byla přichycena přes suchý zip k botě v oblasti nártu, viz Obrázek 23 napravo. Data ze sensorů byla vytažena skrze ESP32 přes WiFi do smartphonu, který posloužil jako datové úložiště při měření. Po několika optimalizacích byla dosažena vzorkovací frekvence dat přibližně 400 Hz.

Data byla zachycena v otevřeném prostředí s referenční rychlostí zachycenou pomocí modifikovaného monocyklu. Měření referenční rychlosti monocyklem bylo zachyceno mnou jako výzkumníkem tak, aby nebyl narušen přirozený pohyb měřeného dobrovolníka, viz Obrázek 23 vlevo.

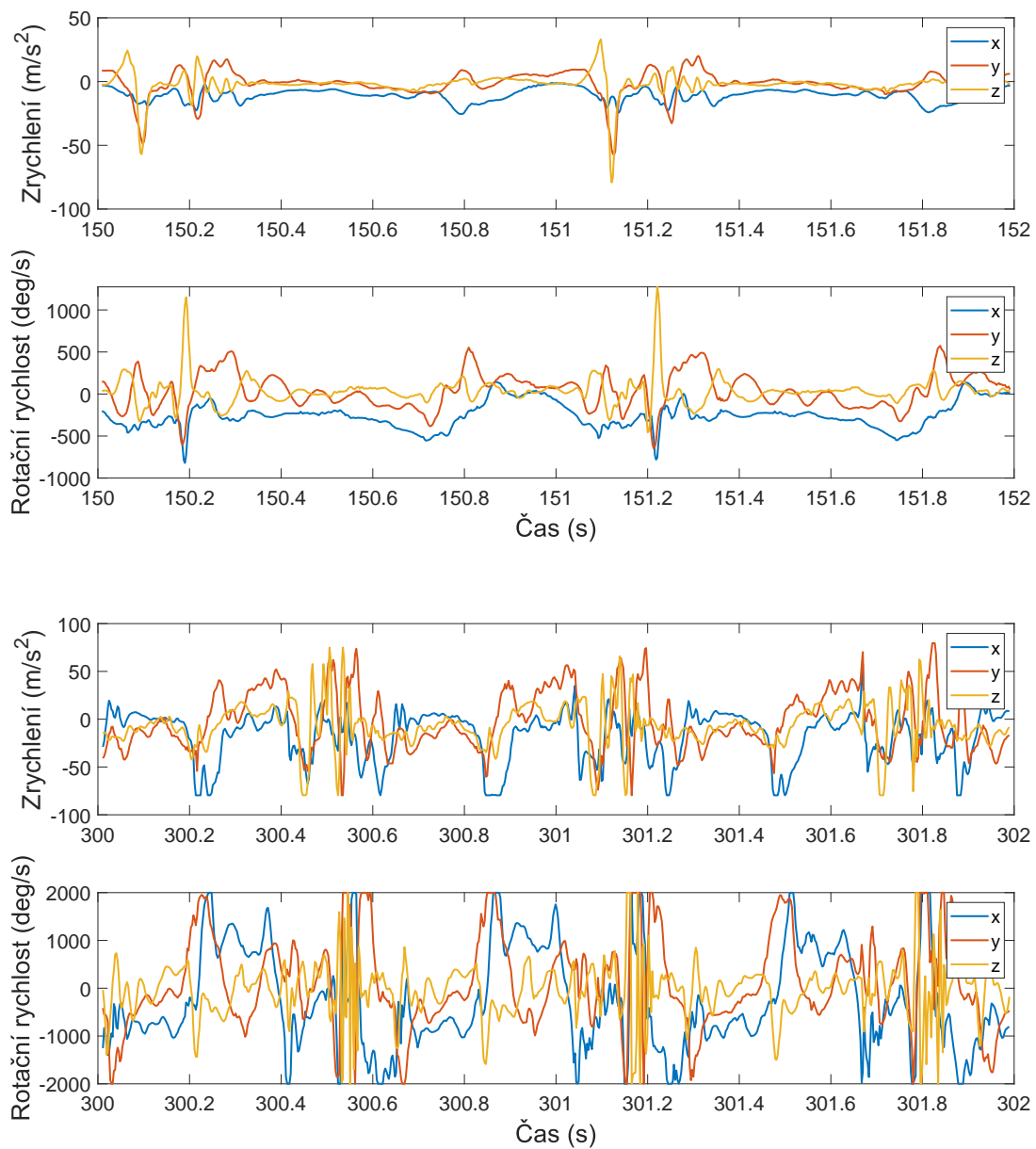
## Dataset

Osm subjektů s různými tělesnými proporcemi bylo změřeno a data z měření jsou poskytnuta ve veřejně přístupném datasetu na adrese <https://github.com/Josef4Sci/DeepGait/>.

Data pro každého jedince jsou uložena ve vlastním poli, kde každý řádek odpovídá jednomu časovému vzorku a sloupec měřené veličině seřazené následovně:

- Akcelerometry - sloupce 1–9, kde sloupce 1–3 obsahují data z měření na stehně, sloupce 4–6 data z měření na lýtku a sloupce 7–9 data z měření na chodidle (převod na  $m/s^2$  násobící konstantou 0,0024)
- Gyroskopy - sloupce 10–18, kde sloupce 10–12 obsahují data z měření na stehně, sloupce 13–15 data z měření na lýtku a sloupce 16–18 data z měření na chodidle (převod na  $deg/s$  násobící konstantou 0,061)
- Referenční rychlost - sloupec 19 ( $km/h$ )
- Čas - sloupec 20 ( $s$ )

Ukázka dat z měření je pro první subjekt na Obrázku 24, kde byly vybrány dva krátké úseky chůze a běhu pro porovnání. Při pohledu na úsek chůze je možné vizuálně identifikovat jednotlivé fáze pohybu, jako např. došlap, což je u běžecké části mnohem složitější problém. Z grafů je patrné, že u akcelerometru i gyroskopu docházelo v běžecké fázi k překročení maximálního mě-



Obrázek 24: Ukázka změřených dat z inerciální jednotky na chodidle v 2s okně u prvního dobrovolníka. Nahoře při rychlosti chůze 6,5 km/h a dole při rychlosti běhu 24,2 km/h.

řícího rozsahu senzorů, pro gyroskop  $\pm 2000^\circ/s$  a pro akcelerometr  $\pm 80m/s^2$ . Saturace zrychlení je kritická pro metody, které využívají dvojitou integraci.

## 7.2.2 Formulace problému

Zabýváme se problémem odhadu okamžité rychlosti lidského bipedálního pohybu z dat inerciálních jednotek umístěných na těle. Okamžitá rychlost v čase  $t$  bude označena  $y_t$  a okamžité měření senzorů jako  $x_t$ . Díky nedostatečnému množství informace pro odhad z jednoho časového vzorku predikujeme rychlost z časového okna  $X_t = [x_{t-h}, \dots, x_{t+h}]$ , kde  $h$  je poloviční délka časového okna.

$$\hat{y}_t = f_\theta(X_t). \quad (36)$$

Funkce  $f_\theta()$  je parametrická predikční funkce s parametry  $\theta$  (slučuje například všechny parametry neuronové sítě ve všech vrstvách). Cílíme na řešení problému pomocí techniky učení s učitelem, tedy nahráním datasetu na více subjektech  $i = 1, \dots, N$  z dat rychlostí  $Y_i = [y_{i,1}, \dots, y_{i,T_i}]$  a IMU  $X = [x_{i,1}, \dots, x_{i,T_i}]$ , kde  $T_i$  je délka nahrané časové řady. Tato data jsou použita pro trénování algoritmu pomocí minimalizace ztrátové funkce mezi odhadnutou a změřenou rychlostí

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \mathcal{L} \quad (37)$$

$$\mathcal{L} = \sum_{i \in \mathcal{I}_{\text{train}}} \sum_{t=h+1}^{T_i-h} \text{loss}(y_{t,i}, X_{t,i}). \quad (38)$$

Metody s využitím hlubokého strojového učení jsou rozdílné v architektuře neuronové sítě, což vede na různé typy parametrů a formulaci ztrátové funkce (38). Detaily budou podrobněji popsány v kapitole 7.2.3.

## 7.2.3 Strojové učení hlubokých neuronových sítí

I hluboké neuronové sítě dělají v podstatě více komplikovanou nelineární regresi, jak bylo popsáno v kapitole 7.2.2. Rozdílné struktury modelů jsou reprezentovány rozdílnou architekturou použité neuronové sítě. Obtížné je však najít nejlepší architekturu, která koresponduje s povahou studovaného problému. V této kapitole si stručně uvedeme architektury, které jsme testovali pro náš typ problému. Konkrétněji porovnáme dva typy architektur: a) dopřednou architekturu (angl. *feed forward*), b) variační auto-inkodér architekturu využívající učení pod částečným dohledem. První ze zmíněných je přímá metoda predikce [136]. Druhá je rozšířením



dopředné architektury zabudováním generativního modelu [137] jako nástroje pro vylepšení schopností generalizace modelu.

## Dopředné architektury neuronových sítí

Dopředná architektura sítě je přímý způsob aplikace neuronové sítě na problém regrese definováním jedné sítě  $f_{\theta}(X_t)$  a ztrátové funkce střední kvadratické odchylky

$$\text{loss}(y_t, X_t) = \|y_t - f_{\theta}(X_t)\|_2^2. \quad (39)$$

Ztrátová funkce je klasický přístup nejmenších čtverců s dobře známým řešením pro lineární model. Velké množství architektur bylo již dříve testováno. Například jednoduchá LSTM architektura byla vyzkoušena pro problém odhadu rychlosti v [112]. Poslední vývoj v hlubokém strojovém učení ukazuje na mnohem lepší výsledky při použití konvolučních neuronových sítí. V naší práci otestujeme dvě pokročilé metody z této kategorie:

- **InceptionTime** je složena z konvolučních vrstev prokládaných informačními zúženími [120].
- **Perceiver** je složitá architektura založená na mechanismu pozornosti [121].

Tyto architektury mají mnoho ladících parametrů, většinou velikosti a dimenze parametrů skrytých vrstev, kde detailní popis by přesahoval rámec této práce, pro detaily viz originální články [120, 121]. V naší studii jsme využili referenční implementaci autorů těchto metod. Nastavení ladících parametrů bylo provedeno pomocí náhodného hledání s rovnoměrnou pravděpodobností z Tabulky 14. Rozsahy ladících parametrů byly upraveny během experimentu tak, aby optimálně naladěné parametry nebyly na okraji rozsahu.

### 7.2.4 Variační auto-inkodér využívající učení pod částečným dohledem

Dopředná architektura je metodicky jednoduchá, ale vykazuje vysokou míru přetrénování (angl. *overfitting*), což znamená dobré výsledky na trénovací sadě, ale špatné výsledky na sadě testovací. To lze částečně řešit různými technikami regularizace, ale u těch je obtížné naladění na dobrý výsledek. Jedním ze zajímavých typů regularizace je využití auto-inkodéru. Z pohledu toku informace auto-inkodér projektuje vstupní informaci sítě do latentních hodnot často

Tabulka 14: *Rozsah testovaných ladicích parametrů dopředných architektur.*

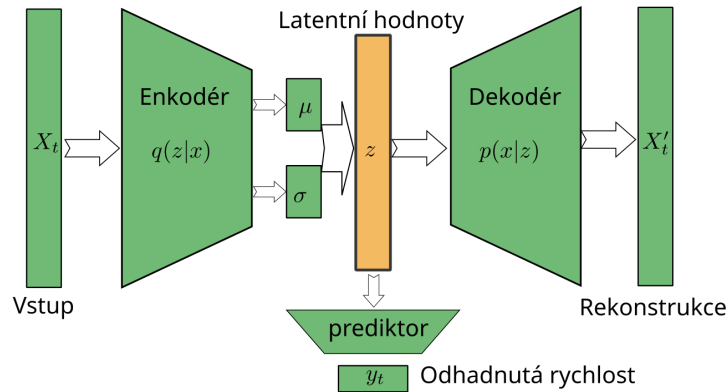
| InceptionTime         |  | Perceiver                 |                 |
|-----------------------|--|---------------------------|-----------------|
| hyper-parametr        | hodnoty  | hyper-parametr            | hodnoty         |
| počet filtrů          | [2, 4, 8, 16, 32]  | počet frek. pásem         | [6, 12]         |
| velikosti konv. jader | [[5, 11, 21], [11, 21, 41],<br>[21, 41, 81], [21, 41, 81]] | maximální frekvence       | [3, 5, 10, 15]  |
|                       |  | hloubka                   | [6, 12]         |
| počet kanálu zúžení   | [2, 4, 8]  | počet latentních hodnot   | [128, 256, 512] |
|                       |  | rozměr latentní vrstvy    | [64, 128, 256]  |
|                       |  | rozměr křížových vrstev   | [512, 256, 128] |
|                       |  | rozměr vstupů kř. vrstev  | [64, 32, 16]    |
|                       |  | rozměr vstupů lat. vrstev | [64, 32, 16]    |

o mnohem menší dimenze než vstupní data, ze kterého se poté síť snaží rekonstruovat vstup co nejpodobněji tomu originálnímu. Přesněji se architektura auto-enzkodéru skládá ze dvou sítí: a) enkodéru, který generuje latentní hodnoty  $z_t = g_\psi(X_t)$ , a b) dekodéru, který generuje z latentních hodnot rekonstruovaný vstup  $X'_t = f_\theta(z_t)$ . Trénovací ztrátová funkce je střední kvadratická odchylka rekonstrukce:

$$\text{loss}_{\text{AE}}(y_t, X_t) = \|X_t - X'_t\|_2^2 = \|X_t - f_\theta(g_\psi(X_t))\|_2^2, \quad (40)$$

kde volné parametry jsou parametry neuronových sítí  $\psi$  (enzkodér) a  $\theta$  (dekodér). Samotný auto-enzkodér je obtížné natrénovat a při tréninku musí být využita regularizace. Nejpopulárnější a často v praxi nejlépe fungující je variační auto-enzkodér (VAE) [138]. Vložený předpoklad je, že hodnoty latentních proměnných jsou nezávisle s Gaussovským rozložením  $p(z_t) = \mathcal{N}(0, I)$ . Enkodér negeneruje jednu hodnotu  $z$  odhadu latentních proměnných ze vstupu, ale distribuci  $q(z|x)$ , která je definovaná jako Gaussovská s průměrem  $\mu_\psi(X_t)$  a standardní odchylkou  $\sigma_\psi(X_t)$ , kde oba typy hodnot latentního prostoru jsou vytvořeny neuronovou sítí. Ztrátová funkce auto-enzkodéru se vypočítá jako dolní mez důkazu

$$\text{loss}_{\text{VAE}}(y_t, X_t) = \|X_t - f(\mu(X_t) + \sigma(X_t) \circ \varepsilon)\|_2^2 + \beta \text{KL}(\mathcal{N}(\mu(X_t), \sigma(X_t)) \| \mathcal{N}(0, I)). \quad (41)$$



Obrázek 25: Schéma architektury variačního auto-ekodéru využívajícího učení pod částečným dohledem. Cesta ze vstupu  $X_t$  do  $y_t$  odpovídá dopředné architektuře, cesta ze vstupu  $X_t$  do predikce  $X'_t$  působí jako regularizace.

Koeficient  $\beta > 0$  určuje kompromis mezi první rekonstrukční funkcí a druhou regularizační funkcí ztrátové funkce (41).  $\text{KL}(p||q)$  označuje Kullback-Leibler divergenci mezi pravděpodobnostním rozložením  $p$  a  $q$ , který je k dispozici v uzavřeném tvaru. Pro podrobnosti při Gaussovském rozložení viz [138].

Kombinace, kterou používáme, má původ v učení pod částečným dohledem, které má snahu zkombinovat variační auto-ekodér s dopřednými prediktory [137]. Cílem je použít jednoduchou váhovanou kombinaci předchozí ztrátové funkce: a) predikční ztrátu (39) a b) VAE ztrátu (41), vedoucí na

$$\text{loss}(y_t, X_t) = \alpha \|y_t - h_\theta(\mu(X_t) + \sigma(X_t) \circ \varepsilon)\|_2^2 + \|X_t - f(\mu(X_t) + \sigma(X_t) \circ \varepsilon)\|_2^2 + \beta \text{KL}(\mathcal{N}(\mu(X_t), \sigma(X_t)) || \mathcal{N}(0, I)), \quad (42)$$

kde  $\alpha$  je váhový koeficient kvality predikce. Při použití různých váhových koeficientů  $\alpha$  a  $\beta$  můžeme vytvořit rozdílnou architekturu. Například: a) pro  $\beta \rightarrow 0, \alpha \rightarrow 0$ , (42) se přibližujeme čistému auto-ekodéru, b) pro  $\alpha \gg \beta, \alpha \gg 1$  se architektura blíží dopřednému prediktoru. Tedy správné nastavení  $\alpha$  a  $\beta$  dovoluje získat optimální kombinaci přístupů. Modely tohoto typu budou označovány jako variační auto-ekodéry s učení pod částečným dohledem (SVAE, z angl. *semi-supervised variational autoencoder*). Pro různé volby architektury neuronových sítí lze navrhnout širokou škálu takových metod.

Poslední studie ukazují, že nejlepší výsledky na časových řadách mají neuronové sítě v kombinaci konvolučních vrstev (pracujících jako adaptivní filtry) s následujícími rekurentními vrstvami (např. LSTM) zachycujícími dynamiku procesu. Tato architektura sice nebyla úspěšná pro dopředný model, ale funguje velmi dobře jako enkodér ve VAE, jak bylo navrženo v [124]. Motivací z povahy signálu (viz 24) jsme vyzkoušeli variantu rekonstrukce signálu pomocí periodických funkcí. V experimentu jsme tedy testovali dvě verze SVAE s rozdílnými dekodéry:

- **Konvenční dekodér: SVAE-LSTM-CNN:** dekodér s reverzně symetrickým enkodérem, tedy vrstvy LSTM následujícími dekonvolucí. Tato architektura je rozšíření klasického LSTM auto-enkodéru [124].
- **Navrhovaný dekodér: SVAE-Sine** Motivování periodickou povahou signálu navrhujeme dekodér ve formě váhovaných sinusových funkcí:

$$X_t = W_1 z_t \circ \sin(W_2 z_t \tau + W_3 z_t), \tau = t - h, \dots, t + h$$

s trénovatelnými parametry  $\theta = [W_1, W_2, W_3]$ . Tento dekodér má jen jednu vrstvu a je mnohem jednodušší než LSTM-CNN dekodér. Z tohoto důvodu předpokládáme, že SVAE-Sine byl při experimentech více stabilní ve snaze sít' natrénovat než LSTM-CNN

Poznámka 1: Architektury zmíněné v této kapitole byly vybrány z většího množství možností na základě předchozích testů. Testovali jsme více jednoduchých architektur jako jednoduché LSTM auto-enkodéry [112] nebo přímé konvoluční sítě v několika trénovacích fázích. Nicméně výsledky jednoduchých architektur byly zdatelně horší než těch, které v této kapitole popisujeme (např. bylo obtížné zajistit konvergenci LSTM auto-enkodéru). Jelikož tato zjištění byla ve shodě s ostatními pracemi, např. [139, 140], odebrali jsme tyto architektury ze studie a vyhodnocovali jsme výpočetně náročné úlohy křížové validace s „Monte Carlo“ hledáním parametrů pouze na předchozích čtyřech zmíněných architekturách.

Hyperparametry SVAE architektur jsou opět náhodně vzorkovány z rozsahu uvedeném v Tabulce 15.

Tabulka 15: *SVAE hyper-parametry.*

| Enkodér                     |                            | Dekodér                        |                     |
|-----------------------------|----------------------------|--------------------------------|---------------------|
| hyper-parametr              | hodnoty                    | hyper-parametr                 | hodnoty             |
| konvoluční kanály           | [1, 2, 4, 8, 16]           | <b>Sine:</b> počet per. funkcí | [10, 50, 100]       |
| velikost skryté vrstvy      | [128, 256, 512]            | <b>LSTM-CNN:</b>               | stejně jako enkodér |
| hloubka skryté vrstvy       | [1, 2]                     |                                |                     |
| počet latentních hodnot $z$ | [64, 128, 256]             |                                |                     |
| váha predikce $\alpha$      | [0.1, 0.01, 0.001, 0.0001] |                                |                     |
| váha KL $\beta$             | [1e-4, 1e-5, 1e-6, 1e-7]   |                                |                     |

## 7.3 Experimenty

### 7.3.1 Postup provedení studie

Procedura vyhodnocení výsledků je založena na protokolu s křížovou validací vynechání jednoho subjektu [141]. Konkrétně bylo každé nastavení sítě trénováno 8krát, kde data z jednoho subjektu byla z trénovací množiny odebrána a použita pro testování. Z trénovací sady byla poté ještě oddělena validační část (85 % trénink, 15 % validace). Validační data byla použita pro kontrolu konvergence učení, to bylo zastaveno, pokud nebyl výsledek zlepšen ve 20 po sobě jdoucích trénovacích epochách. Ztrátová funkce byla střední kvadratická odchylka (39) nebo její rozšířená verze (42).

Pokud nebude v kapitole uvedeno jinak, všechny uváděné přesnosti jsou chyby odhadu testovaného subjektu zprůměrované ze všech 8 opakování. Střední absolutní odchylka byla vybrána jako hlavní porovnávací metrika, tedy

$$\text{Err} = \frac{1}{8} \sum_{s=1}^8 \frac{1}{t_{\max}} \sum_{t=1}^{t_{\max}} |y_{s,t} - f_s(X_{s,t})|, \quad (43)$$

kde  $f_s()$  je model natrénovaný na datech ze všech subjektů kromě subjektu  $s$ . Chyba bude uvedena v jednotkách rychlosti  $km/h$ .

Tabulka 16: Naladění parametrů konvenčních metod z [117] s použitím jejich číslování

| ID | heuristické příznaky      | škála 1 | škála 2 | mezní frek. | MAE [km/h] |
|----|---------------------------|---------|---------|-------------|------------|
| M2 | segmentace došlapem       | 1.0     | 1.2     | 0.82        | 4.9        |
| M4 | segmentace mezi-stojem    | 0.6     | 5.6     | 0.98        | 1.2        |
| M5 | M4 + kompenzace gravitace | 3.2     | -3.0    | 0.80        | 3.7        |
| M7 | segmentace mezi-švihem    | -0.02   | 1.9     | 7e-18       | 18.2       |
| M8 | M7 + odstranění výjimek   | -0.002  | 1.9     | 5e-17       | 10.8       |

### 7.3.2 Konvenční metody založené na heuristických prvcích

V naší studii srovnáme přístup hlubokého strojového učení s nejlepšími metodami (současný stav poznání) založenými na heuristických prvcích. Pro toto srovnání jsme využili nedávné srovnání těchto metod [117] s jejich implementací. Srovnávané metody jsou založeny na integraci dat akcelerometru mezi různými heuristickými příznaky, jako je např. došlap chodidla. Různé varianty příznaků a jejich následné zpracování jsou srovnávány v [117]. Metody jsou hierarchicky srovnány číselně 1–10, od nezákladnějších příznaků po složitější. V jejich studii vychází nejlépe metoda 10, která ale používá navíc senzor umístěný na zápěstí. Jelikož v naší studii nemáme umístěn senzor na zápěstí, srovnáváme pouze relevantní metody ze studie, viz Tabulka 16.

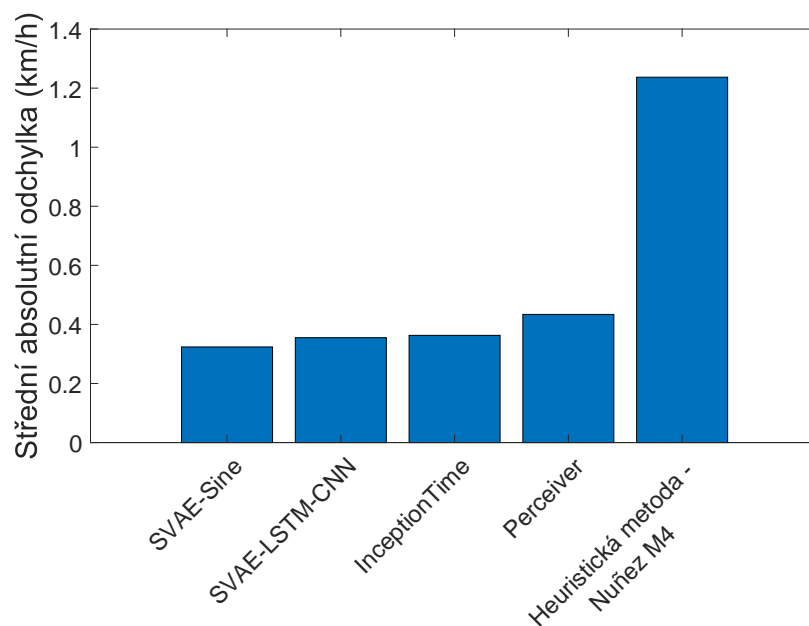
Parametry všech relevantních metod z [117], jako je mezní frekvence nebo kompenzace chyby škály gyroskopů a akcelerometrů, byly optimalizovány pomocí Matlab funkce *fminsearch* pro nejlepší přesnost metody (43) nezávisle pro každou metodu. Pro některé metody vychází naladění parametrů velmi neintuitivně, např. negativní škála pro metodu 5. Nicméně i přesto v tomto nastavení vykazovala metoda nejmenší chybu. Předpokládáme, že hlavní vliv na to mají levné nepřesné senzory pracující někdy za hranicí měřicího rozsahu. V našem experimentu je jiný než dopředný pohyb nerelevantní, proto byl pro všechny metody uměle nastaven úhel otčení na nulu a sledován byl jen dopředný odhad rychlosti.

Nejlepší výsledky tohoto přístupu dosáhla z testovaných metod metoda 4 [117], která využívá jako prvek střední dobu mezi došlapem a odrazem nohy od povrchu a integruje akcelerometr mezi těmito událostmi.

### 7.3.3 Metody hlubokého strojového učení

Pro trénování a testování byla všechna měřená data převzorkována (lineární interpolace) na izochronních 512 Hz a rozdělena do 2s časových oken s referenční rychlostí nastavenou do prostředí časového okna. Jelikož byl počet trénovacích vzorků stále nízký, trénovací sada byla doplněna o augmentované vzorky [142]. Pro augmentaci byly využity dvě techniky: a) augmentovaná rotace senzoru, kde velikost rotace byla pro vzorky určena náhodným výběrem Gaussovské distribuce se standardní odchylkou  $2,5^\circ$ , a b) Gaussovský bílý šum byl do vzorků přidán s relativní standardní odchylkou 1 % vstupního signálu. Rotace senzoru simuluje nepřesné umístění senzoru pro měření a malá úroveň bílého šumu nutí učit se model dlouhodobější závislosti.

### 7.3.4 Srovnání metod pro senzor na chodidle



Obrázek 26: *Střední absolutní odchylka predikce rychlosti čtyř testovaných metod využívajících hluboké strojové učení a nepřesnější heuristické metody [117] (M4 z Tabulky 16). Výsledná hodnota je průměrem z 8 subjektů křížové validace s vynecháním jednoho jedince. Všechny metody byly optimalizovány pro nejlepší výsledek.*

Pro všechny testované architektury neuronových sítí - InceptionTime, Perceiver, SVAE-

LSTM-CNN, SVAE-Sine - jsme nechali 15krát vybrat náhodné parametry z Tabulek 14 a 15. Na každý výběr byla aplikována křížová validace s vynecháním jednotlivých subjektů a výsledky byly srovnány podle chyby na testovacích sadách (43). Tři nastavení s nejnižší chybou a příslušnými parametry pro každou architekturu jsou v Tabulce 17. Všimněme si, že rozdíly mezi nastavením nemají zásadní vliv na přesnost, což naznačuje relativní robustnost na ladění parametrů.

Shrnutí přesností jednotlivých architektur neuronových sítí s porovnáním s nejlepší testovanou metodou založenou na heuristických prvcích je zobrazeno na Obrázku 26. Všimněme si, že všechny metody se strojovým učením dosáhly znatelně lepších výsledků nežli konvenční heuristický přístup. Rozdíl mezi těmito přístupy je ještě lépe pozorovatelný, pokud referenční a predikovanou rychlost vyneseme do grafu rozptylu na Obrázku 27.

Všimněme si, že predikce neuronové sítě nevykazuje znatelnou distorzi v závislosti na rychlosti, ta je ale jasně pozorovatelná u konvenčních metod. Náš model nabízí v testu nejlepší výsledky, ale i dopředná architektura jako je InceptionTime nabízí téměř srovnatelnou chybu odhadu. Limitující faktor pro zlepšení odhadu tedy není typ architektury, ale spíše ostatní problémy jako a) rozdíl chyby subjektů, a b) informace, kterou senzor poskytuje.

### 7.3.5 Rozdíl mezi jednotlivými subjekty

Chyba pro jednotlivé subjekty vykazovala při experimentu s křížovou validací nezanedbatelné rozdíly, viz krabicový graf na Obrázku 28. Na tomto grafu jsou srovnány dvě metody, SVAE-Sine reprezentující strojové učení pod částečným dohledem s variačním auto-inkodérem, a InceptionTime jako zástupce dopředných architektur neuronových sítí. Obě metody dosáhly konzistentních výsledků s nízkou chybou u subjektů 5 a 6, ale viditelně se liší u subjektů 3 a 7.

Všimněme si, že největší chyba je při srovnání u subjektu 7. Chyba u obou architektur je ale stále znatelně menší než chyba konvenční heuristické metody (viz Obrázek 26).

### 7.3.6 Citlivost na umístění senzoru

V této podkapitole se budeme věnovat umístění a počtu senzorů pro získání lepšího odhadu rychlosti. Nebudeme se již zabývat srovnáním všech architektur, ale pro toto srovnání nám poslouží SVAE-Sine architektura. Přesnost odhadu byla testována na všech jednotlivých umís-



Tabulka 17: *Shrnutí nejlépe naladěných parametrů testovaných architektur*

| Auto-ekodér: CONV-LSTM-CONV |                    |                       |                          |          |         |              |  |
|-----------------------------|--------------------|-----------------------|--------------------------|----------|---------|--------------|--|
| konv. kanály                | vel. skryté vrstvy | hloubka skryté vrstvy | vel. latentního prostoru | $\alpha$ | $\beta$ | chyba [km/h] |  |
| 8                           | 128                | 1                     | 64                       | 0.1      | 1e-07   | 0.3552       |  |
| 8                           | 128                | 1                     | 128                      | 0.01     | 1e-05   | 0.3814       |  |
| 8                           | 128                | 1                     | 64                       | 0.01     | 0.0001  | 0.3844       |  |

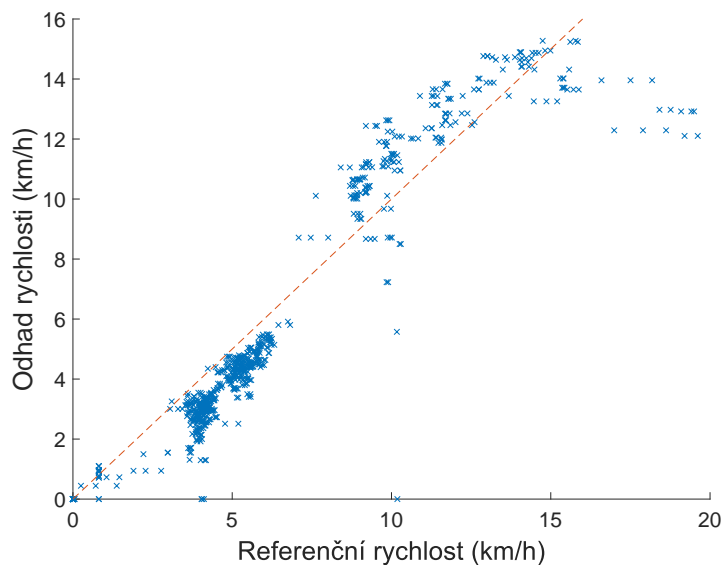
| Auto-ekodér: CONV-LSTM-SineNet |                    |                       |                          |          |         |                    |              |
|--------------------------------|--------------------|-----------------------|--------------------------|----------|---------|--------------------|--------------|
| konv. kanály                   | vel. skryté vrstvy | hloubka skryté vrstvy | vel. latentního prostoru | $\alpha$ | $\beta$ | počet harmonických | chyba [km/h] |
| 16                             | 256                | 1                     | 128                      | 0.01     | 1e-07   | 100                | 0.3238       |
| 8                              | 256                | 1                     | 128                      | 0.01     | 1e-07   | 50                 | 0.3640       |
| 8                              | 256                | 1                     | 64                       | 0.1      | 1e-04   | 10                 | 0.3693       |

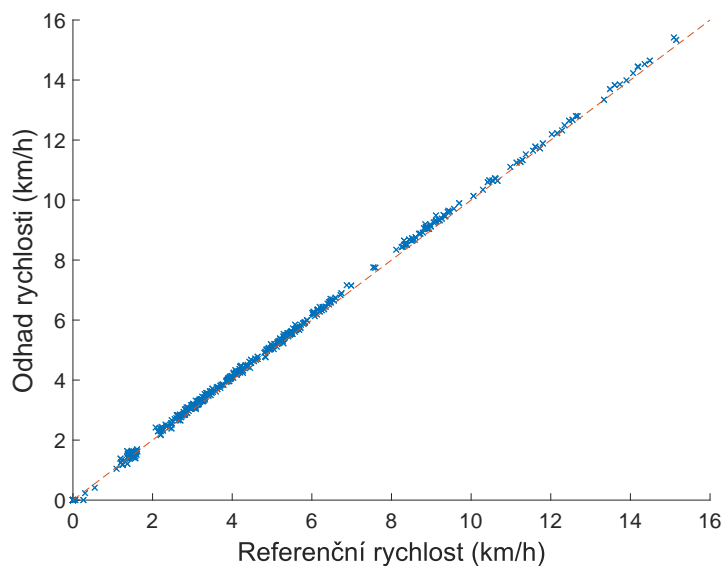
| InceptionTime |                   |               |              |  |
|---------------|-------------------|---------------|--------------|--|
| počet filtrů  | velikosti kernelů | kanály zúžení | chyba [km/h] |  |
| 16            | [21, 41, 81]      | 8             | 0.3630       |  |
| 16            | [11, 21, 41]      | 8             | 0.3662       |  |
| 8             | [21, 41, 81]      | 4             | 0.3799       |  |

| Perceiver  |            |         |                  |                  |              |                    |                    |              |
|------------|------------|---------|------------------|------------------|--------------|--------------------|--------------------|--------------|
| poč. pásem | frekv. max | hloubka | velikost latent. | dimenze. latent. | křížová dim. | hlava křížové dim. | hlava dim. latent. | chyba [km/h] |
| 6          | 10.0       | 6       | 256              | 128              | 256          | 32                 | 64                 | 0.4339       |
| 6          | 15.0       | 6       | 256              | 128              | 512          | 32                 | 16                 | 0.4691       |
| 12         | 15.0       | 12      | 512              | 256              | 128          | 64                 | 64                 | 0.4956       |

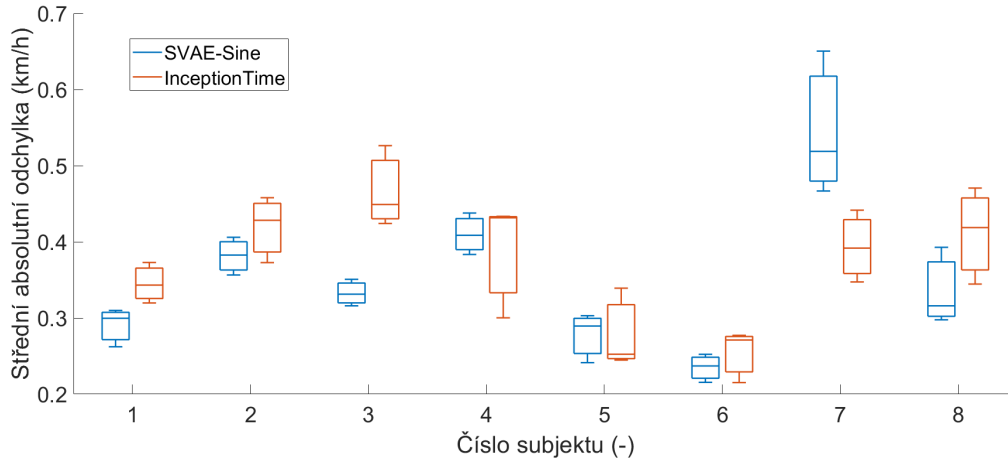


Heuristická konvenční metoda 4 [117]



Architektura hlubokého strojového učení SVAE-Sine

Obrázek 27: Korelační diagramy měřených a predikovaných hodnot na prvním subjektu (v testovací sadě). Na diagramech jsou zobrazeny pro porovnání dvě metody: nejpřesnější konvenční metoda [117] (nahore) a nejpřesnější metoda hlubokého strojového učení SVAE-Sine (dole).



Obrázek 28: Krabicový graf chyby odhadu na jednotlivých subjektech nejpřesnějšího SVAE-Sine a nejpřesnější dopředné architektury InceptionTime.

těních (chodidlo, lýtko a stehno), poté na dvojicích senzorů, a poté na kombinaci všech senzorů v experimentu, viz Obrázek 29.

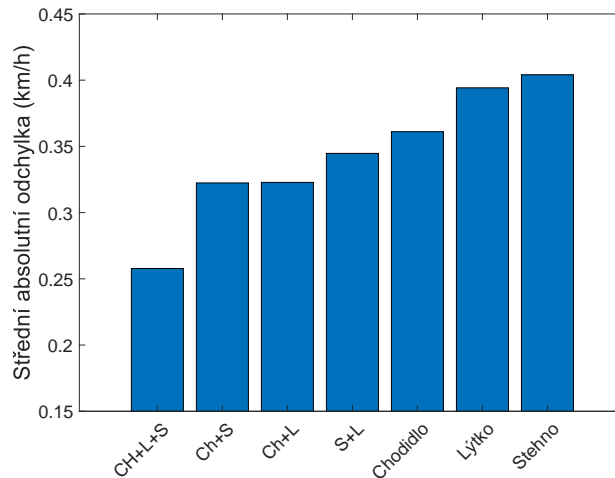
Umístění na chodidle vykazuje nejvíce hodnotný způsob získání informace o dopředném pohybu, pokud je použito jako senzor samotný, ale i v kombinaci s ostatními senzory na lýtku nebo na stehně. Chyba odhadu monotónně klesá s přibývajícím počtem senzorů. Chyba s využitím všech tří senzorů klesla signifikantně oproti jednomu senzoru na chodidle o přibližně 40 %.

### 7.3.7 Přidaná biometrická informace

Informace o délce nohy nebo váze subjektu by mohla být relevantní pro odhad rychlosti z inerciálních senzorů. Otázkou je, zdali je dostupnost takovýchto informací pro strojové učení výhodou ke zlepšení odhadu rychlosti. Z tohoto důvodu jsme testovali přidání dvou zmíněných parametrů subjektů do neuronové sítě s modifikovanou SVAE-Sine. Výsledky v našich testech nicméně nevedly k měřitelnému vylepšení odhadu rychlosti.

## 7.4 Souhrn výsledků odhadu rychlosti bipedálního pohybu

Výzkum odhadu rychlosti bipedálního pohybu se aktuálně zabývá převážně heuristickými metodami. Většina těchto prací se nezabývá obecným bipedálním pohybem, ale jen jeho úzkou



Obrázek 29: Průměrná chyba predikce rychlosti SVAE-Sine metody natrénované na datech s různým umístěním a jejich různých kombinací.

podmnožinou chůze. Jak potvrzují naše experimenty, při rozšíření této úzké množiny o běh, heuristické metody často založené na nulování rychlosti po první integraci (ZUPT) silně zaostávají za metodami s využitím strojového učení.

Pro naši studii jsme sestavili dataset z měření 3 inerciálními jednotkami u 8 dobrovolníků, který jsme zveřejnili spolu s referenční rychlostí pro možnost dalšího výzkumu a opakovatelnosti experimentů. Zachycená data umožňují porovnat výsledky mezi metodami se senzory umístěnými v botě a metodami využívajícími smartphone umístěný v kapse (v naší studii umístění na stehně). Z výsledků našich experimentů je patrné, že z testovaných pozic je umístění na stehně nejméně přesné (0,4 km/h naše metoda, 1,08 km/h smartphone metoda [111]). Zjistili jsme také, že se zvyšujícím se počtem senzorů se chyba signifikantně snižuje (0,25 km/h s použitím 3 IMU), což v kombinaci s levnými senzory použitými ve studii dává potenciál odhad rychlosti ještě zpřesnit. Jelikož jsou použité senzory miniaturní, existuje příležitost je integrovat přímo do textilu záchranných složek [12].

Všechny testované moderní architektury neuronových sítí překonaly přesností heuristické metody a náš návrh nové architektury auto-inkodéru se sinusovými aktivačními funkcemi v dekodérové části dosáhl v našem experimentu nejpřesnějších výsledků. Chyba u jednotlivých subjektů byla rozdílná, což může být zapříčiněno přetrénováním sítě, chybou zachycení nebo zpra-

ování dat. V případě přetrénování by pro budoucí výzkum měla pomoci vhodná personalizace, což bylo studováno již například v [119]. Ve strojovém učení lze personalizaci dosáhnout do-  
trénováním sítě na datech člověka, který bude síť poté používat k predikci. V dalším výzkumu  
doporučujeme více zaměřit pozornost na zachycení většího množství dat s větším počtem lidí  
s vysokou rozmanitostí fyzických proporcí, než na hledání dokonalé architektury umělé neuro-  
nové sítě.

## 8 Závěr

V literární rešerši této práce jsem uvedl hlavní techniky a metody využívané pro lokalizaci objektů v budově. Žádná ze zmíněných technik a metod však nemá pro tuto úlohu dokonalé řešení a jejich volba do výsledného systému pro lokalizaci je silně závislá na aplikačních požadavcích. Jednotlivé metody jsem kriticky zhodnotil podle stanovených kritérií (speciální infrastruktura, cena, rozměry, umístění, přesnost). Pro požadavky naší aplikace zásahu hasičských záchranách složek v budově byla poté vybrána inerciální metoda, která je nezávislá na infrastruktuře, je dostatečně přesná, a systém je možné implementovat s nízkými náklady.

Moji práci jsem rozdělil do tří témat, která odpovídají kapitolám 5, 6 a 7. Každá kapitola má na svém konci podrobnější shrnutí a zde si uvedeme jen obecnější závěry. Na základě Chaslesovy věty jsem problém lokalizace rozdělil na získání orientace a translace pohybu (integrace infinitesimálních kroků). V kapitole 6 byla představena moje nová, rychlá a přesná metoda filtrace pro získání orientace v prostoru, která využívá signály z akcelerometru, gyroskopu a magnetometru. Metoda je výpočetně rychlejší přibližně o 50 % než druhá nejrychlejší ze studie (počet FLOPs) a na scénáři pomalých rotací přesnější o 23 % než druhá nejpresnější metoda.

Bohužel, jak bylo ukázáno v kapitole 5, geomagnetismus není optimální signál pro získání orientace v budově, a to především při delších trajektoriích pohybu. Bohužel nemáme jiný snadno měřitelný signál, který by k úloze měření přesného horizontálního směru posloužil. Problém nepřesného odhadu v horizontálním směru pohybu u systémů nezávislých na infrastruktuře je možné zmírnit využitím přesnějšího gyroskopu, nebo například kombinací MIMU senzorické jednotky (kapitola 6) a odhadu rotace z vizuální odometrie.

V poslední kapitole 7 této disertační práce jsem se věnoval druhé části problému z Chaslesovy věty, odhadu translace pohybu. Přesněji časové derivaci translačního pohybu, tedy odhadu rychlosti. Ukázali jsme si, že pro odhad rychlosti bipedálního pohybu je výhodné využívat moderní techniky strojového učení oproti heuristickým metodám. To platí především pro složitější typy pohybu a běžecí fáze. Ve studii jsem ukázal, že v kombinaci senzorů lze dosáhnout téměř 5x vyšší přesnost odhadu oproti heuristické metodě s IMU na botě. Zlepšení jsem dosáhl použitím hlubokého strojového učení v kombinaci s mou novou auto-inkodér architekturou. Inovační část auto-inkodéru byl dekodér s parametrickými harmonickými funkcemi.

To, že v dnešní době stále neexistuje jednoduchý, malý, levný, přesný a robustní systém pro lokalizaci objektů v budově, můžeme chápat jako empirický důkaz toho, že tato problematika není triviální. Pokud se nám někdy v budoucnu povede stávající problémy vyřešit, jsem si jistý, že se najde nespočet aplikací, ve kterých bude lokalizace v prostředí budov pro lidstvo přínosem.

## Seznam použité literatury a informačních zdrojů

- [1] Sunggoo Jung, Sunyou Hwang, Heemin Shin, and David Hyunchul Shim. Perception, guidance, and navigation for indoor autonomous drone racing using deep learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(3):2539–2544, 2018.
- [2] Hartmut Surmann, Christian Jestel, Robin Marchel, Franziska Musberg, Housseem Elhadj, and Mahbube Ardani. Deep reinforcement learning for real autonomous mobile robot navigation in indoor environments. *arXiv preprint arXiv:2005.13857*, 2020.
- [3] Shuli Guo, Yitong Zhang, Xinzhe Gui, and Lina Han. An improved pdr/uwb integrated system for indoor navigation applications. *IEEE Sensors Journal*, 20(14):8046–8061, 2020.
- [4] Bruno Lopes and Ricardo Lopes Pereira. Shopassist - a unified location - aware system for shopping. In *2016 Global Information Infrastructure and Networking Symposium (GIIS)*, pages 1–6. IEEE, 2016.
- [5] Haomin Liu, Guofeng Zhang, and Hujun Bao. Robust keyframe-based monocular slam for augmented reality. In *2016 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, pages 1–10. IEEE, 2016.
- [6] Ta-Ko Huang, Chi-Hsun Yang, Yu-Hsin Hsieh, Jen-Chyan Wang, and Chun-Cheng Hung. Augmented reality (ar) and virtual reality (vr) applied in dentistry. *The Kaohsiung journal of medical sciences*, 34(4):243–248, 2018.
- [7] Fuqiang Gu, Xuke Hu, Milad Ramezani, Debaditya Acharya, Kouros Khoshelham, Shahrokh Valaei, and Jianga Shang. Indoor localization improved by spatial context - a survey. *ACM Comput. Surv.*, 52(3), jul 2019.
- [8] Robert Harle. A survey of indoor inertial positioning systems for pedestrians. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 15(3):1281–1293, 2013.
- [9] Dafeng Long, Xiaoming Zhang, Xiaohui Wei, Zhongliang Luo, and Jianzhong Cao. A fast calibration and compensation method for magnetometers in strap-down spinning projectiles. *Sensors*, 18(12):4157, 2018.



- [10] Muhammad Iqbal, Masood Ur Rehman, Umar Iqbal Bhatti, and Najam Abbas Naqvi. Magnetometer heading estimation through online calibration for land navigation applications. *Natural and Applied Sciences International Journal (NASIJ)*, 2(1):56–69, 2021.
- [11] Petar Jokic, Erfan Azarkhish, Andrea Bonetti, Marc Pons, Stephane Emery, and Luca Benini. A construction kit for efficient low power neural network accelerator designs. *arXiv preprint arXiv:2106.12810*, 2021.
- [12] Tomas Blecha, Radek Soukup, Petr Kaspar, Ales Hamacek, and Jan Reboun. Smart firefighter protective suit-functional blocks and technologies. In *2018 IEEE International Conference on Semiconductor Electronics (ICSE)*, pages C4–C4. IEEE, 2018.
- [13] Qu Wang, Haiyong Luo, Fang Zhao, and Wenhua Shao. An indoor self-localization algorithm using the calibration of the online magnetic fingerprints and indoor landmarks. In *2016 international conference on indoor positioning and indoor navigation (IPIN)*, pages 1–8. IEEE, 2016.
- [14] František CHMELÍK. Fyzika i–mechanika, 2014.
- [15] RM Faragher, Carlos Sarno, and Mark Newman. Opportunistic radio slam for indoor navigation using smartphone sensors. In *Proceedings of the 2012 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pages 120–128. IEEE, 2012.
- [16] Maxim Shehekotov. Indoor localization method based on wi-fi trilateration technique. In *Proceeding of the 16th conference of fruct association*, pages 177–179, 2014.
- [17] Jie Xiong, Karthikeyan Sundaresan, and Kyle Jamieson. Tonetrack: Leveraging frequency-agile radios for time-based indoor wireless localization. In *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pages 537–549, 2015.
- [18] Joshua J Morales, Joe J Khalife, and Zaher M Kassas. Information fusion strategies for collaborative inertial radio slam. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021.
- [19] Jian Tang, Yuwei Chen, Liang Chen, Jingbin Liu, Juha Hyypä, Antero Kukko, Harri Kaartinen, Hannu Hyypä, and Ruizhi Chen. Fast fingerprint database maintenance for indoor positioning based on gsv slam. *Sensors*, 15(3):5311–5330, 2015.

- [20] Vahideh Moghtadaiee, Andrew G Dempster, and Samsung Lim. Indoor localization using fm radio signals: A fingerprinting approach. In *2011 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pages 1–7. IEEE, 2011.
- [21] Behlül Numan Özdemir and Ayhan Ceylan. Effect of calibration point density on indoor positioning accuracy: a study based on wi-fi fingerprinting method. *Advanced Geomatics*, 1(1):21–26, 2021.
- [22] Marek Pavlik, Iraida Kolcunova, and Lukáš Lisoň. Measuring the shielding effectiveness and reflection of electromagnetic field of building material. In *2015 16th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE)*, pages 56–59. IEEE, 2015.
- [23] Charalampos Tsirmpas, Alexander Rompas, Orsalia Fokou, and Dimitris Koutsouris. An indoor navigation system for visually impaired and elderly people based on radio frequency identification (rfid). *Information Sciences*, 320:288–305, 2015.
- [24] Seluk Helhel. Comparison of 900 and 1800 mhz indoor propagation deterioration. *IEEE transactions on antennas and propagation*, 54(12):3921–3924, 2006.
- [25] Mahmoud Elsanhoury, Petteri Mäkelä, Janne Koljonen, Petri Välisuo, Ahm Shamsuzzoha, Timo Mantere, Mohammed Elmusrati, and Heidi Kuusniemi. Precision positioning for smart logistics using ultra-wideband technology-based indoor navigation: A review. *IEEE Access*, 2022.
- [26] Zhou Yang Dong, Wei Ming Xu, and Hao Zhuang. Research on zigbee indoor technology positioning based on rssi. *Procedia Computer Science*, 154:424–429, 2019.
- [27] Adam Satan. Bluetooth-based indoor navigation mobile system. In *2018 19th international carpathian control conference (ICCC)*, pages 332–337. IEEE, 2018.
- [28] Yessica Sáez, Héctor Montes, Antony Garcia, José Muñoz, Edwin Collado, and Rubén Mendoza. Indoor navigation technologies based on rfid systems to assist visually impaired people: A review and a proposal. *IEEE Latin America Transactions*, 19(8):1286–1298, 2021.
- [29] Jingzhao Zhang, Tianxing He, Suvrit Sra, and Ali Jadbabaie. Why gradient clipping accelerates training: A theoretical justification for adaptivity. In *International Conference on Learning Representations*, 2019.

- [30] Inmaculada Soldado Serrano, José García Doblado, Ignazio Federico Finazzi, and María Ángeles Martín Prats. Simless gsm positioning for navigation in gps-denied environments. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2018.
- [31] Theodoros N. Kapetanakis, Martin Pavec, Melina P. Ioannidou, Christos D. Nikolopoulos, Anargyros T. Baklezos, Radek Soukup, and Ioannis O. Vardiambasis. Embroidered bow-tie wearable antenna for the 868 and 915 mhz ism bands. *Electronics*, 10(16), 2021.
- [32] Richard JD Tilley. *Colour and the optical properties of materials: an exploration of the relationship between light, the optical properties of materials and colour*. John Wiley & Sons, 2010.
- [33] W Paul Menzel. Applications with meteorological satellites. *The Solar Spectrum*, 3:10, 2004.
- [34] Arturo De la Escalera and Jose María Armingol. Automatic chessboard detection for intrinsic and extrinsic camera parameter calibration. *Sensors*, 10(3):2027–2044, 2010.
- [35] Milan Kořálek and Anton Slabý. Designing a simple fiducial marker for localization in spatial scenes using neural networks. *Sensors*, 21(16), 2021.
- [36] Sergio Garrido-Jurado, Rafael Muñoz-Salinas, Francisco José Madrid-Cuevas, and Manuel Jesús Marín-Jiménez. Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion. *Pattern Recognition*, 47(6):2280–2292, 2014.
- [37] Leonid Naimark and Eric Foxlin. Circular data matrix fiducial system and robust image processing for a wearable vision-inertial self-tracker. In *Proceedings. International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pages 27–36. IEEE, 2002.
- [38] Joseph DeGol, Timothy Bretl, and Derek Hoiem. Chromatag: A colored marker and fast detection algorithm. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1472–1481, 2017.
- [39] Mo Shan, Yingcai Bi, Hailong Qin, Jiaxin Li, Zhi Gao, Feng Lin, and Ben M Chen. A brief survey of visual odometry for micro aerial vehicles. In *IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 6049–6054. IEEE, 2016.
- [40] Lukas Von Stumberg and Daniel Cremers. Dm-vio: Delayed marginalization visual-inertial odometry. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022.

- [41] Vladyslav Usenko, Jakob Engel, Jörg Stückler, and Daniel Cremers. Direct visual-inertial odometry with stereo cameras. In *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 1885–1892. IEEE, 2016.
- [42] Erliang Yao, Hexin Zhang, Hui Xu, Haitao Song, and Guoliang Zhang. Robust rgb-d visual odometry based on edges and points. *Robotics and Autonomous Systems*, 107:209–220, 2018.
- [43] Andr sa Macario Barros, Maugan Michel, Yoann Moline, Gweno s Corre, and Fr sd rick Carrel. A comprehensive survey of visual slam algorithms. *Robotics*, 11(1), 2022.
- [44] L Koestler, N Yang, N Zeller, and D Cremers. Tandem: Tracking and dense mapping in real-time using deep multi-view stereo. In *Conference on Robot Learning (CoRL)*, 2021.
- [45] Jakub Kratochv l. Vlastnosti systemu pro primou vizu ln  simult n  lokalizaci a mapov n . 2019.
- [46] Jaime Valls Mir , Gamini Dissanayake, and Weizhen Zhou. Vision-based slam using natural features in indoor environments. In *2005 International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, pages 151–156. IEEE, 2005.
- [47] Robert Sim, Pantelis Elinas, Matt Griffin, James J Little, et al. Vision-based slam using the rao-blackwellised particle filter. In *IJCAI Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics*, volume 14, pages 9–16, 2005.
- [48] Cesar Cadena, Luca Carlone, Henry Carrillo, Yasir Latif, Davide Scaramuzza, Jos  Neira, Ian Reid, and John J Leonard. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on robotics*, 32(6):1309–1332, 2016.
- [49] J rg Blankenbach and Abdelmoumen Norrdine. Position estimation using artificial generated magnetic fields. In *2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pages 1–5. IEEE, 2010.
- [50] Jongdae Jung, Seung-Mok Lee, and Hyun Myung. Indoor mobile robot localization and mapping based on ambient magnetic fields and aiding radio sources. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 64(7):1922–1934, 2014.

- [51] Ilari Vallivaara, Janne Haverinen, Anssi Kemppainen, and Juha Röning. Magnetic field-based slam method for solving the localization problem in mobile robot floor-cleaning task. In *2011 15th international conference on advanced robotics (ICAR)*, pages 198–203. IEEE, 2011.
- [52] Jaewoo Chung, Matt Donahoe, Chris Schmandt, Ig-Jae Kim, Pedram Razavai, and Micaela Wiseman. Indoor location sensing using geo-magnetism. In *Proceedings of the 9th international conference on Mobile systems, applications, and services*, pages 141–154, 2011.
- [53] Namkyoung Lee, Sumin Ahn, and Dongsoo Han. Amid: Accurate magnetic indoor localization using deep learning. *Sensors*, 18(5):1598, 2018.
- [54] Hao Xia, Xiaogang Wang, Yanyou Qiao, Jun Jian, and Yuanfei Chang. Using multiple barometers to detect the floor location of smart phones with built-in barometric sensors for indoor positioning. *Sensors*, 15(4):7857–7877, 2015.
- [55] Binghao Li, Bruce Harvey, and Thomas Gallagher. Using barometers to determine the height for indoor positioning. In *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pages 1–7. IEEE, 2013.
- [56] Diliang Chen, Huiyi Cao, Huan Chen, Zetao Zhu, Xiaoye Qian, Wenyao Xu, and Ming-Chun Huang. Smart insole-based indoor localization system for internet of things applications. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(4):7253–7265, 2019.
- [57] Hamid Laga, Laurent Valentin Jospin, Farid Boussaid, and Mohammed Bennamoun. A survey on deep learning techniques for stereo-based depth estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020.
- [58] Robert S Allison, Barbara J Gillam, and Elia Vecellio. Binocular depth discrimination and estimation beyond interaction space. *Journal of Vision*, 9(1):10–10, 2009.
- [59] Ryo Furukawa, Ryusuke Sagawa, and Hiroshi Kawasaki. Depth estimation using structured light flow—analysis of projected pattern flow on an object’s surface. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 4640–4648, 2017.
- [60] Mark Young, Erik Beeson, James Davis, Szymon Rusinkiewicz, and Ravi Ramamoorthi. Coded structured light. In *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8. IEEE, 2007.

- [61] Hieu Nguyen, Yuzeng Wang, and Zhaoyang Wang. Single-shot 3d shape reconstruction using structured light and deep convolutional neural networks. *Sensors*, 20(13):3718, 2020.
- [62] Felix Heide, Wolfgang Heidrich, Matthias Hullin, and Gordon Wetzstein. Doppler time-of-flight imaging. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 34(4):1–11, 2015.
- [63] Richard J Przybyla, Stefon E Shelton, André Guedes, Igor I Izyumin, Mitchell H Kline, David A Horsley, and Bernhard E Boser. In-air rangefinding with an aln piezoelectric micromachined ultrasound transducer. *IEEE Sensors Journal*, 11(11):2690–2697, 2011.
- [64] Dorin Ungureanu, Federica Bogo, Silvano Galliani, Pooja Sama, Xin Duan, Casey Meekhof, Jan Stühmer, Thomas J Cashman, Bugra Tekin, Johannes L Schönberger, et al. Hololens 2 research mode as a tool for computer vision research. *arXiv preprint arXiv:2008.11239*, 2020.
- [65] Achuta Kadambi, Jamie Schiel, and Ramesh Raskar. Macroscopic interferometry: Rethinking depth estimation with frequency-domain time-of-flight. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 893–902, 2016.
- [66] Shir Gur and Lior Wolf. Single image depth estimation trained via depth from defocus cues. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 7683–7692, 2019.
- [67] Ali A Abdallah, Chi-Shih Jao, Zaher M Kassas, and Andrei M Shkel. A pedestrian indoor navigation system using deep-learning-aided cellular signals and zupt-aided foot-mounted imus. *IEEE Sensors Journal*, 22(6):5188–5198, 2021.
- [68] Laura Ruotsalainen, Martti Kirkko-Jaakkola, Jesperi Rantanen, and Maija Mäkelä. Error modeling for multi-sensor measurements in infrastructure-free indoor navigation. *Sensors*, 18(2):590, 2018.
- [69] Yusheng Wang, Andrei Chernyshoff, and Andrei M Shkel. Error analysis of zupt-aided pedestrian inertial navigation. In *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 206–212. IEEE, 2018.
- [70] Larry C Boles and Kenneth J Lohmann. True navigation and magnetic maps in spiny lobsters. *Nature*, 421(6918):60–63, 2003.

- [71] Paul H Roberts and Eric M King. On the genesis of the earth's magnetism. *Reports on Progress in Physics*, 76(9):096801, 2013.
- [72] Lin Wang, Zhenjiang Dong, Ling Pei, Jiuchao Qian, Chengxuan Liu, Donghui Liu, and Peilin Liu. A robust context-based heading estimation algorithm for pedestrian using a smartphone. In *Proceedings of the 28th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015)*, pages 2493–2500, 2015.
- [73] Ling Pei, Donghui Liu, Danping Zou, Ronald Lee Fook Choy, Yuwei Chen, and Zhe He. Optimal heading estimation based multidimensional particle filter for pedestrian indoor positioning. *IEEE Access*, 6:49705–49720, 2018.
- [74] Robert B Leighton and Matthew Sands. *The Feynman lectures on physics*. Addison-Wesley Boston, MA, USA, 1965.
- [75] Sabrina Sanchez, Johannes Wicht, and Julien Bärenzung. Predictions of the geomagnetic secular variation based on the ensemble sequential assimilation of geomagnetic field models by dynamo simulations. *Earth, Planets and Space*, 72(1):1–20, 2020.
- [76] Janne Haverinen and Anssi Kemppainen. Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field. *Robotics and Autonomous Systems*, 57(10):1028–1035, 2009.
- [77] Pavel Karban, František Mach, Pavel Kůs, David Panek, and Ivo Doležel. Numerical solution of coupled problems using code agros2d. *Computing*, 95(1):381–408, 2013.
- [78] Binghao Li, Thomas Gallagher, Andrew G Dempster, and Chris Rizos. How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning? In *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–9. IEEE, 2012.
- [79] Muhammad Haris Afzal, Valerie Renaudin, and Gerard Lachapelle. Multi-magnetometer based perturbation mitigation for indoor orientation estimation. *Navigation*, 58(4):279–292, 2011.
- [80] Samir Rawashdeh, James Lumpp Jr, James Barrington-Brown, and Massimiliano Pastena. A stellar gyroscope for small satellite attitude determination. 2012.
- [81] Jianwei Zheng, Minhui Qi, Kui Xiang, and Muye Pang. Imu performance analysis for a pedestrian tracker. In *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*, pages 494–504. Springer, 2017.

- [82] Josef Justa, Václav Šmídl, and Aleš Hamáček. Fast ahrs filter for accelerometer, magnetometer, and gyroscope combination with separated sensor corrections. *Sensors*, 20(14):3824, 2020.
- [83] Mengde Zhang, Kailong Li, Baiqing Hu, and Chunjian Meng. Comparison of kalman filters for inertial integrated navigation. *Sensors*, 19(6):1426, 2019.
- [84] Antônio CB Chiella, Bruno OS Teixeira, and Guilherme AS Pereira. Quaternion-based robust attitude estimation using an adaptive unscented kalman filter. *Sensors*, 19(10):2372, 2019.
- [85] Robert Mahony, Tarek Hamel, and J-M Pflimlin. Complementary filter design on the special orthogonal group  $so(3)$ . *Proc. IEEE Conf. Decision Control (CDC-ECC'05)*, pages 1477–1484, 2005.
- [86] Roberto Valenti, Ivan Dryanovski, and Jizhong Xiao. Keeping a good attitude: A quaternion-based orientation filter for imus and margs. *Sensors*, 15:19302–19330, 2015.
- [87] Jin Wu, Zebo Zhou, Jingjun Chen, Hassen Fourati, and Rui Li. Fast complementary filter for attitude estimation using low-cost marg sensors. *IEEE Sensors Journal*, 16:6697–7007, 2016.
- [88] Jin Wu, Zebo Zhou, Hassen Fourati, and Yuhua Cheng. A super fast attitude determination algorithm for consumer-level accelerometer and magnetometer. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 64(3):375–381, 2018.
- [89] S. O. Madgwick, A. J. Harrison, and R Vaidyanathan. Estimation of imu and marg orientation using a gradient descent algorithm. *Rehabilitation Robotics (ICORR) 2011 IEEE International Conference*, pages 1–7, 2011.
- [90] Kaiqiang Feng, Jie Li, Xiaoming Zhang, Chong Shen, Yu Bi, Tao Zheng, and Jun Liu. A new quaternion-based kalman filter for real-time attitude estimation using the two-step geometrically-intuitive correction algorithm. *Sensors*, 17(9):2146, 2017.
- [91] Young Soo Suh. Simple-structured quaternion estimator separating inertial and magnetic sensor effects. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 55(6):2698–2706, 2019.
- [92] Bingfei Fan, Qingguo Li, and Tao Liu. Improving the accuracy of wearable sensor orientation using a two-step complementary filter with state machine-based adaptive strategy. *Measurement Science and Technology*, 29(11):115104, 2018.



- [93] William Rowan Hamilton. Ii. on quaternions; or on a new system of imaginaries in algebra. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 25(163):10–13, 1844.
- [94] Siwen Guo, Jin Wu, Zuocai Wang, and Jide Qian. Novel marg-sensor orientation estimation algorithm using fast kalman filter. *Journal of Sensors*, Article ID 8542153, 2017.
- [95] Markus Windolf, Nils Götzen, and Michael Morlock. Systematic accuracy and precision analysis of video motion capturing systems - exemplified on the vicon-460 system. *Journal of biomechanics*, 41(12):2776–2780, 2008.
- [96] Pierre Merriaux, Yohan Dupuis, Rémi Boutteau, Pascal Vasseur, and Xavier Savatier. A study of vicon system positioning performance. *Sensors*, 17(7):1591, 2017.
- [97] Claudia Mazza, Marco Donati, John McCamley, Pietro Picerno, and Aurelio Cappozzo. An optimized kalman filter for the estimate of trunk orientation from inertial sensors data during treadmill walking. *Gait & posture*, 35(1):138–142, 2012.
- [98] Ákos Odry, Robert Fuller, Imre J Rudas, and Péter Odry. Kalman filter for mobile-robot attitude estimation: Novel optimized and adaptive solutions. *Mechanical systems and signal processing*, 110:569–589, 2018.
- [99] Ian D Coope and Christopher John Price. On the convergence of grid-based methods for unconstrained optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 11(4):859–869, 2001.
- [100] M. Admiraal, S. Wilson, and R. Vaidyanathan. Improved formulation of the imu and marg orientation gradient descent algorithm for motion tracking in human-machine interfaces. In *2017 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*, pages 403–410, 2017.
- [101] Samuel Wilson, Henry Eberle, Yoshikatsu Hayashi, Sebastian OH Madgwick, Alison McGregor, Xingjian Jing, and Ravi Vaidyanathan. Formulation of a new gradient descent marg orientation algorithm: Case study on robot teleoperation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 130:183–200, 2019.
- [102] Josef Justa, Václav Šmídl, and Aleš Hamáček. Deep learning methods for speed estimation of bipedal motion from wearable imu sensors. *Sensors*, 22(10):3865, 2022.

- [103] Johan Wahlström and Isaac Skog. Fifteen years of progress at zero velocity: A review. *IEEE Sensors Journal*, 21(2):1139–1151, 2020.
- [104] Brandon Wagstaff, Valentin Peretroukhin, and Jonathan Kelly. Improving foot-mounted inertial navigation through real-time motion classification. In *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–8. IEEE, 2017.
- [105] Nan Bai, Yuan Tian, Ye Liu, Zhengxi Yuan, Zhuoling Xiao, and Jun Zhou. A high-precision and low-cost imu-based indoor pedestrian positioning technique. *IEEE Sensors Journal*, 20(12):6716–6726, 2020.
- [106] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [107] Kamiar Aminian, Philippe Robert, E Jequier, and Yves Schutz. Estimation of speed and incline of walking using neural network. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 44(3):743–746, 1995.
- [108] Tasriva Sikandar, Mohammad F Rabbi, Kamarul H Ghazali, Omar Altwijri, Mahdi Alqahtani, Mohammed Almjalli, Saleh Altayyar, and Nizam U Ahamed. Using a deep learning method and data from two-dimensional (2d) marker-less video-based images for walking speed classification. *Sensors*, 21(8):2836, 2021.
- [109] Nobuo Kawaguchi, Junto Nozaki, Takuto Yoshida, Kei Hiroi, Takuro Yonezawa, and Katsuhiko Kaji. End-to-end walking speed estimation method for smartphone pdr using dualcnn-lstm. In *IPIN (Short Papers/Work-in-Progress Papers)*, pages 463–470, 2019.
- [110] Hang Yan, Sachini Herath, and Yasutaka Furukawa. Ronin: Robust neural inertial navigation in the wild: Benchmark, evaluations, and new methods. *arXiv preprint arXiv:1905.12853*, 2019.
- [111] Tobias Feigl, Sebastian Kram, Philipp Woller, Ramiz H Siddiqui, Michael Philippsen, and Christopher Mutschler. Rnn-aided human velocity estimation from a single imu. *Sensors*, 20(13):3656, 2020.
- [112] Yuyang Qian, Kaiming Yang, Yu Zhu, Wei Wang, and Chenhui Wan. Combining deep learning and model-based method using bayesian inference for walking speed estimation. *Biomedical Signal Processing and Control*, 62:102117, 2020.

- [113] Yong Li and Luping Wang. Human activity recognition based on residual network and bilstm. *Sensors*, 22(2), 2022.
- [114] Ryan S McGinnis, Nikhil Mahadevan, Yaejin Moon, Kirsten Seagers, Nirav Sheth, John A Wright Jr, Steven DiCristofaro, Ikaro Silva, Elise Jortberg, Melissa Ceruolo, et al. A machine learning approach for gait speed estimation using skin-mounted wearable sensors: From healthy controls to individuals with multiple sclerosis. *PloS one*, 12(6):e0178366, 2017.
- [115] Yusheng Wang and Andrei M Shkel. Adaptive threshold for zero-velocity detector in zupt-aided pedestrian inertial navigation. *IEEE Sensors Letters*, 3(11):1–4, 2019.
- [116] Rui Zhang, Hai Yang, Fabian Höflinger, and Leonhard M Reindl. Adaptive zero velocity update based on velocity classification for pedestrian tracking. *IEEE Sensors journal*, 17(7):2137–2145, 2017.
- [117] Erick H Nuñez, Sanjit Parhar, Isao Iwata, Soko Setoguchi, Haoqian Chen, and Jean-François Daneault. Comparing different methods of gait speed estimation using wearable sensors in individuals with varying levels of mobility impairments. In *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, pages 3792–3798. IEEE, 2020.
- [118] Md Nafiul Alam, Tamanna Tabassum Khan Munia, and Reza Fazel-Rezai. Gait speed estimation using kalman filtering on inertial measurement unit data. In *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 2406–2409. IEEE, 2017.
- [119] Abolfazl Soltani, Hooman Dejnabadi, Martin Savary, and Kamiar Aminian. Real-world gait speed estimation using wrist sensor: A personalized approach. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 24(3):658–668, 2019.
- [120] Hassan Ismail Fawaz, Benjamin Lucas, Germain Forestier, Charlotte Pelletier, Daniel F Schmidt, Jonathan Weber, Geoffrey I Webb, Lhassane Idoumghar, Pierre-Alain Muller, and François Petitjean. Inceptiontime: Finding alexnet for time series classification. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 34(6):1936–1962, 2020.
- [121] Andrew Jaegle, Felix Gimeno, Andrew Brock, Andrew Zisserman, Oriol Vinyals, and Joao Carreira. Perceiver: General perception with iterative attention. *arXiv preprint arXiv:2103.03206*, 2021.

- [122] Jeffrey Donahue, Lisa Anne Hendricks, Sergio Guadarrama, Marcus Rohrbach, Subhashini Venugopalan, Kate Saenko, and Trevor Darrell. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 2625–2634, 2015.
- [123] Joe Yue-Hei Ng, Matthew Hausknecht, Sudheendra Vijayanarasimhan, Oriol Vinyals, Rajat Monga, and George Toderici. Beyond short snippets: Deep networks for video classification. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 4694–4702, 2015.
- [124] William Lotter, Gabriel Kreiman, and David Cox. Deep predictive coding networks for video prediction and unsupervised learning. *arXiv preprint arXiv:1605.08104*, 2016.
- [125] Lauro Ojeda and Johann Borenstein. Non-gps navigation for security personnel and first responders. *Journal of Navigation*, 60(3):391, 2007.
- [126] Dheepak Arumukhom Revi, Stefano M. M. De Rossi, Conor J. Walsh, and Louis N. Awad. Estimation of walking speed and its spatiotemporal determinants using a single inertial sensor worn on the thigh: From healthy to hemiparetic walking. *Sensors*, 21(21), 2021.
- [127] Lu Leng, Jiashu Zhang, Muhammad Khurram Khan, Xi Chen, and Khaled Alghathbar. Dynamic weighted discrimination power analysis: a novel approach for face and palmprint recognition in dct domain. *International journal of physical sciences*, 5(17):2543–2554, 2010.
- [128] Yuya Murata, Katsuhiko Kaji, Kei Hiroi, and Nobuo Kawaguchi. Pedestrian dead reckoning based on human activity sensing knowledge. In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pages 797–806, 2014.
- [129] Changhao Chen, Peijun Zhao, Chris Xiaoxuan Lu, Wei Wang, Andrew Markham, and Niki Trigoni. Oxiod: The dataset for deep inertial odometry. *arXiv preprint arXiv:1809.07491*, 2018.
- [130] Siddhartha Khandelwal and Nicholas Wickström. Gait event detection in real-world environment for long-term applications: Incorporating domain knowledge into time-frequency analysis. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 24(12):1363–1372, 2016.
- [131] Hang Yan, Qi Shan, and Yasutaka Furukawa. Ridi: Robust imu double integration. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pages 621–636, 2018.

- [132] Jens Barth, Cécilia Oberndorfer, Cristian Pasluosta, Samuel Schüle, Heiko Gassner, Samuel Reinfelder, Patrick Kugler, Dominik Schuldhuis, Jürgen Winkler, Jochen Klucken, et al. Stride segmentation during free walk movements using multi-dimensional subsequence dynamic time warping on inertial sensor data. *Sensors*, 15(3):6419–6440, 2015.
- [133] Alexander Rampp, Jens Barth, Samuel Schüle, Karl-Günter Gaßmann, Jochen Klucken, and Björn M Eskofier. Inertial sensor-based stride parameter calculation from gait sequences in geriatric patients. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 62(4):1089–1097, 2014.
- [134] Felix Kluge, Heiko Gaßner, Julius Hannink, Cristian Pasluosta, Jochen Klucken, and Björn M Eskofier. Towards mobile gait analysis: concurrent validity and test-retest reliability of an inertial measurement system for the assessment of spatio-temporal gait parameters. *Sensors*, 17(7):1522, 2017.
- [135] Chao Huang, Fuping Zhang, Zhengyi Xu, and Jianming Wei. The diverse gait dataset: gait segmentation using inertial sensors for pedestrian localization with different genders, heights and walking speeds. *Sensors*, 22(4):1678, 2022.
- [136] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [137] Diederik P Kingma, Shakir Mohamed, Danilo Jimenez Rezende, and Max Welling. Semi-supervised learning with deep generative models. In *Advances in neural information processing systems*, pages 3581–3589, 2014.
- [138] Diederik P Kingma and Max Welling. Auto-encoding variational bayes. *arXiv preprint arXiv:1312.6114*, 2013.
- [139] Xingjian Shi, Zhourong Chen, Hao Wang, Dit-Yan Yeung, Wai-Kin Wong, and Wang-chun Woo. Convolutional lstm network: A machine learning approach for precipitation nowcasting. *Advances in neural information processing systems*, 28, 2015.
- [140] Satya P Singh, Madan Kumar Sharma, Aimé Lay-Ekuakille, Deepak Gangwar, and Sukrit Gupta. Deep convlstm with self-attention for human activity decoding using wearable sensors. *IEEE Sensors Journal*, 21(6):8575–8582, 2020.
- [141] Jerome Friedman, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, et al. *The elements of statistical learning*, volume 1. Springer series in statistics New York, 2001.

- [142] Jason Wang, Luis Perez, et al. The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. *Convolutional Neural Networks Vis. Recognit*, 11:1–8, 2017.

## Seznam publikací a výstupů studenta

- [A1] JUSTA, J. HAMÁČEK, A. Accelerometer-magnetometer static rotation frame on the Earth. In Proceedings of the International Spring Seminar of Electronics Technology (ISSE 2016). Piscataway: IEEE, 2016. s. 407-412. ISBN: 978-1-5090-1389-0
- [A2] JUSTA, J. Představení a praktická aplikace MARG senzorů. In Elektrotechnika a informatika 2015. Elektrotechnika, elektronika, elektroenergetika. Plzeň: Západočeská univerzita v Plzni, 2015. s. 157-160. ISBN: 978-80-261-0514-5
- [A3] JUSTA, J. HAMÁČEK, A. Stanovení magnetického referenčního vektoru a jeho dopady na řešení inverzního problému u MARG senzorů. In Elektrotechnika a informatika 2016. Elektrotechnika, elektronika, elektroenergetika. Plzeň: Západočeská univerzita v Plzni, 2016. s. 43-46. ISBN: 978-80-261-0516-9
- [A4] JUSTA, J. HAMÁČEK, A. Kalibrace tyče pro měření nehomogenit magnetismu ve 3D prostoru. In Elektrotechnika a informatika 2017. Elektrotechnika, elektronika, elektroenergetika. Plzeň: Západočeská univerzita v Plzni, 2017. s. 109-112. ISBN: 978-80-261-0712-5
- [A5] JUSTA, J. ŠMÍDL, V. HAMÁČEK, A. Fast AHRS filter for accelerometer, magnetometer and gyroscope combination with separated sensor corrections. *SENSORS*, 2020, roč. 20, č. 14, s. 1-19. ISSN: 1424-8220
- [A6] JUSTA, J. ŠMÍDL, V. HAMÁČEK, A. Deep Learning Methods for Speed Estimation of Bipedal Motion from Wearable IMU Sensors. *SENSORS*, 2022, roč. 22, č. 10, s. 1-16. ISSN: 1424-8220

## Seznam tabulek

|    |   |    |
|----|---|----|
| 1  | <i>Srovnání inerciálních metod pro lokalizaci v budovách.</i>   | 19 |
| 2  | <i>Srovnání radiových metod pro lokalizaci v budovách.</i>  | 22 |
| 3  | <i>Srovnání optických metod pro lokalizaci.</i>   | 26 |
| 4  | <i>Srovnání magnetických metod pro lokalizaci.</i>  | 27 |
| 5  | <i>Srovnání tlakových metod pro lokalizaci.</i>   | 28 |
| 6  | <i>Srovnání hloubkových metod pro lokalizaci.</i>   | 31 |
| 7  | <i>Geomagnetické pole ke dni 10. 6. 2022, data z World Magnetic Model (WMM), ze serveru National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)</i>  | 36 |
| 8  | <i>Srovnání korekčních funkcí pro navrhovaný filtr</i>  | 66 |
| 9  | <i>Chyba v odhadu rotace testovaných filtrů pro všechny scénáře. Parametry optimalizovány pro každý test odděleně.</i>  | 66 |
| 10 | <i>Přesnost testovaných metod při křížové validaci. Parametry byly trénovány na části třetího scénáře pro rychlé nebo pomalé rotace, ta byla pro zobrazené výsledky z výpočtu chyby odstraněna.</i> | 69 |
| 11 | <i>Výpočetní náročnost algoritmů srovnávaných v této studii v podobě počtu operací s plovoucí desetinnou čárkou (FLOPs)</i>   | 70 |
| 12 | <i>Srovnání hlavních vlastností existujících metod a studií používajících inerciální navigaci výpočtem.</i>   | 75 |
| 13 | <i>Shrnutí existujících datasetů pro odhad rychlosti člověka.</i>   | 78 |
| 14 | <i>Rozsah testovaných ladicích parametrů dopředných architektur.</i>  | 84 |
| 15 | <i>SVAE hyper-parametry.</i>  | 87 |
| 16 | <i>Naladění parametrů konvenčních metod z [117] s použitím jejich číslování</i>   | 88 |
| 17 | <i>Shrnutí nejlépe naladěných parametrů testovaných architektur</i>   | 91 |

## Seznam obrázků

|   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | <i>Struktura metod pro lokalizaci v budovách</i>  | 13 |
| 2 | <i>Schéma navigace výpočtem. „B“ označuje referenční vztahnou soustavu budovy, „R“ označuje rotaci, „p“ pozici a „v“ rychlost</i> | 16 |

|    |  |    |
|----|--|----|
| 3  | <i>Ukázka různých typů optických značek. Zleva 1) ARuco [36] 2) Intersense [37] 3) QR code [Masahiro Hara, 1994, Japan] 4) ChromaTag [38] . . . . .</i>  | 24 |
| 4  | <i>Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mag. vodivých částí <math>\mu_r = 100</math>. Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklinacním úhlem dle lokace (viz tabulka 7)), vpravo na obrázku jižní magnetický pól. Obrázek vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira. . . . .</i>  | 39 |
| 5  | <i>Simulace chodba vícepatrové budovy, červeně siločáry pro 4 patra, transparentní černé siločáry pro 2 patra (Obrázek 4) , relativní permeabilita mag. vodivých částí <math>\mu_r = 100</math>. Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklinacním úhlem dle lokace (viz tabulka 7), vpravo na obrázku jižní magnetický pól. Obrázek vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira. . . . .</i>  | 39 |
| 6  | <i>Simulace rozložení magnetických siločar v horizontální rovině pro budovu s jednoduchou topologií s předpokladem homogenního rozložení <math>\mu</math> v budově. Primární magnetické pole orientováno homogenně ve svislém směru na obrázku (jižní magnetický pól nahoře). Zeleně siločáry pro <math>\mu_r = 100</math>, modře siločáry pro <math>\mu_r = 20</math>. Satelitní snímek Google Maps (49,7508° s. š., 13,4189° v. d.). . . . .</i> | 40 |
| 7  | <i>Simulace rozložení magnetických siločar v horizontální rovině pro budovy FEL ZČU + RICE s předpokladem homogenního rozložení <math>\mu</math> v budově. Primární magnetické pole orientováno homogenně ve svislém směru na obrázku (Jižní magnetický pól nahoře). Zeleně siločáry pro <math>\mu_r = 100</math>, modře siločáry pro <math>\mu_r = 20</math>. Satelitní snímek Google Maps (49,7240° s. š., 13,3496° v. d.). . . . .</i>          | 41 |
| 8  | <i>Simulace intenzity chodby s podlahou a stropem, relativní permeabilita mag. vodivých částí <math>\mu_r = 100</math>. Primární magnetické pole orientováno homogenně pod inklinacním úhlem dle lokace (viz Tabulka 7). . . . .</i>   | 42 |
| 9  | <i>Měřicí tyč magnetismu v budově, 5x magnetometr (BMX055), Raspberry Pi, baterie a optický spínač umístěny na hliníkové konstrukci. . . . .</i>   | 43 |
| 10 | <i>Měření geomagnetického pole v horizontální rovině. Pozice 1 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. Nahoře perspektiva s půdorysem, uprostřed horizontální rovina 6 cm nad podlahou, dole horizontální rovina 84 cm nad podlahou. . . . .</i>  | 44 |
| 11 | <i>Měření geomagnetického pole ve vertikálních rovinách. Pozice 1 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. . . . .</i>   | 45 |



|    |  |    |
|----|--|----|
| 12 | <i>Měření geomagnetického pole v horizontální rovině. Pozice 2 - Vídeň, budova TU Wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. Nahoře perspektiva s půdorysem, uprostřed horizontální rovina 6 cm nad podlahou, dole horizontální rovina 84 cm nad podlahou. . . . .</i>  | 46 |
| 13 | <i>Měření geomagnetického pole ve vertikálních rovinách. Pozice 1 - Vídeň budova TU wien, Favoritenstraße 9-11, 4. patro. . . . .</i>  | 47 |
| 14 | <i>Justa AHRS filtr [82] . . . . .</i>   | 53 |
| 15 | <i>Přesnost konvexního sloučení dvou rotací různými metodami. Rotace jsou ortogonálně orientovány a mají stejnou velikost (osa x grafu). Testována byla metoda jednoduchého sečtení rotací (kvaternionové násobení) a dvě popsané metody (červeně rovnice (33) a žlutě rovnice (32)). Referencí je iterační přístup s <math>10^9</math> kroků. . . . .</i>                         | 60 |
| 16 | <i>Měřicí přípravek v laboratoři VICON. . . . .</i>  | 62 |
| 17 | <i>Vizualizace změřených dat ze všech tří záznamů. První tři grafy ukazují data z MIMU senzoru: všechny osy, x,y,z akcelerometru, magnetometru, a gyroskopu. Čtvrtý graf ukazuje záznam rotace platformy z VICON systému, který je vyjádřen kvaternionem (12). Pomalé rotace jsou v intervalu 0–40 s, rychlé rotace 40–72 s, a dynamické translační zrychlení po 72 s. . . . .</i> | 63 |
| 18 | <i>Srovnání přesnosti Madgwickových filtrů s oběma korekčními funkcemi na prvním scénáři.</i>  | 65 |
| 19 | <i>Srovnání přesnosti SCF na třetím scénáři pro všechny testované tvary korekčních funkcí: lineární, konstantní a lomená. . . . .</i>  | 65 |
| 20 | <i>Průběh chyby porovnávaných filtrů pro první scénář. . . . .</i>   | 67 |
| 21 | <i>Průběh chyby porovnávaných filtrů pro druhý scénář. . . . .</i>   | 67 |
| 22 | <i>Průběh chyby na třetím scénáři pro všechny testované filtry (nahore): pomalé rotace (left), rychlé rotace (uprostřed) a dynamické translační zrychlení (vpravo). Parametry u filtrů jsou naladěny na nejnižší chybu. Výstupní kvaternion filtru FSCF je zobrazen pro ilustraci (dole). . . . .</i>  | 68 |
| 23 | <i>Ilustrace zachycení dat pohybu. <b>Vlevo:</b> měření IMU dat s referencí z mono-kola. <b>Vpravo:</b> detail na umístění IMU senzorů na noze. . . . .</i>  | 76 |
| 24 | <i>Ukázka změřených dat z inerciální jednotky na chodidle v 2s okně u prvního dobrovolníka. Nahoře při rychlosti chůze 6,5 km/h a dole při rychlosti běhu 24,2 km/h. . . . .</i>   | 81 |
| 25 | <i>Schéma architektury variačního auto-ekodéru využívajícího učení pod částečným dohledem. Cesta ze vstupu <math>X_t</math> do <math>y_t</math> odpovídá dopředné architektuře, cesta ze vstupu <math>X_t</math> do predikce <math>X'_t</math> působí jako regularizace. . . . .</i>   | 85 |

|    |  |     |
|----|--|-----|
| 26 | <i>Střední absolutní odchylka predikce rychlosti čtyř testovaných metod využívajících hluboké strojové učení a nejpřesnější heuristické metody [117] (M4 z Tabulky 16). Výsledná hodnota je průměrem z 8 subjektů křížové validace s vynecháním jednoho jedince. Všechny metody byly optimalizovány pro nejlepší výsledek. . . . .</i> | 89  |
| 27 | <i>Korelační diagramy měřených a predikovaných hodnot na prvním subjektu (v testovací sadě). Na diagramech jsou zobrazeny pro porovnání dvě metody: nejpřesnější konvenční metoda [117] (nahore) a nejpřesnější metoda hlubokého strojového učení SVAE-Sine (dole).</i>  | 92  |
| 28 | <i>Krabicový graf chyby odhadu na jednotlivých subjektech nejpřesnějšího SVAE-Sine a nejpřesnější dopředné architektury InceptionTime. . . . .</i>   | 93  |
| 29 | <i>Průměrná chyba predikce rychlosti SVAE-Sine metody natrénované na datech s různým umístěním a jejich různých kombinací. . . . .</i>   | 94  |
| 30 | <i>Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mg. vodivých částí <math>\mu_r = 20</math>, vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira, . . . . .</i>  | 118 |
| 31 | <i>Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mg. vodivých částí <math>\mu_r = 500</math>, vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira, . . . . .</i>   | 118 |

## Přílohy

### Lyx editor a LaTeX

Lyx->Document->Setting->Float Placement nastavit na "Here if its possible"

Lyx->Document->Setting->LaTeX Preamble vložit:

```
\usepackage{indentfirst}
```

```
\usepackage{blindtext}
```

```
\usepackage{mathptmx}% Times Roman font
```

```
\usepackage[scaled=1.00]{helvet}% Helvetica, served as a model for arial
```

```
\usepackage{xcolor}
```

```
\usepackage{titlesec}
```

```
\usepackage{natbib}
```

```
\usepackage[hang,flushmargin]{footmisc}

\renewcommand{\baselinestretch}{1.5}
\renewcommand{\bibsection}{}

\makeatletter
\newcommand\footnoteref[1]{\protected@xdef\@thefnmark{\ref{#1}}\@footnotemark}
\makeatother
\usepackage{threeparttable}

\usepackage{fancyhdr}
\pagestyle{fancy}
\fancyhf{}
\rhead{Jmeno Prijmeni, 2022}
\rfoot{Strana \thepage}

\titleformat{\chapter}[display]
{\normalfont\sffamily\Large\bfseries\color{black}}
{\chaptertitlename\ \thechapter}{20pt}{\Huge}

\titleformat{\section}
{\normalfont\sffamily\Large\bfseries\color{black}} {\thesection}{1em}{}

\titleformat{\subsection}
{\normalfont\sffamily\large\bfseries\color{black}}
{\thesubsection}{1em}{}

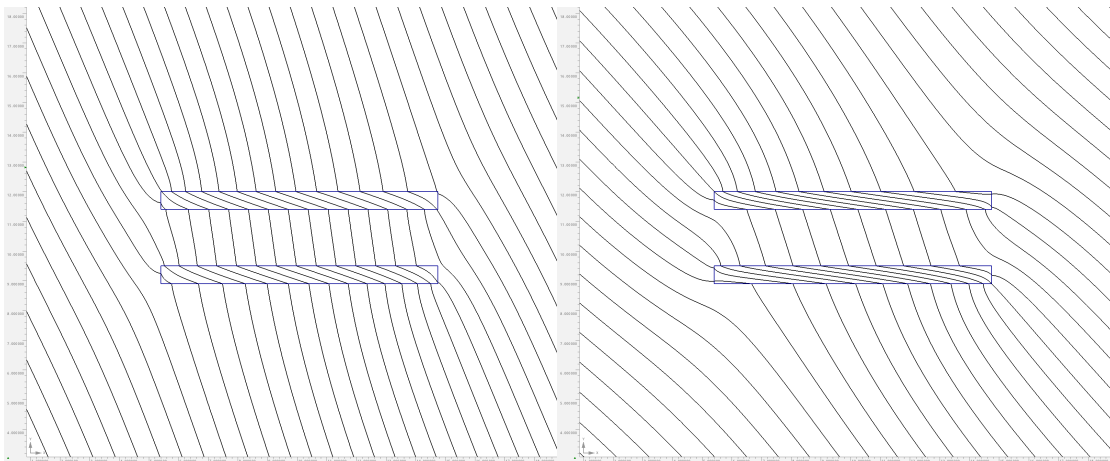
\titleformat{\subsubsection}
{\normalfont\sffamily\normalsize\bfseries\color{black}}
{\thesubsubsection}{1em}{}

```

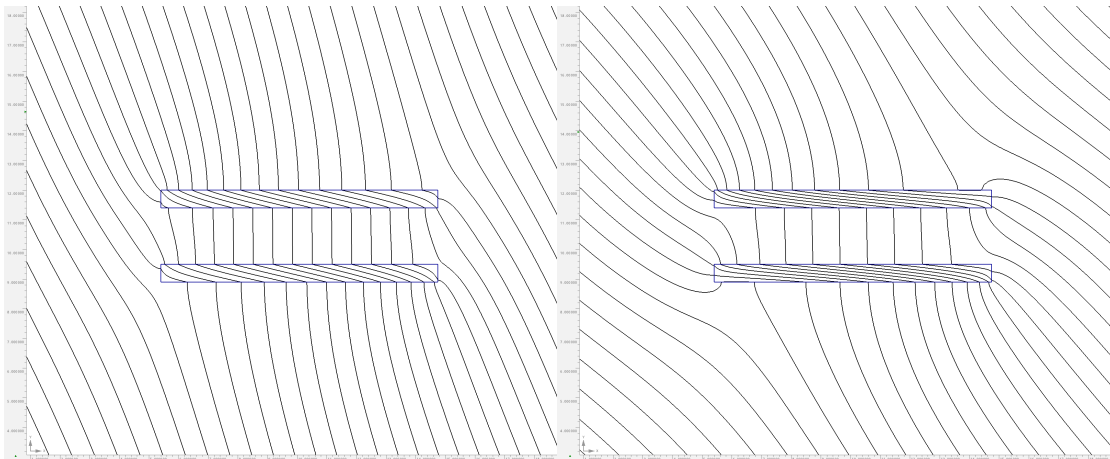
```
\newcommand\footnotespace{0.2cm}
```

```
\makeatletter
```

## Další případy simulací geomagnetického pole



Obrázek 30: Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mg. vodivých částí  $\mu_r = 20$ , vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira,



Obrázek 31: Simulace chodba s podlahou a stropem, relativní permeabilita mg. vodivých částí  $\mu_r = 500$ , vlevo: lokace Praha, vpravo: lokace Káhira,