Univerza v Ljubljani

Fakulteta za elektrotehniko

Tadej Beravs

Kalibracija pospeškometra in magnetometra z uporabo adaptivne metode

Doktorska disertacija

Mentor: prof. dr. Marko Munih

Ljubljana, maj 2014

Zahvala

Iskreno se zahvaljujem prof. dr. Marku Munihu za mentorstvo, strokovno pomoč in pregled doktorskega dela.

Za pomoč pri izvajanju meritev s tuljavo se najlepše zahvaljujem viš. pred. dr. Samu Begušu. As. dr. Janezu Podobniku se najlepše zahvaljujem za pomoč pri matematičnemu delu doktorske disertacije. Najlepša hvala tudi vsem ostalim sodelavcem Laboratorija za robotiko na Fakulteti za elektrotehniko v Ljubljani.

Zahvaljujem se domačim za izkazano podporo ter ženi Petri za neprestano spodbudo, življenjsko oporo in nesebično pomoč v vseh fazah nastanka pričujočega dela.

Kazalo

Seznam slik

Seznam uporabljenih kratic

kratica	opis
EKF	razširjeni Kalmanov filter (angl. Extended Kalman Filter)
I^2C	angl. Inter-Integrated Circuit
IME	inercialna merilna enota
IMU	inercialna merilna enota (angl. inertial measurement unit)
MEMS	mikro elektro mehanski sistem
PSO	algoritm roja delcev (angl. Paricle Swarm Algorithm)
SPI	angl. Serial Peripheral Interface
SVD	dekompozicija singularnih vrednosti (angl. singular value decomposition)
UART	univerzalni asinhrosnki sprejemnik/oddajnik (angl. universal asynchronous receiver/transmitter)
UKF	angl. Unscented Kalman Filter

Seznam uporabljenih simbolov in oznak

simbol	enota	opis
y		izhodna veličina
s		občutljivost
u		vhodna veličina
$\mathbf{y}$		izhodni vektor
$\mathbf{s}$		občutljivostna matrika
$\mathbf{T}$		ortogonalizacijska matrika
$\mathbf{b}$		vektor ničelnih vrednosti
$\mathbf{n}$		vektor šuma
$\mathbf{m}$		enotski vektor gravitacije
s_x, s_y, s_z		komopnente občutljivostne matrike
b_x, b_y, b_z		komopnente vektorja ničelnih vrednosti
α, β, γ	$^\circ$	ortogonalizacijski koti
$\mathbf{R}_6$		transformacijska matrika robota
$\mathbf{R}_{6\_i}$		transformacijska matrika vrha
$\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}}$		transformacijska matrika baze
ϕ_x	$^\circ$	kot zasuka po osi x
ϕ_z	$^\circ$	kot zasuka po osi z
φ_x	$^\circ$	kot zasuka po osi x
φ_z	$^\circ$	kot zasuka po osi z
$\hat{\mathbf{w}}_0$		ocenjeni začetni parameter
$\mathbf{w}$		neznani pravi parameter

simbol	enota	opis
$\hat{\mathbf{w}}_k^-$		vektor estimiranih parametrov
$\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$		kovariančna matrika
$\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$		matrika procesnega šuma
η_n		ojačanje prejšnjih vrednosti
$\boldsymbol{\chi}_{k\vert k-1}$		matrika sigma točk
$\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^-$		koren kovariančne matrike
L		dimenzija stanj
δ		ojačevalni parameter
α_{kf}		razpšrenost sigma točk
κ		ojačevalni parameter
β_{kf}		faktor predhodne informacije o porazdelitvi
${w_i}^{(c)}$		utež
${w_i}^{(m)}$		utež
$\mathbf{t}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_i$, $\mathbf{r}^{(6\mathrm{e}\_\mathrm{b})}{}_i$		elementi matrike sigma točk
$\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k\vert k-1}$		pričakovane merilne vrednosti
$\hat{\mathbf{d}}_k^-$		povprečne vrednosti meritev
$\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$		kovarianca meritev
$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}$		križna korelacija kovariance
$\mathbf{K}_k$		kalmanova matrika ojačanja
$\mathbf{U}$		ortonormalna baza matrike singularnih vektorjev
$\mathbf{\Sigma}$		diagonalna matrika singularnih vrednosti
$\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$		singularne vrednosti
$\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3$		singularni vektorji
$\mathbf{u}_e$		vektor orientacije vrha robota
C_{par}		kriterijska funkcija
$\mathbf{B}$		gostota magnetnega pretoka
B_x, B_y, B_z		komponente vektorja gostote magnetnega pretoka
θ, ϑ		koti neporavnanosti

Povzetek

Določanje orientacije togega telesa v prostoru se čedalje pogosteje izvaja z uporabo inercialnih merilnih sistemov, ki so v večini sestavljeni iz 3D žiroskopa, 3D pospeškometera in 3D magnetometera. Z ustreznim združevanjem senzornih podatkov ocenimo orientacijo merilnega sistema z natančnostjo, ki ustreza zahtevam različnih aplikacij, na primer merjenju kinematike človeka, preučevanju dnevnih aktivnosti, uporabi v modelarstvu, avtomobilski industriji itd. 3D inercialni merilni sistemi z zviševanjem natančnosti prevzemajo vlogo že uveljavljenih merilnih sistemov. Njihove prednosti so predvsem preprosta uporaba in neinvazivnost pri izvajanju meritev, prepričljiva pa je tudi cena, saj inercialno enoto sestavljajo senzorji, ki bazirajo na cenovno ugodni MEMS tehnologiji. Za dosego dovolj visoke točnosti merjenja orientacije in položaja togega telesa v prostoru je potrebno merilni sistem ustrezno umeriti oz. oceniti parametre vgrajenih senzorjev. Oceno parametrov lahko izvedemo z več različnimi metodami, ki za natančnost zahtevajo veliko število meritev ali sofisticirano merilno opremo. Predstavljeni sta kalibraciji pospeškometra in magnetometra z adaptivno metodo. Ta za ocenjevanje parametrov uporablja Kalmanov filter. S preračunom kovariančnih matrik pridobimo informacijo o optimalni orientaciji senzorja, v kateri lahko dosežemo največjo občutljivost senzornih parametrov. S samodejnim manipuliranjem senzorja v izračunane orientacije tako dosežemo hitro konvergenco senzornih parametrov z majhnim številom samodejno določenih orientacij.

V prvem delu je predstavljena realizacija brezžičnega merilnega sistema za določanje orientacije v prostoru. Posamezna merilna enota vključuje tri senzorje: triosni žiroskop, triosni pospeškometer in triosni magnetometer. Vsaka merilna enota ima vključen tudi modul za brezžično komunikacijo ter procesiranje. Frekvenca pošiljanja surovih senzornih podatkov znaša od 100 Hz do 500

Hz. Senzorna enota je na osebni računalnik povezana preko sprejemno/oddajne enote z dvosmerno komunikacijo. Ta podatke, ki jih sprejme od senzorne enote, preko omrežne povezave pošlje na osebni računalnik. Sprejemna enota zmore sprejemati do 20 merilnih enot hkrati.

V drugem delu je prestavljena adaptivna kalibracijska metoda pospeškometra, ki za ocenjevanje parametrov uporablja Kalmanov filter. Za manipuliranje inercialne merilne enote je uporabljen robot. Z metodo ocenjujemo tri splošne senzorske parametre: ojačanje, neporavnanost senzornih osi ter odmik od ničle. Ker vektor gravitacijskega pospeška ni idealno poravnan z bazo robota, senzor pa ni idealno poravnan na vrh robota, ocenjujemo tudi parametre neporavnanosti med vzbujalnim vektorjem in bazo robota ter med vrhom robota in senzornim sistemom. S SVD dekompozicijo kovariančne matrike senzorskih parametrov določimo naslednjo orientacijo senzorja, v kateri lahko dosežemo največjo občutljivost parametrov, ki imajo največjo varianco. Senzor nato s pomočjo robota premaknemo v izračunano orientacijo ter dodamo fiksno rotacijo okrog izračunane osi. Postopek ponavljamo, dokler se vrednosti varianc ne ustalijo. Tak postopek nam omogoča avtomatsko kalibracijo senzorja z minimalnim številom iteracij. Za oceno kalibracijske metode smo izvedli večje število simulacij ter rezultate primerjali z rezulati metode najmanjših kvadratov pri naključno izbranih orientacijah senzorja. Adaptivno kalibracijsko metodo smo izvedli tudi na realnem sistemu, kjer smo opazovali ponovljivost pridobljenih ocen parametrov.

Tretji del predstavlja kalibracijo magnetometra z uporabo adaptivne metode. Metode kalibracije pospeškometra ne moremo enostavno preslikati na metodo kalibracije magnetometra, saj je bilo z meritvami magnetnega polja v okolici vrha robota ugotovljeno, da je magnetno polje med njegovim delovanjem popačeno. Prav tako je bilo z meritvami ugotovljeno, da je zaradi električnih vodnikov in kovinskih struktur magnetno polje nehomogeno in časovno spremenljivo tudi izven območja robota. Temu primerno smo za kalibracijo magnetometra uporabili triosno Helmholtz tuljavo. Senzor v tem primeru miruje, s pomočjo tuljave pa spreminjamo orientacijo vektorja magnetnega polja. Da zagotovimo ustrezne merilne pogoje, s tuljavo hkrati kompenziramo zunanje magnetno polje, pri čemer se uporablja dodatni referenčni magnetometer, ki je postavljen v tuljavi. Za oceno

parametrov uporabimo modificiran matematični algoritem, kot smo ga uporabili pri pospeškometru, ki za visoko natančnost potrebuje zgolj petnajst merilnih iteracij. Za oceno kalibracijske metode je bila izvedena simulacijska primerjava določanja parametrov z uporabo adaptivno določenih orientacij magnetnega polja in ročno ter naključno določenih orientacij magnetnega polja. Prav tako je bila metoda preizkušena na štiridesetih različnih magnetometrih.

V zadnjem delu je prikazana združitev metod kalibracije pospeškometra in magnetometra. Kalibracija je izvedena z uporabo adaptivne metode, kjer se orientacije senzorja samodejno izračunavajo, za premik senzorja pa uporabimo namensko izdelan dvoosni nemagnetni manipulator. Ta je postavljen na umerjeno podlago v 3D Helmholtz tuljavi, ki zagotavlja poravnanost z gravitacijskim poljem. Ker je na podlagi nameščen tudi referenčni magnetometer, sta magnetno in gravitacijsko polje poravnana. Natančnost manipulatorja je za nekaj razredov višja od natančnosti magnetometra, zato namesto orientiranja magnetnega polja v tuljavi raje uporabljamo manipulator, magnetno polje pa ostaja konstantno v isti smeri. S pomočjo dvoosnega kalibracijskega manipulatorja smo izvedli tudi kalibracijo z izvajanjem večjega števila meritev. Senzorski parametri so tako določeni tudi brez uporabe adaptivne metode, ponovljivost parametrov je visoka, vendar je tak način časovno potraten.

Ključne besede: Kalibracija pospeškometra, kalibracija magnetometra, Kalmanov filter, dvoosni kalibracijski manipulator

Abstract

Orientation measurement of a rigid body is progressively being carried out using inertial measurement systems. The inertial measurement unit (IMU) in most cases consist of 3D gyroscope, 3D accelerometer and 3D magnetometer. With adequate data fusion of sensory data it is possible to estimate the orientation of a rigid body with an accuracy that meets the requirements for different applications, such as estimating human body kinematic, daily activity measurements, robotics, automotive industry, etc. With higher accuracy, the inertial measurement systems represent the replacement for the traditional measurement systems. The IMUs have some advantages due to their small size and low price of MEMS components. To achieve the required accuracy of a measurement system they need to be calibrated by estimating all the sensor parameters. Parameter estimation can be carried out by different calibration methods that require a large number of measurements or special measuring equipment. In this work an adaptive calibration method for accelerometer and magnetometer is presented. The method uses Kalman filter for parameter estimation. With the help of parameter covariance matrix, the optimal orientation of a sensor can be determined in which the maximal sensitivity of parameter estimation can be achieved. With automated calculation of preferred orientations and manipulation of the sensor the calibration method provides fast convergence of sensor parameters with a low number of iterations.

The first chapter presents the design and implementation of a custom wireless inertial measurement system. Each wireless inertial measurement unit consists of a 3D gyroscope, a 3D accelerometer and a 3D magnetometer. The IMU also has an embedded processor with wireless connectivity. The lowest sampling and data transfer rate is 100 Hz. The IMU is connected to the personal computer

via transceiver unit with two way wireless protocol. The transceiver can acquire data from 20 units at the same time.

The second chapter describes the adaptive calibration method for accelerometer. The method uses Kalman filter for parameter estimation. The robotic arm is used to manipulate the sensor. The method estimates three basic parameters which are gain, misalignment and bias. Due to nonideal leveling of the robot with the gravity field, misalignment of a robot must also be estimated. With the singular value decomposition of parameter covariance matrix we can determine the next orientation with the largest sensitivity in which that the sensor should be placed for optimal parameter estimation. The process is repeated until the parameter variance settles, resulting in a fast method convergence. To evaluate the adaptive method, a large number of simulations are performed and estimation errors are compared with a least-square method where the orientations of the sensor are chosen randomly. The adaptive calibration method is also implemented in a real system where we observed the repeatability of sensor parameters.

The third part presents the adaptive calibration method of the magnetometer. The method for calibration of accelerometer cannot be directly used for calibrating the magnetometer due to magnetic field disturbances in surroundings of the robot end-effector. The simple measurements also demonstrated that due to all ferromagnetic materials inside the room and walls, and due to movement of metal objects such as elevators the magnetic field orientation and amplitude is also disturbed. Therefore, the magnetometer was placed in 3D Helmholtz coil, which enables us to compensate outer magnetic field and to create the magnetic field in any given direction. For sensor parameter estimation the modified mathematical algorithm from the accelerometer method is used. This way for a successful calibration only 15 measurement iterations are needed. To evaluate the method, a simulation is performed by comparing the estimation results using adaptive method and method with manual and also random predefined magnetic field orientations. The calibration method is also applied on 40 different real magnetometers.

In the last chapter, the integration of both calibration methods is presen-

ted, using a specially designed nonmagnetic two-axis calibration manipulator. While the adaptive method calculates the preferred sensor orientation, the two-axis manipulator places the sensor in calculated orientation. The manipulator is positioned on leveled surface in 3D Helmholtz coil that is aligned with gravitational and magnetic field. The accuracy and resolution of two-axis manipulator is higher than the accuracy of a sensor that needs to be calibrated. With the manipulator in the 3D Helmholtz coil, a homogenous magnetic field with constant direction and amplitude can be guarantied. The two-axis calibration manipulator is also used for acquiring a large number of measurements to determine sensor parameters without adaptive method. This time-consuming approach yields high repeatability of sensor parameters.

Key words: Accelerometer calibration, magnetometer calibration, Kalman filter, two-axis calibration manipulator

1
Uvod

Razvoj mikro elektro mehanskih sistemov MEMS (angl. micro electro-mechanical system) omogoča dostop do cenovno ugodnih in kvalitetnih senzorjev, kot so pospeškometri, magnetometri in žiroskopi. Čedalje pogosteje se inercialni merilni sistem uporablja za določanje prostorske orientacije togega telesa. Merjenje orientacije in položaja togega telesa lahko poteka s pomočjo različnih merilnih sistemov, odvisno od zahtev in potreb konkretnega problema. Za precizne meritve se uporabljajo dragi mehanski ali optični inercialni senzorji, na področju preučevanja človeškega gibanja pa so se v veliki večini uporabljali optični merilni sistemi. Z višanjem natančnosti in razvojem računskih algoritmov pa to vlogo vedno bolj prevzemajo inercialni merilni sistemi [1], ki so zaradi nizke cene in nezahtevne uporabe postali zelo dostopni. Orientacijo togega telesa z inercialnim merilnim sistemom v veliki večini določamo s pomočjo žiroskopa med hitrejšimi gibi, korekcijo orientacije pa pridobimo s pomočjo pospeškometra in magnetometra med mirovanjem z uporabo združevalnih filtrov [2]. Integrirani inercialni in magnetni senzorji, ki jih odlikuje majhna masa in prostornina, se pojavljajo v navigacijskih sistemih [3, 4, 5], robotiki [6], avtomobilski industriji [7], modelarstvu [8]. Uporabni so tudi za preučevanje dnevne aktivnosti gibanja [9] ali kinematike človeka [10, 11].

Vsak merilni sistem ima določen raztros senzorskih parametrov. Senzorji, ki bazirajo na MEMS tehnologiji, prav tako niso imuni na raztros senzornih parametrov. Večjo težavo pri omenjenih senzorjih predstavlja množična proizvodnja, pri kateri pa proizvajalec ne more poskrbeti za kalibracijo senzornih parametrov, zato poda zgolj območje, v katerem se ti parametri lahko nahajajo. Če želimo MEMS senzorje uporabiti v merilnem sistemu, je potrebno določiti senzorne parametre. To storimo s kalibracijo. Najpogosteje senzorni parametri opisujejo faktor ojačanja senzorjev po občutljivostnih oseh, odmik od ničle, časovno lezenje in medsebojne neporavnanosti občutljivostnih osi senzorskega sklopa ter neporavnanost senzorja na tiskano vezje ali ohišje. Nenazadnje je potrebno upoštevati še spremembo parametrov v odvisnosti od temperature. Za kalibracijo 3D pospeškometra obstajajo že predpisane sledljive metode [12].

Termin kalibracija po definiciji pomeni operacijo, s katero se pod določenimi pogoji ugotavlja povezava med vrednostmi veličine in merilnimi negotovostmi, ki jih dajejo etaloni in ustrezna kazanja s pripadajočimi merilnimi negotovostmi. Ta informacija se uporabi za ugotovitev razmerja, ki na podlagi kazanja omogoči pridobitev merilnega rezultata [13]. V pričujočem delu pa termin kalibracija uporabljamo v smislu justiranja oz. naravnavanja senzornih parametrov .

Standard ISO 16063-11:2009 opisuje vibracijsko kalibriranje senzorja, pri katerem je pomik senzorja merjen z laserskim interferometrom [14]. Amplituda pospeška sega od 0,1 m/s^2 do 1000 m/s^2 s frekvenco od 1 Hz do 10 kHz. Negotovost zaznavanja amplitude mora biti 0,5 %, zaznavanje faznega zamika pa 0,5°. Električno gnana vibracijska miza, na katero je pritrjen pospeškometer, se pomika po vseh treh kartezičnih oseh. Te tri pomike merimo z uporabo laserskih interferometrov, s katerimi merimo odmik senzorja v odvisnosti od časa [15].

Za senzorje z nižjo vzorčno frekvenco je na voljo tudi primarna kalibracija pospeškometra s pomočjo centrifuge - standard ISO 5347-7:1993. Centrifuga je primerna za kalibracijo pospeškometrov z višjim občutljivostnim območjem, ki sega od 10 m/s^2 do 1000 m/s^2. Senzor je postavljen v notranjost centrifuge, le-ta pa mora ustrezati predpisanim pogojem. Centrifuga mora biti postavljena na nastavljivi mizi, s katero zagotovimo, da je postavljena ±0,5° vodoravno ter omogočamo konstantno vrtenje [16].

Standard ISO 16063-21:2008 opisuje kalibracijo pospeškometra na vibracijski mizi s primerjavo z referenčnim pospeškometrom [17]. Postopek kalibracije je podoben kot pri primarni kalibraciji, le da v tem primeru namesto laserskega interferometra uporabljamo referenčni pospeškometer, ki je predhodno kalibriran po standardu ISO 16063-11:2009.

Standard ISO 5347-5:1993 opisuje postopek kalibracije pospeškometra brez zunanjega vzbujanja, kar je uporabno predvsem pri senzorjih z nizko vzorčno frekvenco. Ker se za referenco uporablja vrednost gravitacijskega pospeška, je najmanjša negotovost kalibracije $\pm 0{,}01$ m/s^2. Posebej je potrebno biti pozoren na lokacijo, kjer kalibriramo pospeškometer, saj vrednost gravitacijskega pospeška ni konstantna in se giblje od 9,78 m/s^2 do 9,83 m/s^2. Metoda kalibracije je razmeroma preprosta. Zagotoviti je potrebno vodoravno podlago, na katero postavimo senzor, zabeležimo odčitek, ter senzor obrnemo za 180°. Tako ga vzbujamo v obeh smereh. Negotovost postavitve senzorja na vodoravno površino mora biti v območju $\pm 0{,}5°$ [18].

Za kalibracijo magnetometra se uporablja triosna tuljava za ustvarjanje referenčnega magnetnega polja in kompenzacijo magnetnega polja Zemlje. Smer magnetnega polja v tuljavi se določi z Foersterjevem magnetometrom, ki je pripet na nemagnetnem teodolitu. Konstanto tuljave se določi z uporabo protonskega magnetometra. Magnetometer, ki ga želimo kalibrirati se postavi v sredino tuljave na podstavek, ki mu lahko spreminjamo temperaturo. Kalibracija poteka z induciranjem znanega magnetnega polja v več smeri ter primerjavo odčitkov kalibriranega magnetometra [19].

Seveda obstajajo tudi enostavnejše metode, ki so primernejše za MEMS senzorje, saj je njihova natančnost precej nižja in zato ne potrebujejo tako natančnih kalibracij. Obstaja več razmeroma enostavnih metod, ki so primerne za kalibracijo triosnih senzorjev. Najpogosteje uporabljena metoda kalibracije pospeškometra ali magnetometra je s premikom senzorja v šest različnih orientacij, s pomočjo katere lahko določimo največ dva senzorna parametra. Metoda uporablja razmeroma preprost matematični algoritem, kjer je vsota senzornih signalov enaka gravitacijskem vektorju ali vektorju magnetnega polja [20]. Podoben pristop kalibracije pospeškometra ali magnetometra je prikazan v literaturi [21, 22], kjer je sicer zahtevano večje število orientacij. Vsi trije parametri (ojačanje, odmik od ničle ter neporavnanost osi) se izračunajo z pomočjo Levenberg-Marquardt algoritma, oziroma Newtonova iteracijska aritmetika [23, 24]. Celovita rešitev kalibracije inercialne merilne enote, kjer so določeni parametri pospeškometra, magnetometra in žiroskopa, je predstavljena v literaturi [25]. Primerjava izhodov z referenčnim magnetometrom pri uporabi večjega števila meritev je opisana v literaturi [26]. Z uporabo optimizacijskega algoritma PSO ("Particle Swarm Algorithm") so prikazali pristop kalibracije magnetometra v [27].

Uporaba bolj sofisticiranega merilnega sistema je prikazana v literaturi [28], kjer se s pomočjo optičnega merilnika določi trenutni premik senzorskega sistema, parametri pa so izračunani s pomočjo metode vsote najmanjših kvadratov. Podobno je prikazano v literaturi [29], kjer optični sistem uporabijo kot referenčno orientacijo senzorja, način izračuna parametrov pospeškometra ostaja enak. S pomočjo metode najmanjših kvadratov je izvedena kalibracija pospeškometra in magnetometra s pomočjo robotske roke [30], kjer je poleg treh senzornih parametrov določena še neporavnanost senzorja na robotu, kot tudi neporavnanost robotske roke glede na gravitacijsko oz. magnetno polje. V prispevku [31] je prikazana izvedba namenske sferične tuljave, ki omogoča kompenziranje zunanjih motenj. Z ustvarjanjem znanega magnetnega polja v tuljavi je tako mogoča enostavna kalibracija magnetometra. Pristop z uporabo 3D Helmholtz tuljave je predstavljen v prispevku [32]. Uporaba nemagnetnega manipulatorja za potrebe kalibracije magnetometra pa je predstavljena v literaturi [33].

Predstavljene kalibracijske metode izračun parametrov opravijo po opravljenih meritvah s senzorjem. Obstajajo tudi metode, ki senzorne parametre ocenijo sočasno z meritvami. Prednost teh metod je predvsem v krajšem času, ki ga potrebujemo za kalibracijo, saj so parametri po zadnji opravljeni meritvi že določeni. Sočasno določanje parametrov je predstavljeno v primeru kalibracije magnetometra [34] oz. celotne inercialne merilne naprave [35], kjer je potrebno ročno zagotoviti večje število različnih orientacij. V literaturi [36] in [37] za spremembo orientacije senzorja uporabljajo sofisticirano opremo, parametri pa so ocenjeni s pomočjo Kalmanovega filtra.

Senzorne parametre najbolj učinkovito ocenimo, če je senzorna os postavljena v takšno orientacijo, da je občutljivost senzornega parametra največja. Najpreprostejše kalibracijske metode za določanje orientacije senzorja uporabljajo kar togo telo [38, 20], kjer je natančnost kalibracije razmeroma nizka zaradi majhnega števila orientacij. Hkrati pa niso upoštevane neporavnanosti senzorja na togo telo oz. neporavnanosti na vzbujalni vektor gravitacijskega pospeška ali vektorja magnetnega polja.

Višjo natančnost ocenjevanja senzornih parametrov lahko dosežemo, če poznamo orientacijo senzorja glede na smer merjene veličine. Orientacijo senzorja lahko določimo s pomočjo optičnega sistema, kot je prikazano v literaturi [29], z rotacijsko mizo [36, 33] ali pa s pomočjo referenčnega senzorja [26]. Še najbolj smotrna se zdi uporaba robotske roke, s pomočjo katere lahko spreminjamo in odčitavamo orientacijo senzorja [30].

1.1 Cilji

Z uporabo naštetih kalibracijskih metod je natančnost ocene senzornih parametrov odvisna od izbire in števila orientacij senzorja oz. vzbujanja senzorja med kalibracijo. Pri uporabi adaptivne kalibracijske metode želimo izkoristiti dejstvo, da vrednost ocenjene napake senzornih parametrov hitreje konvergira proti najnižji vrednosti z orientacijo senzorja oz. z vzbujanjem v takšni orientaciji, v kateri dosežemo največjo občutljivost senzornih parametrov. Te orientacije pridobimo s SVD dekompozicijo kovariančne matrike senzornih parametrov, ki imajo največjo varianco. Senzor nato s pomočjo robota premaknemo v izračunano orientacijo oz. spremenimo smer magnetnega polja v izračunano orientacijo. Postopek ponavljamo do ustalitve varianc senzornih parametrov.

Disertacija ima tri sklope dela. Prvi del je osredotočen na razvoj in izvedbo merilnega sistema:

- izvedba brezžičnega sistema za določanje orientacije, ki ga sestavljajo troosni pospeškometer, troosni žiroskop in troosni magnetometer,
- izvedba komunikacijske enote, ki omogoča istočasen sinhroniziran sprejem večjega števila senzornih enot s frekvenco 100 Hz ter hitro povezavo z oseb-

nim računalnikom,

- izvedba hitrega brezžičnega komunikacijskega protokola, ki omogoča pošiljanje senzornih podatkov s frekvenco od 100 Hz do 500 Hz.

Drugi del predstavlja zasnovo in oceno predlagane kalibracijske metode za kalibracijo 3D pospeškometra in 3D magnetometra:

- načrtovanje matematičnega modela adaptivne kalibracijske metode s pomočjo t.i. "unscented"Kalmanovega filtra, ki omogoča kalibracijo z optimalnim številom različnih orientacij,
- izvedba in validacija kalibracije pospeškometra s pomočjo šestosnega robota z uporabo adaptivne kalibracijske metode,
- izvedba in validacija kalibracije magnetometra s pomočjo 3D Helmholtz tuljave z uporabo adaptivne kalibracijske metode,
- ovrednotenje in primerjava predlagane metode z najpogosteje uporabljenimi metodami v literaturi.

Zadnji del predstavlja načrtovanje in uporabo dvoosnega kalibracijskega manipulatorja za kalibracijo 3D pospeškometra in 3D magnetometra:

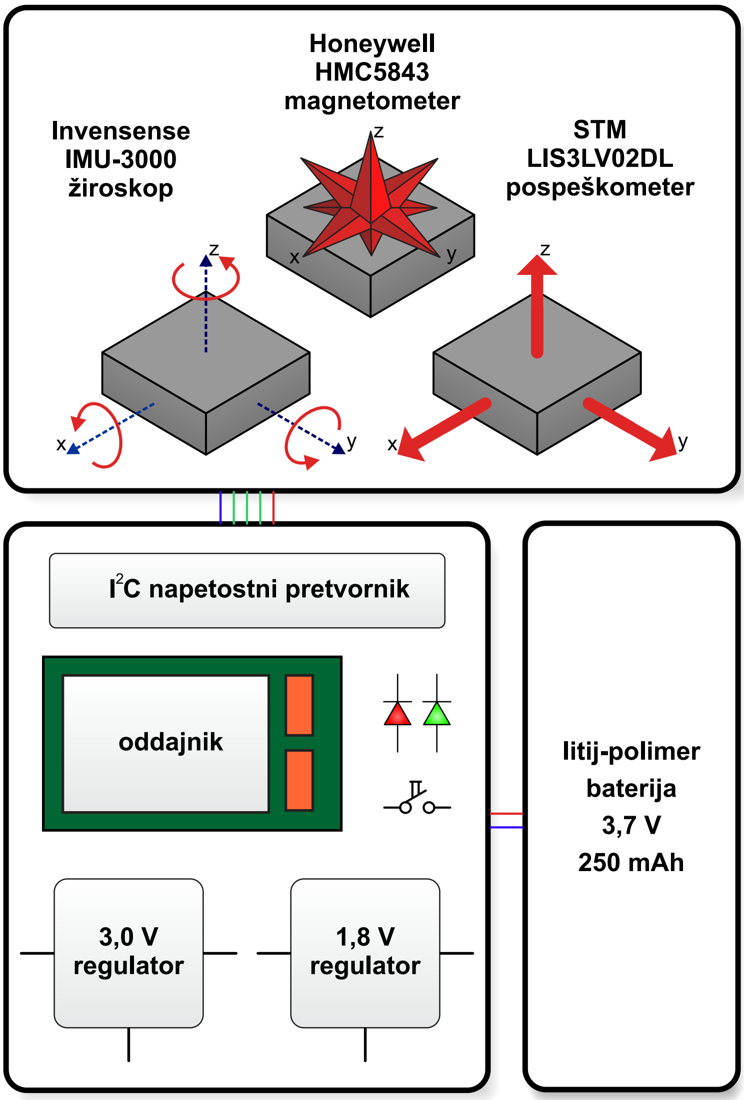
- načrtovanje in izvedba dvoosnega kalibracijskega manipulatorja, izdelanega iz nemagnetnih materialov, pogonov in senzorjev,
- izvedba adaptivne metode kalibracije pospeškometra in magnetometra z uporabo kalibracijskega manipulatorja,
- določanje senzornih parametrov z uporabo visokega števila meritev.

2

Merilni sistem

2.1 Inercialna merilna enota

V času načrtovanja inercialne merilne enote je na trgu obstajalo večje število komercialnih izdelkov, vendar rešitev, ki bi uporabljale dovolj hitro brezžično komunikacijo, bile majhnih dimenzij z ustrezno avtonomijo oz. bi bile cenovno ugodne, ni bilo na izbiro. Zaradi hitrega razvoja MEMS tehnologij se velikost senzornih integriranih vezij manjša. Komercialni izdelki so večinoma vsebovali preverjene, a rahlo starejše enoosne senzorje, ki so bili ustrezno razvrščeni po tiskanem vezju. Pri sestavljanju takšnih vezij lahko prihaja do napak, saj osi senzorjev niso idealno poravnane na tiskanem vezju. Tak sistem sestave zavzame tudi veliko prostora na tiskanem vezju. S tem je bila upravičena sestava lastne inercialne merilne enote, saj le-ta uporablja integrirane triosne senzorje, ki niso tako podvrženi napakam pri sestavi ter potrebujejo minimalno površino na tiskanem vezju. Novi senzorji imajo že vgrajene analogno digitalne pretvornike, kar dodatno pripomore k manjšemu številu pomožnih komponent. Namen uporabe inercialne merilne enote je predvsem merjenje kinematike človeškega gibanja pri različnih projektih. Glavne zahteve merilne enote so bile zato predvsem enostavna montaža in uporaba, brezžična povezava ter velikost naprave. Prvotni sistem je bil zaradi lažje pritrditve na telo sestavljen iz treh segmentov. Prvi segment sestavljajo magnetni in inercialna senzorja, drugi segment sestavlja mikrokrmilnik za zajem podatkov in brezžično komunikacijo, zadnji del pa predstavlja baterija kot prikazuje slika 2.1.



Slika 2.1: Inercialna merilna enota sestavljena iz treh delov: senzorni del, mikrokrmilniški del ter baterija. Med senzornim in mikrokrmilniškim delom je žična povezava, preko katere teče I2C protokol za komunikacijo s senzorji, dve napajalni liniji ter skupna masa.

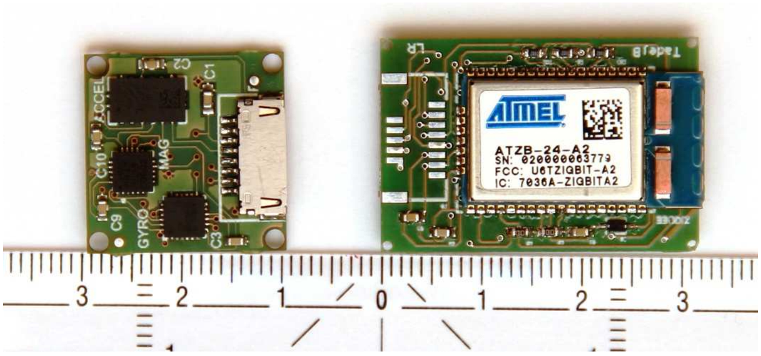
Prvi del sestavljajo triosni žiroskop podjetja Invensense IMU-3000, triosni pospeškometer STMicroelectronics LISLV02DL ter triosni magnetometer Honeywell HMC5843. Žiroskop ima možnost programskega izbiranja območja delovanja med ±250, ±500, ±1000 in ±2000 stopinj na sekundo [39]. Prav tako omogoča vklop in izbiro frekvence nizkoprepustnega filtra. Frekvenca vzorčenja žiroskopa je nastavljena na 1,024 kHz. Podatek vsake osi je predstavljen kot 16 bitno predznačeno število. Žiroskop hkrati ponuja tudi merjenje temperature jedra senzorja, ki se jo lahko uporablja za temperaturno kompenzacijo senzorskih parametrov.

Podobno kot pri žiroskopu je tudi pri pospeškometru moč izbrati merilno območje med ±2 g in ±6 g [40]. Vsaka os je prav tako predstavljena kot 16 bitno predznačeno število. Možen je tudi vklop in izbira frekvence visoko prepustnega filtra. Najvišja vzorčna frekvenca pospeškometra znaša 640 Hz.

Magnetometer se od ostalih dveh senzorjev nekoliko razlikuje, saj so osi predstavljene kot 12 bitno predznačeno število z nastavljivim delovnim območjem od ±70 μT do ±400 μT [41]. Vzorčna frekvenca magnetometra je bistveno nižja in je nastavljiva od 0,5 Hz do 116 Hz. Tako je najvišja smiselna vzorčna frekvenca sistema 116 Hz, če želimo brati podatke z vseh senzorjev hkrati.

Mikrokrmilnik z brezžičnim modulom je poglavitna sestavina drugega dela merilne enote. Poleg tega drugi del sestavljajo signalni svetleči diodi, napetostna regulatorja za 3,0 V in 1,8 V, ter pretvornik komunikacijskih nivojev. Senzorji so na mikrokrmilnik povezani preko serijskega vodila I^2C, ki omogoča najvišjo frekvenco prenosa podatkov z 222 kbit/s. Vsak senzor daje 6 bajtov informacije (2 bajta na os), kar v skupnem seštevku pomeni 18 bajtov. Teoretična maksimalna frekvenca branja senzorjev je tako 1,2 kHz, vendar je zaradi omejitev brezžičnega prenosa nižja - do 500 Hz. Slika 2.2 prikazuje senzorni in mikrokrmilniški del merilne enote. Velikost senzornega dela znaša (20 x 20) mm, velikost mikrokrmilniškega dela pa znaša (30 x 20) mm. Oba dela sta med seboj povezana s petimi žicami. Baterija na sliki ni prikazana.

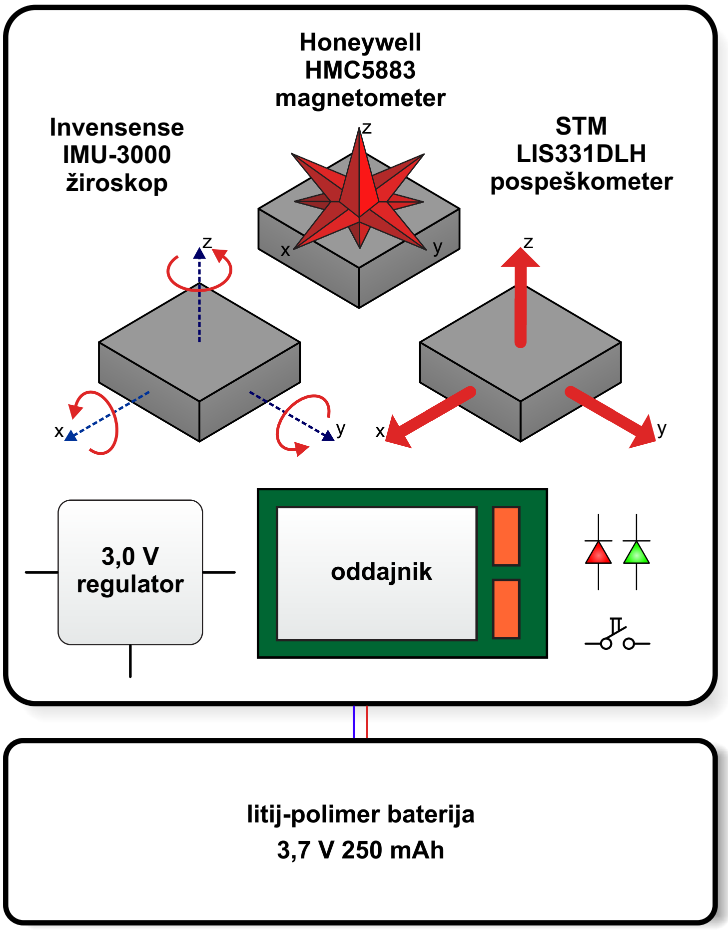
3,7 V litij-polimer baterija s kapaciteto 250 mAh zadošča za 6 ur neprekinjenega delovanja merilne naprave. Mere baterije so podobne meram mikrokrmilniškega dela. Baterija je pri praktični uporabi vedno zadostno odmaknjena od senzornega dela, da se izognemo motnjam pri delovanju magnetometra.



Slika 2.2: Brezžična inercialna merilna enota razvita v sklopu doktorske disertacije za potrebe evropskih projektov. Sestavljena je iz dveh delov. Na desni strani je senzorni del, ki vsebuje triosni žiroskop, triosni pospeškometer in triosni magnetometer. Na levi strani je mikrokrmilniški del z brezžičnim modulom za prenos podatkov. Dimenzije senzornega dela so (20 x 20) mm, dimenzije mikrokrmilniškega dela pa (30 x 20) mm.

2.1.1 Nadgradnja merilne naprave

Segmentiranost merilnega sistema pripomore k boljšemu prileganju pri pritrditvi na človeško telo. Največ težav so povzročale mehanske obremenitve, ki so se pojavljale na povezovalnih kablih. Odprava teh težav je možna zgolj z združitvijo mikrokrmilniške enote s senzornim delom pod pogojem, da se dimenzije mikrokrmilniškega dela ne spremenijo. To spremembo so omogočile novejše komponente, ki za delovanje ne potrebujejo dodatnih prilagodilnih vezij. Z zamenjavo magnetometra z modelom Honeywell HMC 5883 tako odpade dodatni napetostni regulator in pretvornik komunikacijskih nivojev. Karakteristike magnetometra so spremenjene, saj je merilno območje povečano in znaša od ± 88 do ± 810 μT [42], povečala pa se je tudi najvišja vzorčna frekvenca, ki tokrat znaša od 0,75 Hz do 160 Hz. Ločljivost vgrajenega analogno-digitalnega pretvornika ostaja ista - 12 bitov. Zamenjan je tudi pospeškometer z modelom STMicroelectronics LIS331DLH. Opazna prednost novejšega modela je v manjšem ohišju, povečanem merilnem območju, ki ga lahko programsko izbiramo med ± 2 g, ± 4 g in ± 8 g ter višji vzorčni frekvenci, ki tokrat znaša 1 kHz [43]. Na sliki 2.3 so prikazane osnovne poglavitne komponente nadgrajenega merilnega sistema, ki je tokrat sestavljen zgolj iz dveh delov, merilne enote z mikrokrmilniškim delom in baterije.



Slika 2.3: Shematski prikaz nadgrajene brezžične inercialne merilne enote, ki je sestavljena iz dveh delov: merilnega dela z vgrajenim brezžičnim modulom za prenos podatkov ter baterije.

Dimenzije merilne enote tako znašajo (30 x 20) mm. Specifikacije baterije ostanejo nespremenjene, saj kapaciteta 250 mAh še vedno zadošča za delovanje sistema vsaj 6 ur. Edina kabelska povezava tako ostaja z baterijo. Merilna enota za priklop baterije uporablja večji večnamenski konektor, ki omogoča priklop dodatnih naprav na serijskem vodilu I^2C in UART. Z zamenjavo konektorja z drugim tipom, pa le-ta omogoča še dostop do serijskega vodila SPI, digitalnih vhodov in analogno-digitalnega pretvornika. Na sliki 2.4 je prikazana merilna enota brez priklopljene baterije.

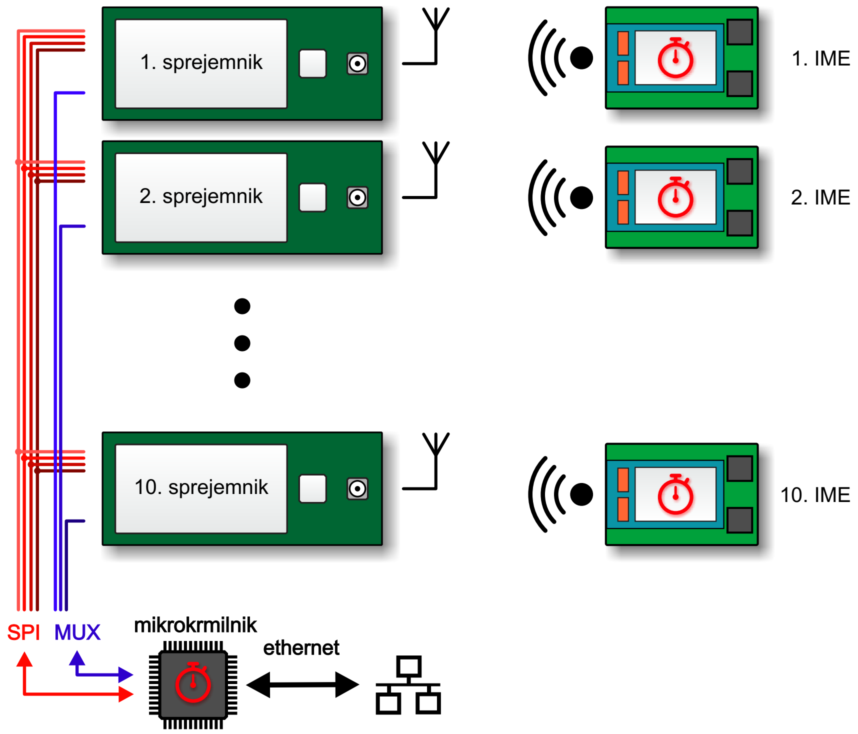
Slika 2.4: Brezžična inercialna merilna enota razvita v sklopu doktorske disertacije za potrebe evropskih projektov. Sestavlja jo triosni žiroskop, triosni pospeškometer in triosni magnetometer. Dimenzije enote so (30 x 20) mm brez priključene baterije.

2.2 Komunikacijski del

Za sprejem podatkov poslanih iz IME bi lahko uporabili identične module, kot so uporabljeni na sami oddajni enoti. Ker sprejemni del ni baterijsko napajan, ni omejitev pri porabi električne energije. Z zahtevo, da dosežemo velik doseg brezžičnega merilnega sistema, je bil izbran brezžični modul Atmel ATZB-A24-ULFB z ojačevalnikom radio frekvenčnega signala ter možnostjo priklopa zunanje antene. Takšna konfiguracija omogoča območje uporabe do 15 m v idealnih pogojih. Podatke iz sprejemnega modula je na osebni računalnik možno prenesti le preko serijskega vodila, kar sicer zadošča pogojem za sprejem ene merilne enote. Zaradi potrebe po sprejemu večjega števila merilnih enot hkrati je bilo nujno dodati vmesnik, ki podatke zbira in jih nato z uporabo omrežne povezave (protokol UDP) pošlje na osebni računalnik. Vmesnik je bil narejen s pomočjo mikrokrmilnika NXP LPC1768.

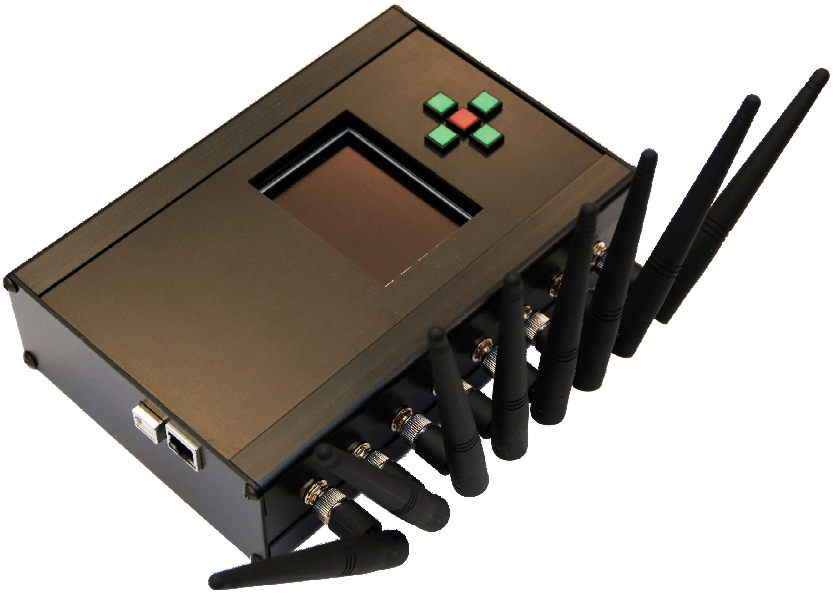
Prvotna različica je za brezžični prenos podatkov uporabljala že pripravljene programske knjižnice ZigBit, ki za delovanje uporabljajo fizično plast standarda IEEE 802.15.4. Gre za modificirano različico razširjenega brezžičnega protokola ZigBee, ki omogoča kompleksne mrežne povezave med oddajnimi enotami (v našem primeru merilni sistemi) ter sprejemniki. Prednost omenjenega protokola je predvsem v možnosti večjega dosega, merilna enota namreč ni neposredno povezana na sprejemnik, tako vsaka druga merilna enota deluje kot sprejemnik in oddajnik hkrati. Pomembna prednost je tudi v tem, da vsak poslani podatek doseže sprejemno stran oz. uporabnika. Ključna slabost ZigBee protokola pa je čas, ki ga potrebuje za prenos podatkov. Željeno bi bilo, da je čas prenosa ustrezno kratek, da lahko dosegamo frekvenco prenosa vsaj 100 Hz, ter da je frekvenca prenosa konstantna. S spremembo nastavitev v programskem delu protokola je sicer moč doseči frekvenco prenosa, ki je višja od 100 Hz, vendar le v primeru, kadar je na sprejemnik povezana samo ena merilna enota, variabilnosti frekvence pa ni bilo možno odpraviti zaradi osnovnih zahtev ZigBit protokola.

Stabilno frekvenco prenosa podatkov smo dosegli z implementacijo lastnega brezžičnega protokola, ki je zasnovan na fizični plasti standarda IEEE 802.15.4. Preprost brezžični protokol omogoča zgolj enosmerno komunikacijo v paru oddajnik - sprejemnik. Slabost takšne povezave je, da za vsako merilno napravo potrebujemo ločen sprejemnik. Vsak tak par tako deluje na svoji, ločeni frekvenci. V vsaki merilni enoti je vgrajen kvarčni oscilator, ki daje konstanten takt za vzorčenje in pošiljanje. Vsaka merilna enota tako s frekvenco 100 Hz pošilja podatke na svoj sprejemni del (frekvenco pošiljanja je možno dvigniti tudi nad 300 Hz). Na sprejemni strani se prispeli podatki hranijo toliko časa, dokler ne pride zahteva centralnega mikrokrmilnika za branje, ali pa se prepišejo z novimi podatki. Centralni mikrokrmilnik s frekvenco 100 Hz zajema podatke s sprejemnikov preko serijskega SPI protokola. Preko multiplekserja sekvenčno signalizira sprejemnikom, naj pošljejo podatek, če je le-ta na voljo (skica 2.5). Zbrane podatke nato v paketu pošlje na osebni računalnik preko omrežne povezave. Na osebnem računalniku tako prejmemo niz 16 bitnih podatkov, ki jih je potrebno naknadno pretvoriti v ustrezne merilne enote. Poleg senzorskih podatkov sprejemamo tudi zaporedno številko merilnega vzorca, kar pripomore k nadzoru kvalitete sprejema podatkov.



Slika 2.5: Shema delovanja sprejemnega dela. V sistem je vključenih 10 sprejemnikov, ki so povezani na skupni SPI liniji. Centralni mikrokrmilnik preko multiplekserja signalizira zahtevek podatkov od izbranega sprejemnika. Vsaka merilna enota ima svoj ločen vir urinega takta kot tudi centralni mikrokrmilnik.

Ker oscilatorji na merilnih enotah med seboj niso sinhronizirani, se pri daljši uporabi lahko zazna preskok enega merilnega vzorca. Izguba merilnega vzorca ni tako kritična, saj v veliki večini prihaja do izgub vzorcev zaradi naključno slabe brezžične povezave oz. motnje. Omenjeni sistem ima tudi slabost, da za vsako merilno enoto uporablja svoj kanal na frekvenci 2,4 GHz. Standard 802.15.4 predpisuje največ 16 kanalov, ki se raztezajo od 2400 MHz do 2483,5 MHz [44]. Do težav prihaja, ker omenjeni frekvenčni spekter uporabljajo tudi drugi brezžični protokoli, kot na primer Bluetooth, hkrati pa je lahko signal ene merilne enote viden na več kanalih hkrati. Slika 2.6 prikazuje končno izvedbo sprejemnika, ki zmore sprejemati 10 merilnih enot hkrati.



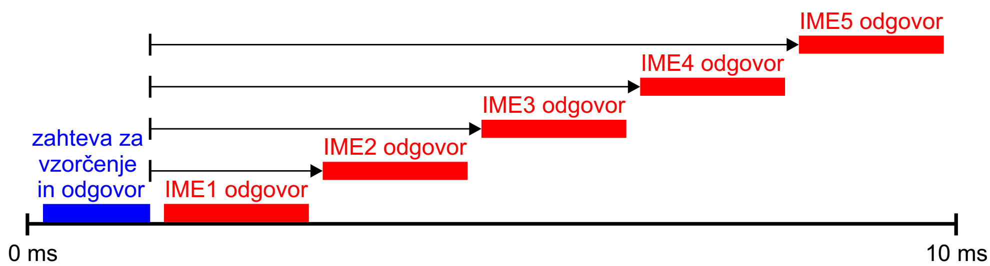
Slika 2.6: Fotografija sprejemne enote z vgrajenimi desetimi sprejemniki ter centralno mikrokrmilniško enoto, ki zbrane podatke preko omrežne povezave pošilja na osebni računalnik.

2.2.1 Nadgradnja komunikacijskega dela

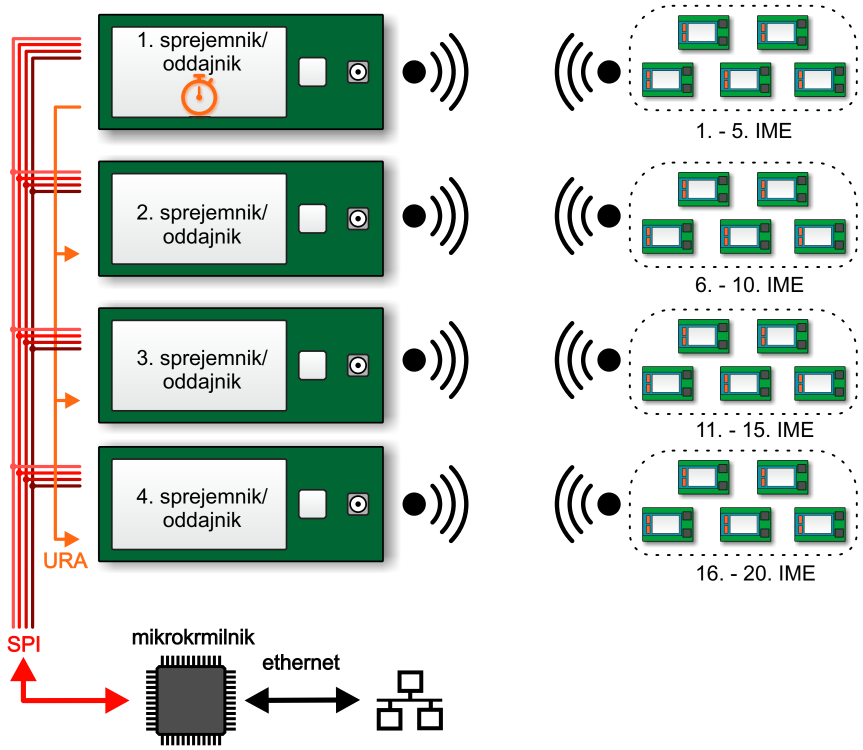
Z uvedbo dvosmerne komunikacije med merilno enoto in sprejemnikom v lastnem razvitem brezžičnem protokolu je odpravljena večina težav, ki so se pojavljale pri enosmerni komunikaciji. Sprejemnik ima tako možnost poslati zahtevo za začetek vzorčenja podatkov s senzorjev ter pošiljanje le-teh. Meritve so pokazale, da pošiljanje zahteve traja 1,2 ms, odgovor merilne naprave pa 1,56 ms, saj je dolžina sporočila daljša kot pri zahtevi za pošiljanje. Izmerili smo, da je čas pošiljanja konstanten, standardni odklon znaša 20 μs. To omogoča, da lahko v času 10 ms (kar ustreza vzorčni frekvenci 100 Hz) preberemo odzive petih merilnih enot. Slika 2.7 prikazuje časovni diagram pošiljanja zahteve za vzorčenje ter čase odgovorov merilnih enot.

Sprejemno/oddajni modul na izbranem kanalu pošlje zahtevo za začetek vzorčenja. To zahtevo preberejo vse merilne enote, ki so na tem kanalu ob istem času. Na merilnih enotah se istočasno sproži vzorčenje ter časovnik, ki narekuje merilni enoti, kdaj lahko pošlje odgovor. Merilna enota označena s številko 1 tako najhitreje odda odgovor oz. podatke, merilna enota številka 2 ima časovnik nastavljen na kasnejši čas, tako da odda odgovor 250 μs po končanem pošiljanju prve enote, itd.

Slika 2.8 prikazuje topologijo sprejemno/oddajnega dela z dvosmerno komunikacijo. Prednost te metode je tudi v centraliziranem urinem taktu. Urin takt je lahko zunanjega vira ali pa ustvarjen na enem od sprejemno/oddajnem modulu, ki ga sprejemajo tudi preostali sprejemno/oddajni moduli. V primeru branja desetih merilnih enot dva sprejemnika istočasno oddajata zahteve po podatkih (vsak na svojem kanalu) ter jih istočasno tudi prejemata. Prejete podatke zaporedno pošljeta preko skupnega serijskega vodila SPI na centralni mikrokrmilnik. Ta ne potrebuje več lastnega takta za branje, temveč po prejetih podatkih iz sprejemnikov le-te pošlje v paketu preko omrežne povezave. Sistem tako omogoča branje večjega števila merilnih enot z uporabo manjšega števila kanalov, urejena je tudi časovna sinhronizacija. Dodatna prednost dvosmerne komunikacije je tudi v tem, da lahko na merilno enoto pošiljamo oz. zapisujemo nastavitvene parametre oz. kalibracijske podatke, ki jih na zahtevo lahko tudi beremo.



Slika 2.7: Časovni diagram poteka komunikacije. Sprejemnik pošlje zahtevo po vzorčenju (označeno z modro), ki jo merilne enote sprejmejo istočasno. Merilne enote se glede na zaporedno številko enote s prednastavljenim zamikom zaporedno odzivajo oz. pošiljajo odgovore. Vsak odgovor traja 1,56 ms.



Slika 2.8: Shema delovanja sprejemno/oddajnega dela z dvosmerno komunikacijo. Shema prikazuje štiri sprejemno/oddajne module, vsak lahko sprejema do pet merilnih enot. Urin takt je centraliziran na enem sprejemno/oddajnem modulu, signal ure je pripeljan do ostalih treh sprejemnikov. Prejeti podatki se preko SPI vodila samodejno zaporedno pošiljajo na centralni mikrokrmilnik brez uporabe multipleksorja. Poslani podatki se nato v paketu pošljejo preko omrežne povezave.

3

Kalibracija pospeškometra

Preprost način kalibracije pospeškometra dosežemo s poravnavo senzorne osi z gravitacijskim poljem v obe smeri. V primeru, da gre za enoosni sistem, ki je idealno vgrajen v ohišje, je problem trivialen. V primeru, da želimo kalibrirati triosni pospeškometer, ki ni idealno poravnan, pa je potrebna drugačna merilna metoda. Da dosežemo kar se da visoko natančnost ocenjenih parametrov z uporabo katerekoli matematične metode, je potrebno postaviti senzor v več različnih orientacij, predvsem takšnih, da so senzorne osi poravnane z gravitacijskim poljem. Ker kot referenco uporabljamo gravitacijsko polje, je potrebno zagotoviti, da med merjenjem oz. zajemom podatkov iz pospeškometra, le-ta miruje. Izbira šestosnega robotskega manipulatorja je za dane pogoje ustrezna. Robot nam omogoča, da pospeškometer poljubno orientiramo. Hkrati robot omogoča, da med mirovanjem ne zaznavamo drugih pospeškov, ampak le pospešek gravitacijskega polja. Ročna kalibracija pospeškometra brez uporabe kakršnihkoli priprav je praktično nemogoča, saj senzor ne more absolutno mirovati. Hkrati nam robot daje informacijo o orientaciji pospeškometra oz. vrha robota. Te podatke lahko s pridom uporabimo tudi v kalibracijskih metodah za dosego višje natančnosti parametrov.

V tem poglavju je predstavljena adaptivna metoda, ki omogoča samodejno kalibracijo pospeškometra. Senzor je pritrjen na vrh šestosnega robota, podatki se med kalibracijo prenašajo v računski algoritem, ki sočasno izračunava naslednjo optimalno orientacijo senzorja. Ta je takšna, da je občutljivost senzorja za želeno smer največja. Po izračunu nove orientacije z robotom senzor premaknemo v želeno orientacijo in nadaljujemo z odčitavanjem podatkov oz. kalibracijo. Po končani zadnji merilni iteraciji so ocene senzorskih parametrov že na voljo.

3.1 Adaptivna metoda kalibracije pospeškometra

3.1.1 Kinematični model senzorja in robota

Merilni sistem v idealnih pogojih deluje kot linearna transformacija med vhodno merjeno veličino in izhodno vrednostjo. Takšno transformacijo lahko zapišemo s preprosto enačbo:

$$y = s \cdot u \tag{3.1}$$

kjer y predstavlja z vrednostjo s ojačan oz. transformiran vhodni signal u. V neidealnih pogojih razmišljanje ostaja podobno, z upoštevanjem dodatnih faktorjev, ki vplivajo na transformacijo vhodnega signala. Ena izmed splošnih napak merilnih senzorjev je konstantno prisoten signal, odmik, tudi če je na vhodu ničelni signal.

Pospeškometer, ki je vgrajen v naš merilni sistem, meri v treh merilnih oseh. Te osi niso optimalno pravokotno postavljene med seboj, kar dodatno doprinese k negotovosti merilnega sistema. Pri pretvorbi vhodnega signala je opazen tudi šum, ki se pojavi na izhodnih vrednostih. Vsekakor se seznam dodatnih negotovosti, ki so prisotne pri pretvorbi signala tu ne konča. Na merilni sistem vplivajo tudi zunanji dejavniki kot so temperatura, vlaga, tlak, upoštevamo lahko še dinamične lastnosti sistema, itd. Vendar te lastnosti ne vplivajo bistveno na izhod našega merilnega sistema - pospeškometra, saj je šum izhodnega signala takšnega reda, da ostale nepravilnosti senzorja težko zaznamo.

Osredotočili se bomo na tri osnovne parametre senzorja in uporabili osnovo matematičnega modela predstavljenega v literaturi [25]. Z upoštevanjem parametra ojačanja, kota neporavnanosti osi ter odmika od ničle lahko zapišemo izhod pospeškometra kot:

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{b} + \mathbf{n} \tag{3.2}$$

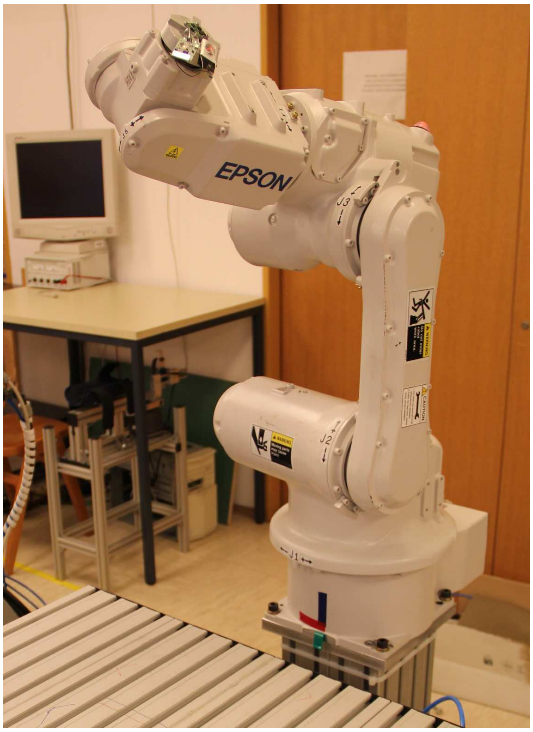
kjer vektor $\mathbf{y}$ predstavlja izhod senzorja za vse tri osi, matrika $\mathbf{s} = \begin{bmatrix} \mathrm{s}_x & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{s}_y & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{s}_z \end{bmatrix}$ podaja faktorje ojačanja, matrika $\mathbf{T}$ je zapisana kot:

$$\mathbf{T} = \left. \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \cos\alpha & \sin\alpha & 0 \\ \cos\beta & \cos\gamma & \sqrt{1-\cos^2\beta - \cos^2\gamma} \end{bmatrix} \right|_{\alpha,\beta,\gamma\approx 90^\circ} \approx \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \cos\alpha & 1 & 0 \\ \cos\beta & \cos\gamma & 1 \end{bmatrix} \tag{3.3}$$

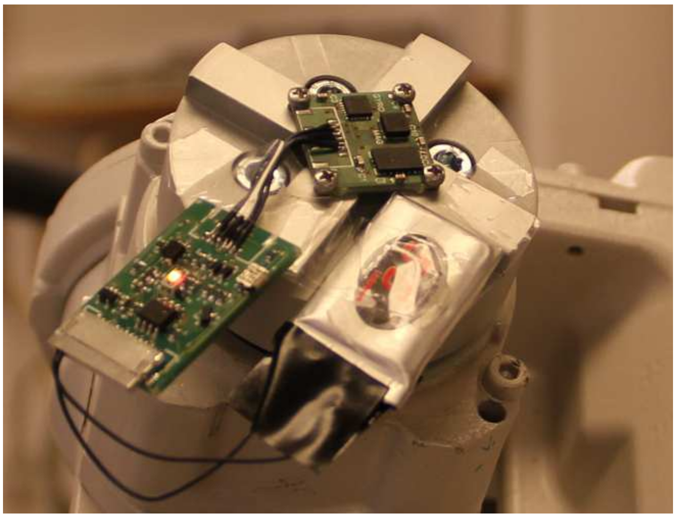
kjer α, β in γ predstavljajo kote neporavnanosti osi, vektor $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathrm{b}_x & \mathrm{b}_y & \mathrm{b}_z \end{bmatrix}$ predstavlja odmik od ničle, vektor $\mathbf{n}$ predstavlja šum in vektor $\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \mathrm{u}_x & \mathrm{u}_y & \mathrm{u}_z \end{bmatrix}$ predstavlja projekcijo gravitacijskega polja na senzorne osi.

Ker pospeškometer med merjenjem oz. kalibracijo miruje, je edini pospešek, ki ga senzor izmeri, pospešek gravitacije. Ker ima pospeškometer večje merilno območje kot znaša gravitacijsko polje, kalibracija ne poteka čez celotno merilno območje, temveč le v območju ± 1 g. Ta pomanjkljivost ne vpliva na uporabo pospeškometra, saj se merilna enota v veliki večini uporablja za merjenje orientacije glede na gravitacijsko polje Zemlje. Predstavljen matematični model je groba ocena realnega pospeškometra, saj preostale negotovosti niso upoštevane. Tako tudi ni upoštevana nelinearnost parametra ojačanja. V primeru, da bi upoštevali nelinearnost parametra, bi bilo potrebno kalibrirati pospeškometer na celotnem merilnem območju.

Orientacijo senzorja lahko določimo, saj je pospeškometer pritrjen na vrh robota EPSON PS3, kot je prikazano na slikah 3.1 in 3.2. Transformacijo med baznim koordinatnim sistemom označenem z O_b in koordinatnim sistemom na vrhu robota označenem z O_{R6} zapišemo kot matriko $\mathbf{R}_6$, katero lahko izračunamo s podatkov o kotih iz sklepov robota z uporabo Denavit-Hartenberg tabele (slika 3.3). Postopek izračuna je opisan v literaturi [30]. V idealnih pogojih je robot poravnan z gravitacijskim poljem. Idealno transformacijo gravitacijskega polja na senzor $\mathbf{u}_{\mathbf{ideal}}$ lahko izračunamo z:



Slika 3.1: Sestava kalibracijskega sistema. Pospeškometer z baterijo je pritrjen na vrh robota EPSON PS3. Robot zmore orientirati pospeškometer v poljubne orientacije.



Slika 3.2: Podrobni prikaz pritrditve merilnega sistema na vrhu robota.

$$\mathbf{m} = \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{u}_{\mathbf{ideal}} \tag{3.4}$$

kjer vektor $\mathbf{m} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ predstavlja enotski vektor gravitacije. V realnih razmerah je natančno poravnavo baze robota z gravitacijskim poljem težko doseči. Zato moramo upoštevati tudi transformacijsko matriko med koordinatnim sistemom Zemlje označenim z O_e in koordinatnim sistemom robota označenim z O_b. To transformacijo zapišemo kot:

$$\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}} = RotZ(\varphi_z) \cdot RotX(\varphi_x) \tag{3.5}$$

kjer φ_x in φ_z predstavljata rotacijska kota okrog osi x in z koordinatnega sistema O_e. Funkciji $RotZ$ in $RotX$ sta določeni kot:

$$RotX = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi_x & -\sin\varphi_x \\ 0 & \sin\varphi_x & \cos\varphi_x \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

$$RotZ = \begin{bmatrix} \cos\varphi_z & -\sin\varphi_z & 0 \\ \sin\varphi_z & \cos\varphi_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

Podobno razmišljanje, kot smo ga uporabili pri transformaciji gravitacijskega polja na bazo robota, je potrebno upoštevati tudi na vrhu robota, saj nosilec robota ni idealno izdelan oz. merilna naprava ni idealno poravnana z vrhom robota. To transformacijo označimo kot matriko $\mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}}$, kjer ϕ_x in ϕ_z predstavljata rotacijo okrog osi x in z, ki jo izračunamo na sledeč način:

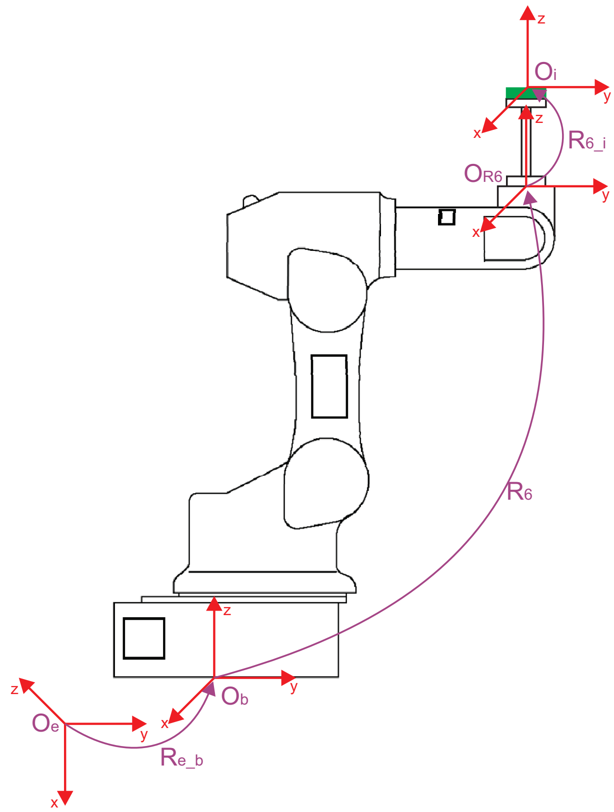
$$\mathbf{R}_{6\_i} = RotZ(\phi_z) \cdot RotX(\phi_x) \tag{3.8}$$

Z znanima rotacijskima matrikama za vsako kalibracijo oz. senzor posebej izračunamo transformacijo med gravitacijskim poljem in realno projekcijo polja na pospeškometer $\mathbf{u}$ z enačbo:

$$\mathbf{m} = \mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}} \cdot \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}} \cdot \mathbf{u} \tag{3.9}$$

Končna oblika matematičnega modela pospeškometra z upoštevanjem transformacij gravitacijskega polja, kot je prikazano na sliki 3.3, je zapisana kot

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_{6\_i}^{-1} \cdot \mathbf{R}_{6}^{-1} \cdot \mathbf{R}_{e\_b}^{-1} \cdot \mathbf{m} + \mathbf{b} + \mathbf{n} \tag{3.10}$$



Slika 3.3: Celovita transformacija vektorja pospeška. $\mathbf{R}_{e\_b}$ predstavlja transformacijo med gravitacijskim poljem in bazo robota, $\mathbf{R}_6$ predstavlja transformacijo med bazo robota in vrhom robota, $\mathbf{R}_{6\_i}$ predstavlja transformacijo med vrhom robota in merilno enoto oz. pospeškometrom.

3.1.2 Ocena parametrov

"Unscented" Kalmanov filter (UKF) je nadgrajena različica splošnega Kalmanovega filtra in je prirejen za ocenjevanje nelinearnih sistemov z določenimi izboljšavami v primerjavi z razširjenim Kalmanovim filtrom (EKF) [45]. Za ocenjevanje parametrov bi lahko uporabili EKF filter, saj je računsko manj zahteven kot UKF. Ker v našem sistemu nimamo omejitve glede računske moči, smo za ocenjevanje parametrov izbrali metodo UKF, saj ima pred metodo EKF več prednosti. Podrobne informacije o prednostih UKF filtra so zapisane v literaturi [46, 47, 48]. UKF transformacija uporablja skupek vzorcev oz. sigma točk, ki so določene s predhodno srednjo vrednostjo in varianco. Sigma točke prehajajo skozi nelinearni sistem, ki opisuje naš matematični model pospeškometra. Srednja vrednost in kovarianca sta nato izračunani iz pretvorjenih sigma točk. Enačbe za ocenjevanje parametrov UKF metode so podobne ocenjevanju stanj. Podroben izračun oz. ocenjevanje parametrov je opisano na sledeč način.

Prvotni zagon filtra se izvede s predhodno definirano srednjo vrednostjo in kovarianco parametrov.

$$\hat{\mathbf{w}}_0 = E\{\mathbf{w}\} \tag{3.11}$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{w}}_0} = E\left\{\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)(\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)^{\mathrm{T}}\right\} \tag{3.12}$$

kjer $E\{\ \}$ predstavlja operator pričakovanih vrednosti, $(\mathbf{w}-\hat{\mathbf{w}}_0)$ predstavlja oceno napake prvotne vrednosti, $\mathbf{w}$ je neznani pravi parameter in $\hat{\mathbf{w}}_0$ je ocenjen začetni parameter.

UKF časovni korak je opisan kot:

$$\hat{\mathbf{w}}_k^- = \hat{\mathbf{w}}_{k-1} \tag{3.13}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^- = \eta_n \mathbf{P}_{\mathbf{w}_{k-1}} + \mathbf{R}_{\mathbf{w}_k} \tag{3.14}$$

kjer je vektor parametrov $\hat{\mathbf{w}}_k^- = \begin{bmatrix} \mathrm{s}_x & \mathrm{s}_y & \mathrm{s}_z & \alpha & \beta & \gamma & \mathrm{b}_x & \mathrm{b}_y & \mathrm{b}_z & \varphi_x & \varphi_z & \phi_x & \phi_z \end{bmatrix}$ osvežen z uporabo prejšnjih vrednosti. Kovariančna matrika $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$ je izračunana z ojačanjem prejšnjih vrednosti s faktorjem $\eta_n \in (0, 1]$ in z dodajanjem procesnega šuma $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$. Sigma točke $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}$ so izračunane iz srednje vrednosti in standardnega odklona parametrov iz prejšnje iteracije preko modela procesa.

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{w}}_k^- & \hat{\mathbf{w}}_k^- + \delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^- & \hat{\mathbf{w}}_k^- - \delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^- \end{bmatrix} \tag{3.15}$$

kjer je $\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^- = \sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-}$ koren kovariančne matrike $\mathbf{w}_k, \hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$, tako da velja $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^- = \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^- \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^{-\,\mathrm{T}}$. Ojačevalni parameter je določen z $\delta = \sqrt{L+\lambda}$ in $\lambda = \alpha_{kf}^2(L+\kappa) - L$, kjer L označuje dimenzijo stanj. Konstanta α_{kf} določa razpršenost sigma točk okrog $\hat{\mathbf{w}}_k^-$ in je nastavljena v območju $10^{-4} \leq \alpha_{kf} \leq 1$. κ je drugi ojačevalni parameter in je nastavljen na vrednost 0. Faktor β_{kf} se uporablja za vključitev predhodne informacije o porazdelitvi $\hat{\mathbf{w}}_k^-$ in je v večini nastavljena na vrednost 2 za Gaussovo porazdelitev.

Matrika $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}$ je opisana kot:

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_0 & \mathbf{s}_1 & \cdots & \mathbf{s}_{2L} \\ \mathbf{t}_0 & \mathbf{t}_1 & \cdots & \mathbf{t}_{2L} \\ \mathbf{b}_0 & \mathbf{b}_1 & \cdots & \mathbf{b}_{2L} \\ \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_0 & \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_1 & \cdots & \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_{2L} \\ \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_b})}{}_0 & \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_b})}{}_1 & \cdots & \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_b})}{}_{2L} \\ \mathbf{n}_0 & \mathbf{n}_1 & \cdots & \mathbf{n}_{2L} \end{bmatrix} \tag{3.16}$$

kjer je vektor $\mathbf{s}_0 = \hat{\mathbf{w}}_{k,(1\ldots3)}^-$ sestavljen iz prvih treh elementov vektorja $\hat{\mathbf{w}}_k^-$. Vektorji $\mathbf{s}_i = \mathbf{s}_0 + \delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k i}^-$ in $\mathbf{s}_{L+i} = \mathbf{s}_0 - \delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k i}^-$ pri $i = 1\ldots L$ so izračunani z dodajanjem vrednosti sigma točk iz i-tega stolpca kovariančne matrike. Podoben pristop uporabimo za izračun vektorjev $\mathbf{t}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_i$ in $\mathbf{r}^{(6\mathrm{e\_b})}{}_i$. Vektor šuma je definiran kot $\mathbf{n}_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\mathbf{n}_i = +\delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k i}^-$ in $\mathbf{n}_{L+i} = -\delta\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k i}^-$, kjer $i = 1\ldots L$.

Izhod matematičnega modela senzorja lahko tako zapišemo kot:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{s}_i \cdot \mathbf{T}_i \cdot \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}\,i}^{-1} \cdot \mathbf{R}_6^{-1}{}_k \cdot \mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}i}^{-1} \cdot \mathbf{m} + \mathbf{b}_i + \mathbf{n}_i \;\; ; \; i = 1\ldots 2L \tag{3.17}$$

kjer so vrednosti za matriko $\mathbf{T}_i$ pridobljene iz vektorja $\mathbf{t}_i$, vrednosti za matriko $\mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}i}$ so pridobljene iz vektorja $\mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_i$ in vrednosti za matriko $\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}i}$ so pridobljene iz vektorja $\mathbf{r}^{(6\mathrm{e\_b})}{}_i$. Vrednosti za matriko $\mathbf{R}_{6k}$ pridobimo iz orientacije robotske roke. Pričakovane merilne vrednosti so določene v matriki $\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1}$ na način:

$$\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_0 & \cdots & \mathbf{y}_{2L} \end{bmatrix} \tag{3.18}$$

Povprečne vrednosti meritev $\hat{\mathbf{d}}_k^-$ in kovarianca meritev $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ so izračunane na podlagi statistike pričakovanih meritev:

$$\hat{\mathbf{d}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^{(m)} \boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} \tag{3.19}$$

$$\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^{(c)} \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right) \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k} \tag{3.20}$$

Uteži $w_i{}^{(c)}$ in $w_i{}^{(m)}$ se izračunajo z:

$$\begin{aligned} w_0{}^{(m)} &= \frac{\lambda}{L+\lambda} \\ w_0{}^{(c)} &= \frac{\lambda}{L+\lambda} + 1 - \alpha_{kf}^2 + \beta_{kf} \\ w_i{}^{(c)} &= w_i{}^{(m)} = \frac{1}{2(L+\lambda)} \end{aligned} \tag{3.21}$$

Križna korelacija kovariance $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}$ je izračunana z

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^{(c)} \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{w}}_k^-\right) \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k} \tag{3.22}$$

Kalmanova matrika ojačanja je produkt križne korelacije in merilne kovariance:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k} \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}^{-1} \tag{3.23}$$

Posodabljanje meritev opisujeta enačbi:

$$\tilde{\mathbf{w}}_k = \hat{\mathbf{w}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{d}_k - \hat{\mathbf{d}}_k^-) \tag{3.24}$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{w}}_k} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} \mathbf{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{3.25}$$

kjer je trenutna izmerjena vrednost označena kot $\mathbf{d}_k$.

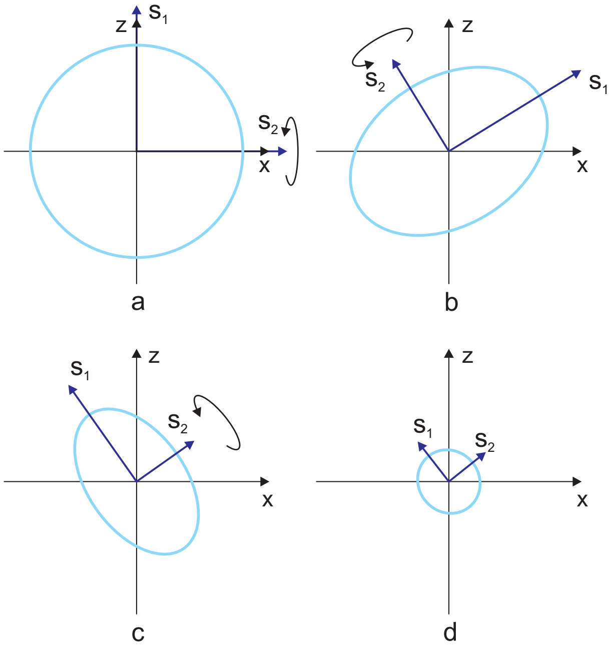
3.1.3 Določevanje orientacije senzorja

Med ocenjevanjem senzorskih parametrov mora biti senzor postavljen v različne orientacije, kar povzroči različno vzbujanje senzornih osi in nam tako omogoča uspešno ocenitev senzorskih parametrov. Adaptivna kalibracijska metoda ima možnost samodejnega določanja takšne orientacije senzorja, v kateri je dosežena največja občutljivost za parametre z najvišjo varianco. Ta orientacija je določena iz kovariančne matrike $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$. Izhod Kalmanovega filtra je stanje $\hat{\mathbf{w}}_k$, kovarianca napake pa $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$. Kovarianca napake $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$ je razdeljena na dve kovariančni podmatriki, ki prikazujeta kovariančno napako senzorskega parametra ojačanja in parametra odmika od ničle. Kovariančni matriki sta uporabljeni za zapis, ki ga lahko zapišemo kot:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = E\left\{(\mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{w}}_k)(\mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{w}}_k)^{\mathrm{T}}\right\}, \tag{3.26}$$

kjer $E\{\,\}$ predstavlja operator pričakovanih vrednosti, $(\mathbf{w_k} - \hat{\mathbf{w_k}})$ predstavlja oceno napake prvotne vrednosti, $\mathbf{w_k}$ je neznani pravi parameter in $\hat{\mathbf{w_k}}$ je ocenjeni začetni parameter.

Kovariančna matrika napak ocene parametrov je simetrična in pozitivno definitna matrika, ki jo lahko diagonaliziramo z uporabo ortonormalne baze. Enotski vektorji ortonormalne baze, ki so uporabljeni za rotacijo kovariančne matrike, so lastni vektorji kovariančne matrike in tvorijo bazne osi elipse napake. Vrednosti diagonalizirane kovariančne matrike so lastne vrednosti kovariančne matrike in ustrezajo variancam v smeri osnovnih osi elipse napake. Slika 3.4 prikazuje poenostavljen dvodimenzionalni primer elipse napake z dvema osnovnima osema s_1 in s_2. Slika 3.4 a) prikazuje elipso začetne napake, kjer je izbrana visoka začetna vrednost variance, ki je enaka za obe osi. Sliki 3.4 b) in c) prikazujeta vmesno stanje, kjer se vrednosti varianc po obeh oseh zmanjšujeta. Slika 3.4 d) prikazuje



Slika 3.4: Slika prikazuje poenostavljen dvodimenzionalni primer elipse napake kovariančne matrike napak ocene parametrov. Slika a prikazuje začetno stanje elipse napake, sliki b in c prikazujeta vmesne korake, slika d prikazuje končno stanje elipse napake. Osi s_1 in s_2 sta osnovni osi elipse napake, kjer ima os s_2 manjšo varianco.

končno elipso napake, kjer je napaka ocene parametrov minimalna in kjer sta varianci približno enaki za obe osnovni osi elipse s_1 in s_2.

Dekompozicija na singularnih vrednostih (SVD - Singular Value Decomposition) se uporabi za dekompozicijo kovariančne matrike v ortonormalno bazo in diagonalno matriko. SVD algoritem je uporabljen za vsako podmatriko kovariančne matrike za oceno senzorskih parametrov [49, 50]. Ker je kovariančna matrika $\mathbf{P_w}$ pozitivno semidefinitna in simetrična matrika, lahko dekompozicijo za izbrani parameter izvedemo kot:

$$SVD(\mathbf{P}_{\mathbf{w}_{par}}) = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{U}^{\mathrm{T}} \tag{3.27}$$

kjer je $\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 \end{bmatrix}$ ortonormalna baza matrike singularnih vektorjev, matrika $\mathbf{\Sigma}$ pa je diagonalna matrika singularnih vrednosti $\begin{bmatrix} \sigma_1 & \sigma_2 & \sigma_3 \end{bmatrix}$.

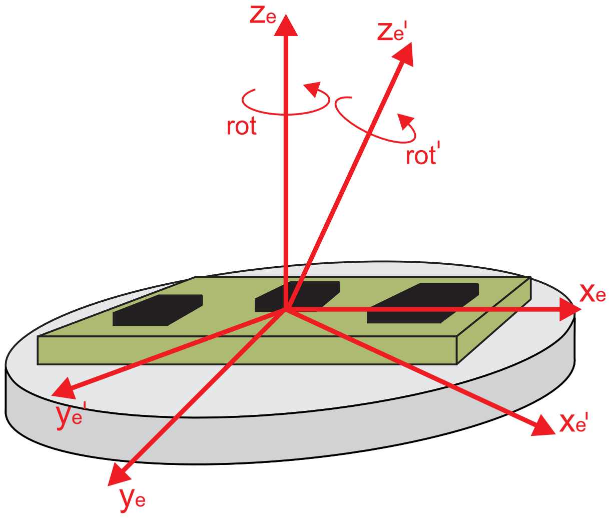
Singularne vrednosti so v povezavi z varianco. Singularna vrednost σ_3 je tako v povezavi z najmanjšo varianco in zato enotski vektor $\mathbf{u}_3$ predstavlja osnovno os z najmanjšo varianco kovariance napak ocene parametrov.

Ta način je uporabljen pri pospeškometru v mirovanju. Meritve pospeškometra tako odražajo samo projekcijo gravitacijskega polja. Želena orientacija senzorja je izračunana iz singularnega vektorja $\mathbf{u}_3$. Singularni vektor $\mathbf{u}_3$ predstavlja osnovno os z najmanjšo varianco izraženo v koordinatnem sistemu inercialne merilne enote. Ker je potrebno v izračunano os merilni sistem postaviti z robotom, moramo os preračunati v koordinatni sistem vrha robota na način:

$$\mathbf{u}_e = \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}} \cdot \mathbf{u}_3 \tag{3.28}$$

kjer $\mathbf{u}_e$ predstavlja vektor orientacije na vrhu robota. Po opravljenem premiku robotske roke je senzor poravnan z orientacijo, v kateri bo občutljivost senzorne osi največja za os z najvišjo varianco in najnižja za os z najmanjšo varianco. Osnovna os z najmanjšo varianco bo postavljena pravokotno na gravitacijski pospešek, rotacija okrog te osi pa bo poravnala ostali dve osi z gravitacijskim pospeškom. Začetna orientacija je nastavljena tako, da je os z največjo varianco poravnana z gravitacijskim pospeškom. Kot primerjavo vzemimo situacijo iz slike 3.4 b). Robot bo postavil senzor v orientacijo na tak način, da bo osnovna os s_1 elipse napake poravnana z gravitacijskim poljem. Po opravljenih nekaj iteracijah (glej sliko 3.4 c)) se bo varianca zmanjšala in osnovna os elipse napake se bo obrnila v drugo orientacijo. Zaradi tega bo moral robot osnovno os s_1 prestaviti nazaj v poravnanost z gravitacijskim poljem. Končni rezultat je sekvenca gibanj oz. rotacij okrog osnovne osi, ki poveča občutljivost senzorne osi z najvišjo varianco napake ocene parametrov. Po vsaki novi meritvi pospeškometra se izračuna nova osnovna os, katere orientacijo dosežemo z robotom, kot je prikazano na sliki 3.5.

Singularne vrednosti σ_i so uporabljene za določanje ustreznosti ocenjenih parametrov pridobljenih z UKF filtrom, saj predstavljajo raztros okrog izbrane osi. Kriterijska funkcija za izbran parameter je tako zapisana kot:



Slika 3.5: Prvotna orientacija senzorja je označena z x_e, y_e in z_e. Ko je iteracija izračuna končana, mora senzor doseči novo orientacijo označeno z osmi x_e', y_e' in z_e'. Dodatna rotacija je dana okrog z_e' osi.

$$C_{par} = \frac{3 \cdot \sigma_3}{\sum_{i=1}^{3} \sigma_i} \tag{3.29}$$

Med kalibracijo so izračunane tri kriterijske funkcije C_{par}, saj s kalibracijo določamo tri parametre. Bližje kot je C_{par} vrednosti 1, nižja je največja varianca v primerjavi z vsoto vseh varianc. Vrednost 1 pomeni, da je varianca najnižja, saj ne obstaja os, kjer bi se lahko varianca nadaljnje znižala. Prikaz takšnega stanja kriterijske funkcije je na sliki 3.4 d), kjer sta varianci obeh glavnih osi elipse približno enaki. Kriterijska funkcija se prav tako uporablja kot utež pri določanju naslednje orientacije senzorja z:

$$u = (1 - C_b) \cdot u_{e\_b} + (1 - C_s) \cdot u_{e\_s} \tag{3.30}$$

kjer u predstavlja os orientacije senzorja, C_b in C_s predstavljata kriterijski funkciji parametra ojačanja in odmika od ničle, u_{e_b} in u_{e_s} pa predstavljata ocenjeno os rotacije obeh senzorskih parametrov. Ko sta obe kriterijski funkciji blizu 1, lahko zaključimo s kalibracijo, ker je v tem primeru varianca najnižja in nadaljevanje s kalibracijo ne bo dodatno izboljšalo oceno parametrov.

3.1.4 Simulacija in meritve

Simulacija se uporablja za oceno matematičnega modela senzorja in za oceno kalibracijske metode, saj vrednosti senzorskih parametrov realne inercialne merilne enote niso znani. Na začetku simulacije vse senzorske parametre v matematičnem modelu ročno nastavimo in jih po končani simulaciji primerjamo z izhodom kalibracijske metode, kar nam omogoča ocenitev metode. Simulacija je zgrajena in preizkušena v matematičnem okolju MATLAB. Kalibracijska metoda upošteva tudi gibe robotske roke, zato je v simulacijo vključena tudi simulacija robota. Simulacijo lahko razdelimo na tri dele:

- Za trenutno orientacijo, ki jo dobimo iz matrik $\mathbf{R}_6$, $\mathbf{R}_{e\_b}$ in $\mathbf{R}_{6\_i}$, izračunamo oz. simuliramo izhod senzorja, ki ima predhodno določene senzorske parametre.
- Podatke o izhodu senzorja uporabimo v UKF algoritmu. Algoritem izvede trenutno oceno senzorskih parametrov ter nam poda novo orientacijo senzorja, v katerem naj se izvede nova iteracija ocene parametra.
- Dodamo fiksno rotacijo okrog pridobljenega vektorja smeri, kar nam poda 3x3 rotacijsko matriko, ki predstavlja orientacijo vrha robota $\mathbf{R}_6$. Z znano rotacijsko matriko lahko ponovno izvedemo prvi korak simulacije.

Ker algoritem UKF potrebuje začetne vrednosti, so le-te izbrane smiselno in v bližini realnih vrednosti z rahlim odmikom. Kot primer je prikazana izbira parametra odmika od ničle, ki je nastavljena na $\mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} 0.15 & 0.2 & -0.12 \end{bmatrix}$. Idealni parameter odmika od ničle bi bil seveda $\mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, vendar je dodajanje majhnega odmika pomembno za lažje oz. hitrejše konvergiranje parametrov k realnim vrednostim. Z večkratnim poizkušanjem so začetni parametri UKF algoritma nastavljeni na vrednosti: $\mathbf{s}_a = \begin{bmatrix} 1.1 & 0.9 & 1.05 \end{bmatrix}$, $\alpha_a = 1,6690$, $\beta_a = 1,5010$, $\gamma_a = 1,6557$, $\phi_{xa} = 0,04$, $\phi_{za} = -0,10$, $\varphi_{xa} = -1,650$, $\varphi_{za} = 1,690$, $\eta_n = 0.973$, ki omogočajo hitro konvergenco kriterijske funkcije.

Po ustrezno nastavljenih začetnih parametrih je bilo zagnanih 300 simulacij. Ker tako kinematični model kot tudi UKF algoritem vsebujeta parametre šuma, je izhod kalibracijske metode z vsakim zagonom različen. Razpršenost izhodnih vrednosti prav tako uporabimo za oceno metode.

Simulacijam sledi tudi preizkus metode na realnem sistemu, kjer je inercialna enota pritrjena na vrh EPSON PS3 robota. Podatki s senzorja se brezžično prenesejo na osebni računalnik, na katerem je zagnana kalibracijska metoda v okolju MATLAB/Simulink. Prejete podatke podajamo v algoritem UKF, rezultat algoritma pa je poleg ocene parametrov tudi orientacija, v katero mora robot v nadaljevanju premakniti senzor. Ker Epsonov robot razume orientacijo zgolj kot kot okrog x, y in z osi, je potrebno orientacijsko matriko pretvoriti v kote. Ker pozicija merilne enote ne vpliva na samo meritev, se le-ta med dosego različnih orientacij spreminja zaradi konfiguracije robota. Kote rotacij po oseh na robot pošiljamo preko TCP/IP protokola. Ko robot prejme podatke o orientaciji, premakne senzor v želeno lego z nizko hitrostjo. Hitri premiki povzročajo neželene vibracije, ki ostanejo na robotu tudi po tem, ko senzor že miruje. Po končanem premiku robot signalizira osebnemu računalniku, da je gib končan in da lahko nadaljujemo z meritvijo.

Podobno kot pri simulaciji je bilo tudi tukaj izvedenih več meritev na realnem sistemu, primerjava ocen parametrov pa je služila za oceno metode. Uporabljeno je bilo fiksno število (400) kalibracijskih/merilnih iteracij. Ta vrednost je bila določena z opazovanjem konvergence kriterijske funkcije med simulacijo.

3.2 Rezultati

3.2.1 Simulacija

Za oceno metode je bilo izvedenih 100 simulacij, za vsako simulacijo je bilo narejenih 400 iteracij metode. Vrednosti nastavljenih parametrov matematičnega modela so nanizane v prvem stolpcu tabele 3.1. Drugi stolpec prikazuje srednje vrednosti ocenjenih parametrov vseh simulacij, tretji in četrti stolpec prikazujeta najmanjše in največje ocene parametrov med simulacijami, peti stolpec prikazuje mediano, zadnji stolpec pa standardni odklon.

Tabela 3.1: Rezultati simulacije ocene senzorskih parametrov za ojačenje - s, kot neporavnanosti - kot ter odmik od ničle - b. Prvi stolpec prikazuje predhodno definirane parametre, drugi stolpec prikazuje srednje vrednosti ocenjenih parametrov vseh simulacij, tretji in četrti stolpec prikazujeta najmanjše in največje ocene parametrov med simulacijami, peti stolpec prikazuje mediano, zadnji stolpec pa standardni odklon.

		prava	srednja	min	max	mediana	σ
	x	1,1000	1,1034	1,0948	1,1087	1,1035	0,0013
s	y	0,9000	0,9078	0,9024	0,9179	0,9114	0,0040
	z	1,0500	1,0518	1,0494	1,0620	1,0507	0,0008
	α	1,6690	1,6606	1,6449	1,6735	1,6527	0,0050
kot	β	1,5010	1,5007	1,4942	1,5058	1,4998	0,0007
[rad]	γ	1,6557	1,6564	1,6457	1,6662	1,6557	0,0034
	x	0,1500	0,1498	0,1485	0,1503	0,1501	0,0006
b	y	0,2000	0,1992	0,1872	0,2021	0,2002	0,0017
[g]	z	-0,1200	-0,1214	-0,1313	-0,1183	-0,1198	0,0009

Podobno kot v tabeli 3.1, tabela 3.2 prikazuje ocenjene vrednosti kotov zasuka koordinatnega sistema O_e in koordinatnega sistema O_{R6}. Prvi stolpec prikazuje predhodno definirane parametre, drugi stolpec prikazuje srednje vrednosti ocenjenih parametrov, tretji in četrti stolpec prikazujeta najmanjše in največje ocene parametrov med simulacijami, peti stolpec prikazuje mediano, zadnji stolpec pa standardni odklon.

Standardni odklon ocene parametrov je bila določena z izvedbo 500 simulacij, pri čemer se je za vsako simulacijo naključno izbralo predhodno definirane parametre matematičnega modela senzorja. Izbira parametra ojačanja se je gibala v razponu od 0,9000 do 1,1000, parameter kota neporavnanosti osi med 1,4708 in 1,6708 radiana in parameter odmika od ničle med -0,1500 do 0,1500 g. Pridobljeni podatki so uporabljeni za izračun standardnega odklona senzorskih parametrov za vsako os posebej. Rezultati izračunov so prikazani v tabeli 3.3. Razlike med

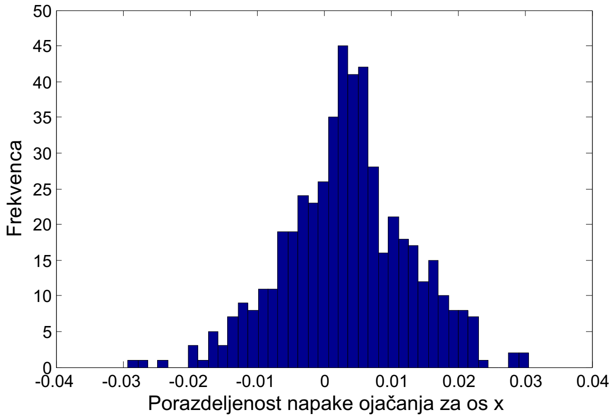
Tabela 3.2: Simulacijski rezultati ocen kotov koordinatnega sistema O_e in O_{R6} z adaptivno kalibracijsko metodo z uporabo 400 iteracij. Prvi stolpec prikazuje predhodno definirane parametre, drugi stolpec prikazuje srednje vrednosti ocenjenih parametrov, tretji in četrti stolpec prikazujeta najmanjše in največje ocene parametrov med simulacijami, peti stolpec prikazuje mediano, zadnji stolpec pa standardni odklon.

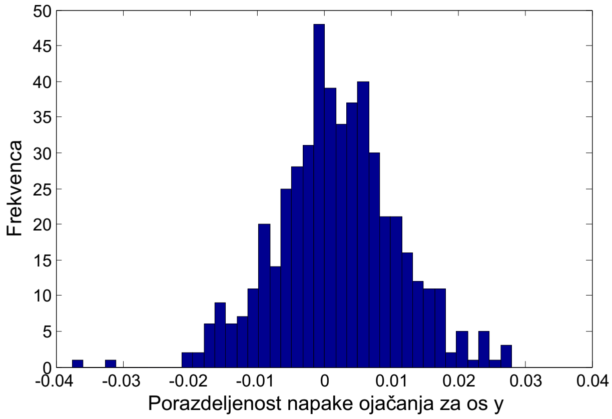
	prava	srednja	min	max	mediana	σ
φ_x [rad]	0,0000	0,0089	0,0139	0,0008	0,0093	0,0036
φ_z [rad]	0,0000	0,0006	0,0074	-0,0021	0,0005	0,0022
ϕ_x [rad]	-1,5708	-1,5706	-1,5697	-1,5714	-1,5707	0,0002
ϕ_z [rad]	1,5708	1,5706	1,5714	1,5698	1,5706	0,0004

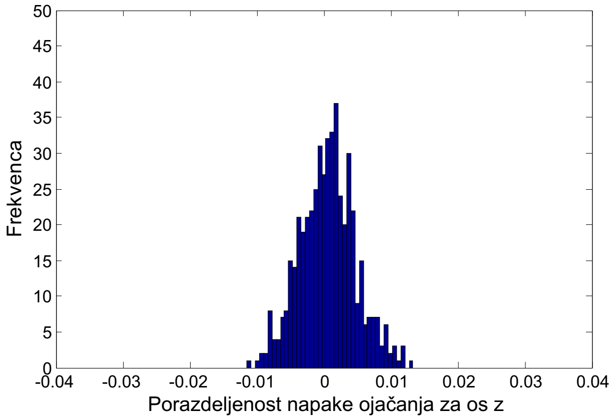
predhodno definiranimi senzorskimi parametri in dejansko oceno parametrov so prikazane na slikah 3.6, 3.7 in 3.8, kjer slika 3.6 prikazuje razliko parametra ojačanja za vse tri osi, slika 3.7 prikazuje razliko parametra kota neporavnanosti osi ter slika 3.8 prikazuje razliko parametra odmika od ničle.

Za prikaz vpliva števila iteracij na oceno parametrov je bila izvedena nova serija simulacij s spremenljivim številom iteracij v območju od 20 do 500 iteracij. Slika 3.9 prikazuje srednjo in največjo vrednost relativne napake parametra ojačanja in neporavnanosti. Vrednosti so bile določene na podlagi 100 simulacij za določeno število iteracij, pri katerih so bile za izračun povprečne napake izbrane vrednosti z najvišjo napako, ki se je zgodila pri oceni parametra na katerikoli senzorni osi. Te vrednosti so označene z neprekinjeno črto. Maksimalna napaka, ki se je zgodila na katerikoli osi za parameter ojačanja in kota neporavnanosti med določenim številom iteracij, pa je označena s prekinjeno črto na sliki 3.9.

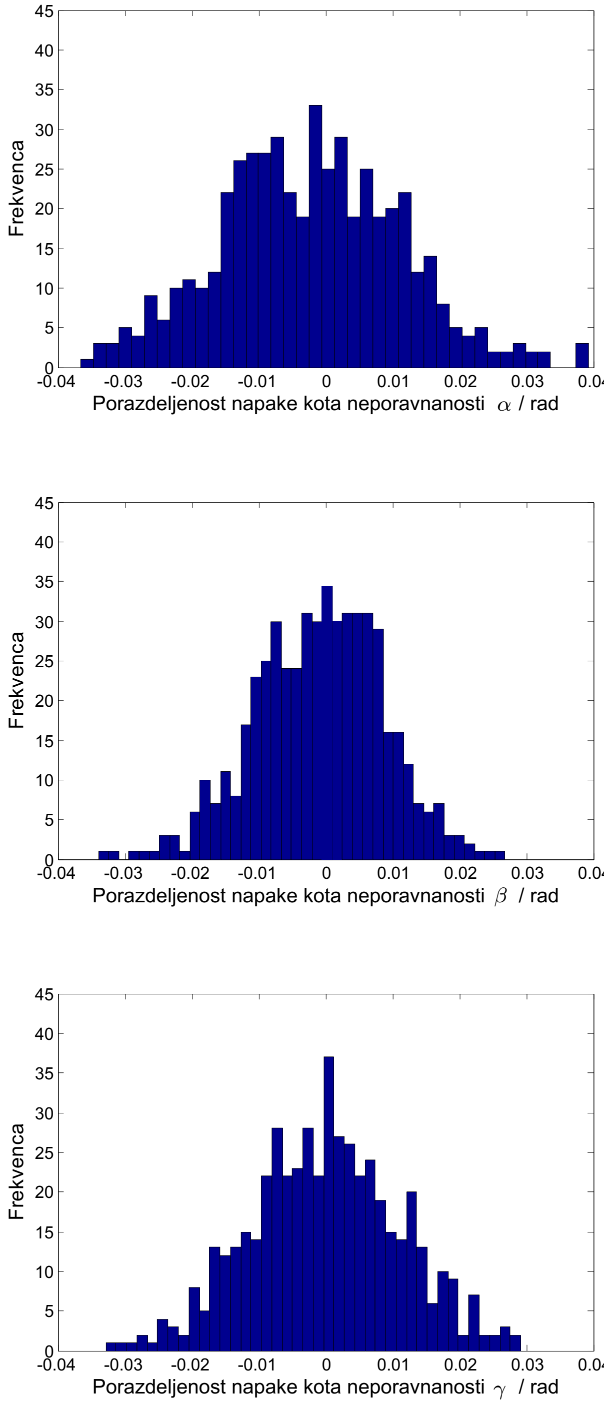
Ker se vrednosti parametra odmika od ničle gibljejo v okolici ničle, so na sliki 3.10 prikazane srednje vrednosti razlik med oceno in predhodno definirano vrednostjo parametra odmika od ničle. Vrednosti so pridobljene z zagonom 100 simulacij pri določenem številu iteracij. Kot pri prejšnji sliki so povprečne vrednosti izbrane iz vrednosti z največjo napako in so označene z neprekinjeno črto.



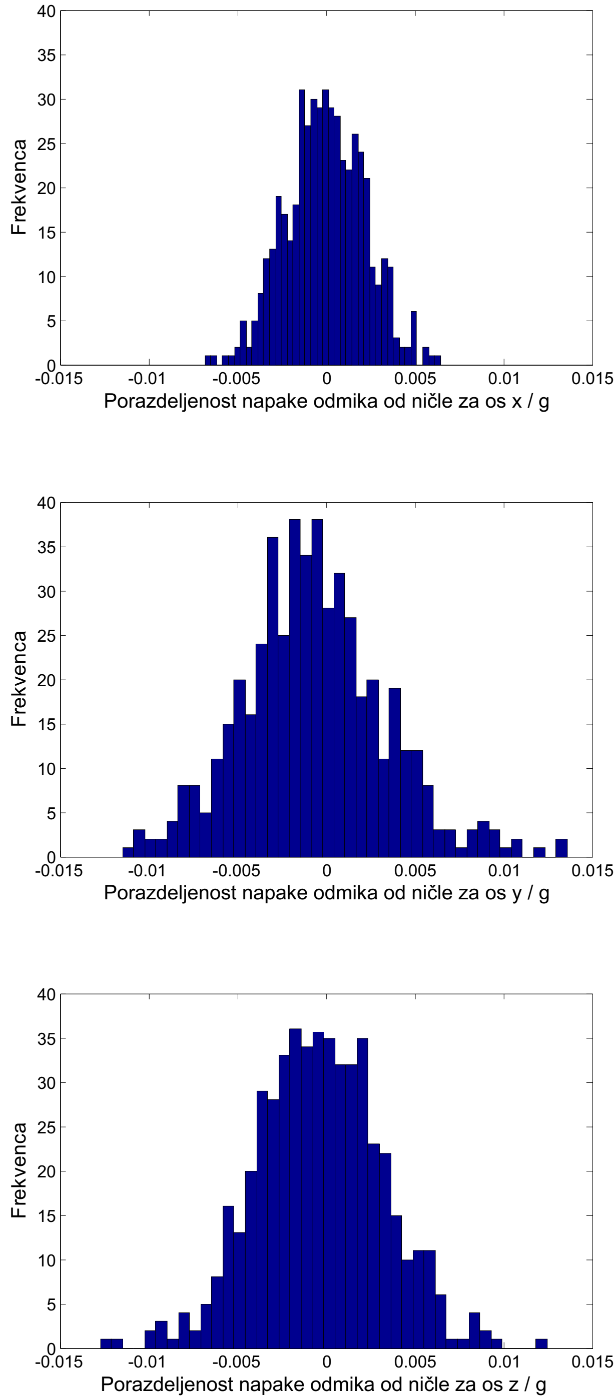




Slika 3.6: Histogram razlike med ocenjenim in predhodno definiranim parametrom ojačanja za os x, y in z v simulaciji.



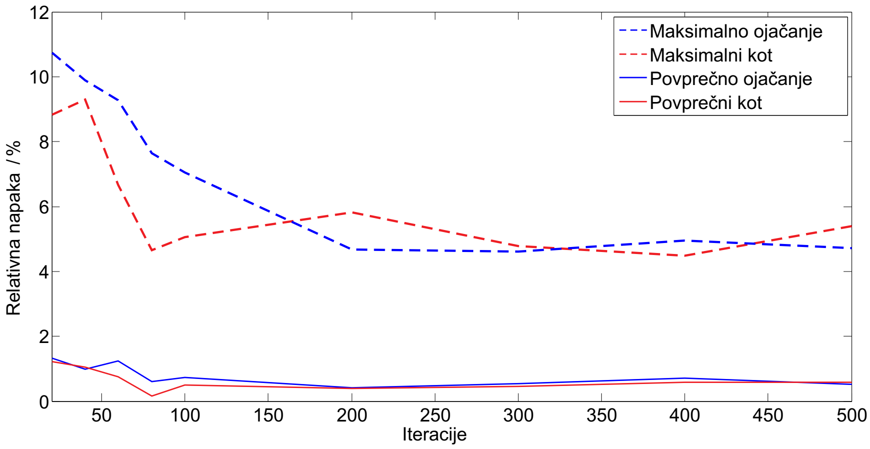
Slika 3.7: Histogram razlike med ocenjenim in predhodno definiranim parametrom kota neporavnanosti osi za os x, y in z v simulaciji.



Slika 3.8: Histogram razlike med ocenjenim in predhodno definiranim parametrom odmika od ničle za os x, y in z v simulaciji.

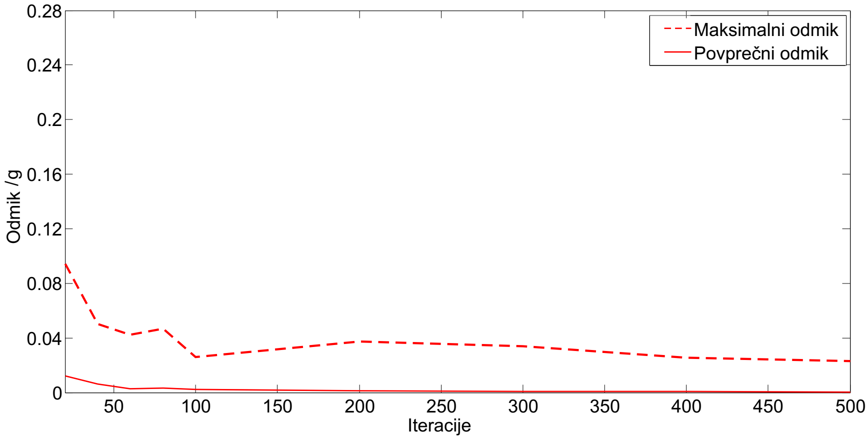
Tabela 3.3: Standardni odklon za senzorske parametre ojačanja, kota neporavnanosti in odmika od ničle. Podatki so zbrani z zagonom 500 simulacij, pri čemer se opazuje razlika med pravo in ocenjeno vrednostjo parametrov. Pravi parametri se z vsakim zagonom simulacije izberejo naključno.

		σ
	x	0,0096
s	y	0,0082
	z	0,0042
	α	0,0136
kot	β	0,0098
[rad]	γ	0,0112
	x	0,0022
b	y	0,0039
[g]	z	0,0039



Slika 3.9: Povprečna in največja napaka ocene parametrov ojačanja in neporavnanosti z uporabo adaptivne metode. Prekinjena črta prikazuje največjo napako, neprekinjena pa srednjo relativno napako.

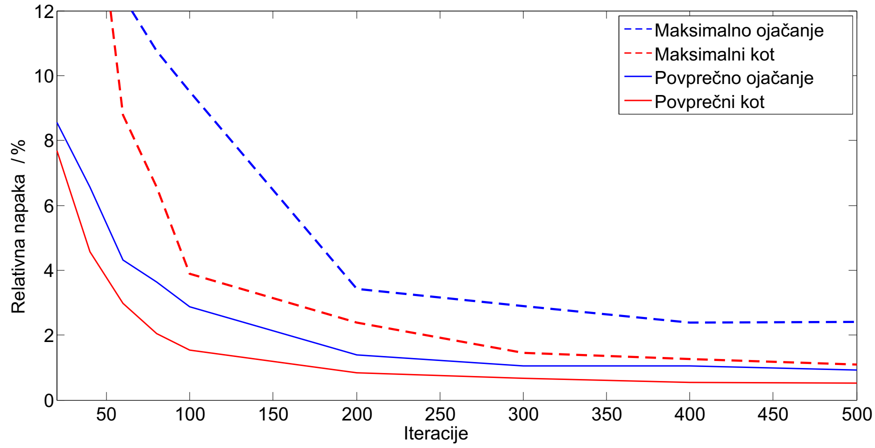
S prekinjeno črto pa so prikazane maksimalne vrednosti, ki so se za dano število iteracij zgodile med simulacijo.



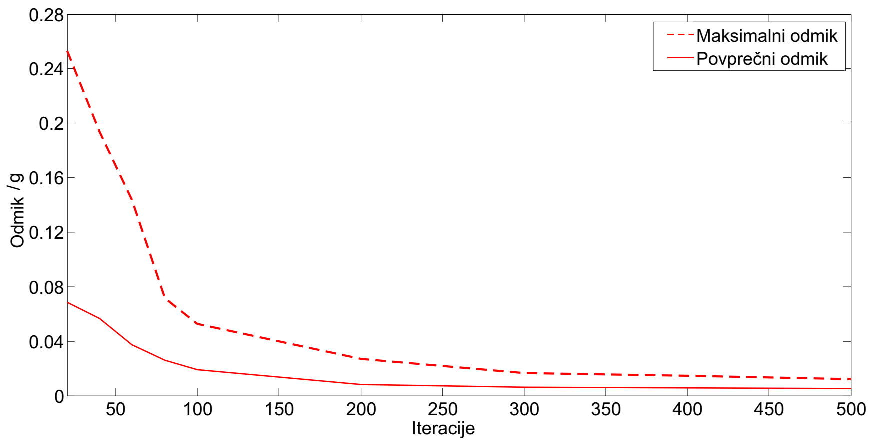
Slika 3.10: Povprečna in največja napaka ocene parametra odmika od ničle z uporabo adaptivne metode. Prekinjena črta prikazuje največjo napako, neprekinjena pa srednjo relativno napako.

Nadaljnja ocena adaptivne kalibracijske metode je narejena s primerjavo z metodo vsote najmanjših kvadratov. Ker s to metodo ni mogoče določiti orientacij senzorja, v kateri se naj ocenjujejo parametri, so za kalibracijo vnaprej izbrane naključne orientacije. Število naključnih orientacij je zaradi lažje primerjave enako številu iteracij pri adaptivni metodi. Za izračun povprečne ter največje relativne napake je bila uporabljena enaka metoda kot pri ocenitvi adaptivne kalibracijske metode. Na sliki 3.11 je z neprekinjeno črto prikazana povprečna relativna napaka parametra ojačanja in kota neporavnanosti. S prekinjeno črto pa so prikazane največje vrednosti napak pri oceni parametrov ojačanja in kota neporavnanosti, ki so se zgodile za dano število iteracij.

Prikaz napake ocene parametra odmika od ničle z uporabo razširjene metode najmanjših kvadratov je prikazana na sliki 3.12. Z neprekinjeno črto so označene srednje vrednosti napake, izračunane med simulacijami za dano število iteracij, s prekinjeno črto pa so prikazane vrednosti največjih napak, ki so se pojavile pri danemu številu iteracij.



Slika 3.11: Povprečna in največja napaka ocene parametrov ojačanja in kota neporavnanosti z uporabo metode vsote najmanjših kvadratov. Prekinjena črta prikazuje največjo napako, neprekinjena pa srednjo relativno napako.



Slika 3.12: Povprečna in največja napaka ocene parametra odmika od ničle z uporabo metode vsote najmanjših kvadratov. Prekinjena črta prikazuje največjo napako, neprekinjena pa srednjo relativno napako.

3.2.2 Meritve na realnem sistemu

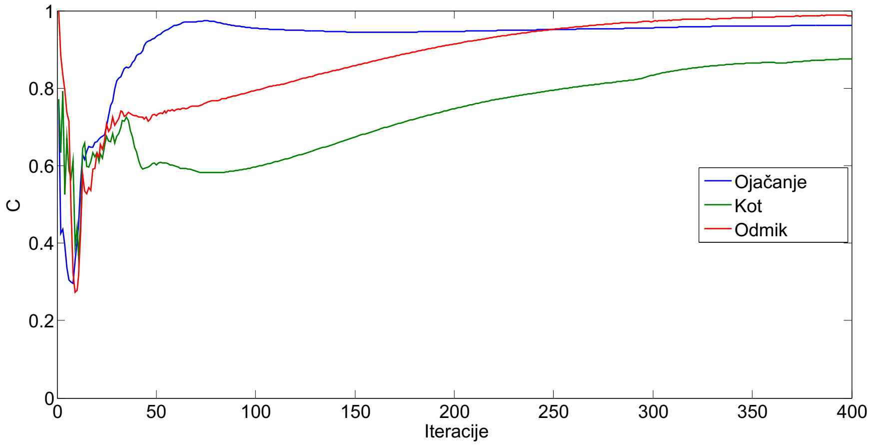
Meritve realne inercialne merilne enote so bile izvedene z uporabo robotske roke. Ker pravi senzorski parametri niso znani, tabela 3.4 prikazuje pet serij ocen parametrov istega pospeškometra, pri kateri je bilo za vsako serijo uporabljenih 400 iteracij.

Tabela 3.4: Serija petih ocen parametrov (ojačenje - s, kot neporavnanosti - *kot* ter odmik od ničle - b) realne inercialne enote z uporabo 400 iteracij na meritev.

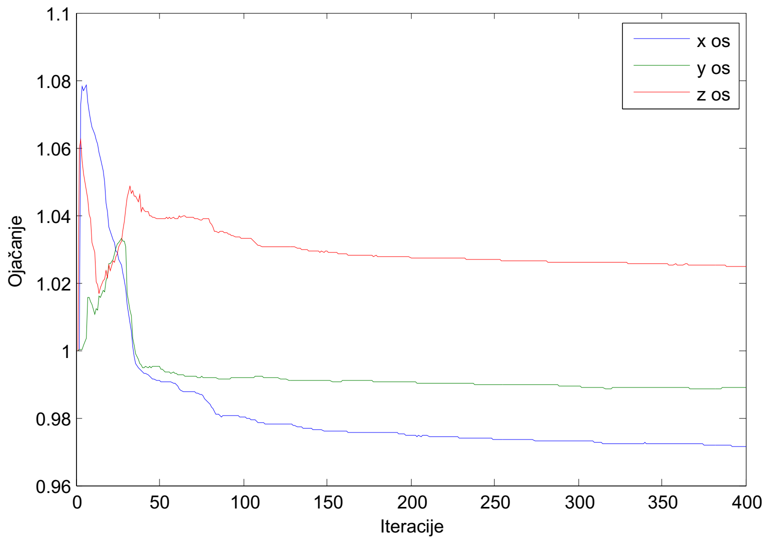
N		1.	2.	3.	4.	5.
	x	0,9715	0,9704	0,9710	0,9698	0,9700
s	y	0,9888	0,9895	0,9889	0,9889	0,9888
	z	1,0248	1,0229	1,0193	1,0190	1,0212
	α	1,5409	1,5407	1,5404	1,5406	1,5398
kot	β	1,5715	1,5713	1,5714	1,5713	1,5722
[rad]	γ	1,5855	1,5869	1,5881	1,5859	1,5878
	x	-0,0272	-0,0287	-0,0277	-0,0295	-0,0284
b	y	-0,0092	-0,0103	-0,0109	-0,0091	-0,0100
[g]	z	0,0050	0,0045	0,0020	0,0011	0,0030

Slika 3.13 prikazuje kriterijsko funkcijo parametra ojačanja, odmika od ničle ter kota neporavnanosti med kalibracijo. Prikazane vrednosti so pridobljene med kalibracijo realnega sistema s 400 iteracijami.

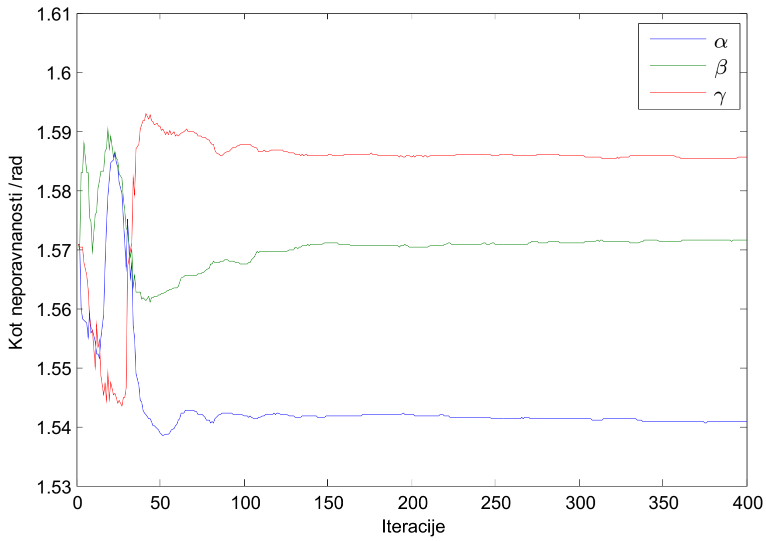
Podobno kot slika 3.13, slika 3.14 predstavlja potek ocene parametra ojačanja za os x, y in z med kalibracijo realnega inercialnega sistema. Slika 3.15 predstavlja oceno parametra kota neporavnanosti osi skozi 400 merilnih iteracij med kalibracijo, slika 3.16 pa predstavlja oceno parametra odmika od ničle med kalibracijo. Na sliki 3.17 so predstavljene ocene parametrov kotov transformacij $\mathbf{R}_{\mathrm{e_b}}$ in $\mathbf{R}_{6_\mathrm{i}}$.



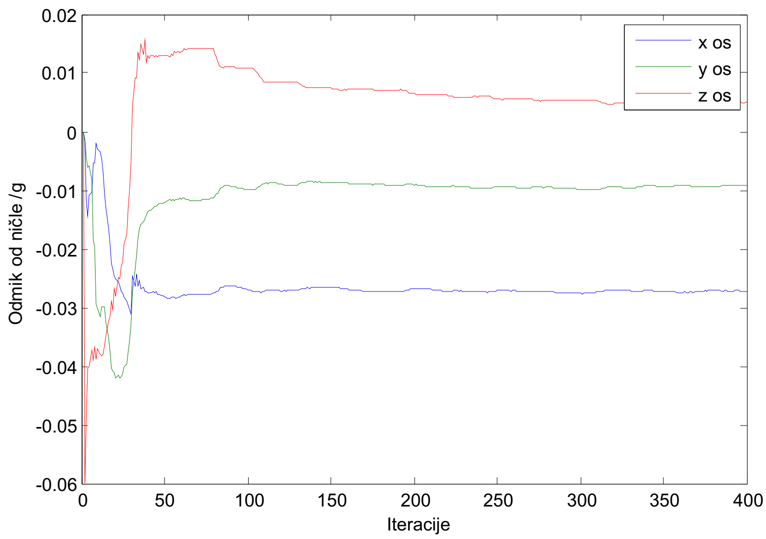
Slika 3.13: Potek kriterijske funkcije parametra ojačanja, odmika od ničle ter kota neporavnanosti med 400 iteracijami.



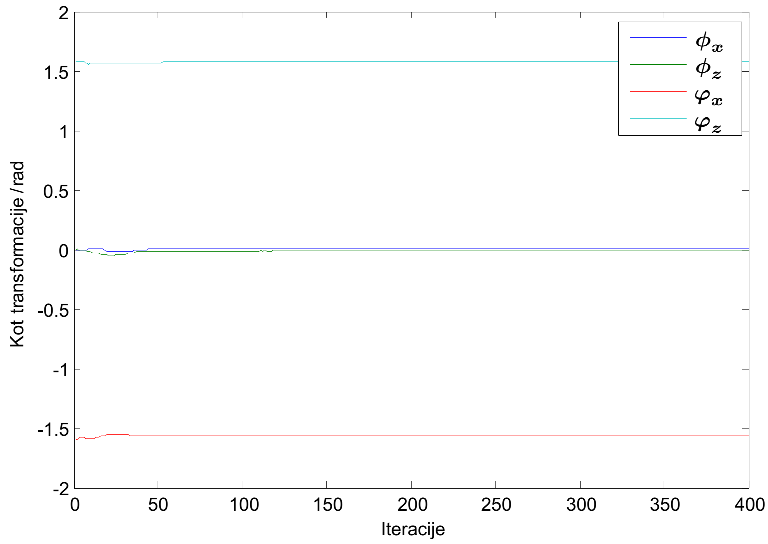
Slika 3.14: Potek ocen parametrov ojačanja med kalibracijo s 400 iteracijami. Modra črta prikazuje oceno za os x, zelena črta prikazuje podatke za os y in rdeča črta prikazuje podatke za os z.



Slika 3.15: Potek ocen parametrov kota neporavnanosti osi med kalibracijo s 400 iteracijami. Modra črta prikazuje oceno za os x, zelena črta prikazuje podatke za os y in rdeča črta prikazuje podatke za os z.



Slika 3.16: Potek ocen parametrov odmika od ničle med kalibracijo s 400 iteracijami. Modra črta prikazuje oceno za os x, zelena črta prikazuje podatke za os y in rdeča črta prikazuje podatke za os z.



Slika 3.17: Potek ocen parametrov kotov transformacij $\mathbf{R}_{\mathrm{e_b}}$ in $\mathbf{R}_{6_\mathrm{i}}$. Modra in zelena črta prikazujeta kote rotacije za transformacijo $\mathbf{R}_{\mathrm{e_b}}$, rdeča in svetlo modra črta pa prikazujeta kote transformacije $\mathbf{R}_{6_\mathrm{i}}$.

3.3 Diskusija

Z vidika rezultatov, ki so predstavljeni v tabeli 3.1, adaptivna metoda lahko oceni senzorske parametre s povprečno relativno napako velikosti 0,5 %, kadar se za kalibracijo uporabi 400 iteracij. Iz rezultatov tabele 3.3 je razvidno, da je najvišja standardni odklon parametra ojačanja 0,0096. Parameter ojačanja se giblje v okolici vrednosti 1, zato je relativna napaka parametra ojačanja manjša od 1 %. V specifikacijah pospeškometra, ki je bil uporabljen za kalibracijo, je podana možna napaka parametra ojačanja in sicer ±10 %. Napaka ocenjenega parametra je manjša od tovarniške napake pospeškometra, kar vodi do zaključka, da z uporabo parametrov pridobljenih s kalibracijsko metodo izboljšamo natančnost meritev s pospeškometrom. Proizvajalec tudi podaja območje možnega odmika od ničle in sicer v območju ±0,02 g. Srednja vrednost napake ocenitve odmika od ničle podana v tabeli 3.1 znaša 0,0015 g, standardni odklon pa znaša glede na podatke v tabeli 3.3 do 0,0039 g. Prav tako lahko trdimo, da je natančnost ocenjevanja parametrov dovolj visoka, da izboljšamo točnost merjenja s pospeškometrom, če upoštevamo kalibracijske parametre, ki smo jih pridobili z adaptivno metodo. Primerjave z oceno kotov neporavnanosti z možnim območjem pravega pospeškometra žal niso mogoče, saj proizvajalec v tehnični dokumentaciji ne podaja teh podatkov [40]. Relativna napaka ocene kota neporavnanosti je manjša od 0,5 %, standardni odklon pa znaša do 0,0136 rad. Najvišje napake ocen parametrov prikazane v tabeli 3.1 izračunane na podlagi 100 simulacij kažejo, da je največja napaka ocene ojačanja in kota neporavnanosti 4,5 %, največja napaka, ki se je pojavila pri izračunu odmika od ničle, pa znaša 0,02 g.

Ocenjevanje kotov transformacijskih matrik koordinatnega sistema O_{R6} ima po podatkih iz tabele 3.2 povprečno napako manjšo od 0,02 %, razlike med najmanjšo in največjo napako, ki so se pojavile med simulacijo, pa ne znašajo več kot 0,0020 rad. Ocene parametrov kota transformacijske matrike koordinatnega sistema O_b imajo nekoliko višjo napako, če se osredotočamo na primerjavo med najmanjšo in največjo napako, ki se je zgodila med simulacijami in znaša do 0,0140 rad, kot je prikazano v tabeli 3.2. Rotacijska matrika $\mathbf{R}_6$ je v simulaciji določena kot absolutno točna. V primeru ko se kalibracijska metoda uporablja na pravem robotu, pa je natančnost rotacijske matrike odvisna od natančnosti robota, ta pa je podana v specifikacijah robota. S slik 3.6, 3.7 in 3.8 je razvidna Gaussova porazdelitev napake ocene senzorskih parametrov, kjer je najvišja vrednost napake v okolici ničle. Širina porazdelitve pa podaja dejansko kvaliteto oz. natančnost adaptivne kalibracijske metode.

Vpliv števila iteracij na natančnost ocenjevanja parametrov je prikazana na sliki 3.9. Po pričakovanju je najvišja srednja relativna napaka (1,4 %) dosežena pri najmanjšem številu iteracij - 20. Največja relativna napaka, ki se je pojavila pri najmanjšem številu iteracij, pa znaša do 10,7 %. Podobno je opaziti tudi pri gibanju napake odmika od ničle, kjer povprečna napaka znaša 0,012 g pri dvajsetih iteracijah, kot prikazuje slika 3.10. Po pričakovanjih je precejšnja razlika v najvišji vrednosti odmika, ki se pojavi pri dvajsetih iteracijah in sicer 0,1 g. S povečevanjem števila iteracij, se srednje relativne napake ocenjevanja ojačanja, kota neporavnanosti in odmika od ničle rahlo znižujejo. Opaznejše je nižanje največjih vrednosti napak. Pri oceni parametrov kota neporavnanosti in ojačanja se največja relativna napaka zniža na 5 % oz. 7 %, medtem ko se največja napaka parametra odmika od ničle zmanjša na 0,04 g. Z dodatnim povečevanjem števila iteracij ne dosežemo vidnejšega izboljšanja natančnosti ocen parametrov. Vrednosti se ustalijo na 0,57 % povprečne relativne napake in 5 % najvišje relativne napake, srednja relativna vrednost napake odmika od ničle pa se ustali pri 0,0007 g oz. najvišja napaka znaša 0,0025 g.

Ocene parametrov pridobljene z adaptivno metodo smo primerjali tudi z ocenami parametrov pridobljenih z metodo najmanjših kvadratov. Iz slik 3.9 in 3.11 je razvidno, da z adaptivno kalibracijsko metodo pridobimo precej bolj natančno oceno parametrov pri nižjih vrednostih iteracij. Z uporabo metode najmanjših kvadratov lahko opazimo, da je najvišja relativna napaka pri oceni ojačanja in kota neporavnanosti večja od 30 %, srednja vrednost relativne napake pa 7 %. Podobno opazimo tudi s primerjavo parametra odmika od ničle s slike 3.10 in 3.12, kjer največja napaka ocene parametra znaša 0,26 g, povprečna napaka pa je pod 0,08 g, kar je enako kot najvišja napaka pri adaptivni metodi. Višje napake so prisotne predvsem zaradi majhnega števila naključno izbranih orientacij. Te orientacije ne morejo pokrivati ključnih orientacij, ki so potrebne za uspešno oceno senzorskih parametrov - poravnanje senzornih osi z gravitacijskim poljem v obe smeri. Seveda se s povečanjem števila naključnih orientacij napake ocen parametrov nižajo. Pri 100 iteracijah so napake ocen parametrov z metodo najmanjših kvadratov še vseeno višje kot pri uporabi adaptivne metode, razen pri parametru kota neporavnanosti, kjer je napaka manjša za 1 %. Z nadaljnjim večanjem števila iteracij se vrednosti najvišje relativne napake znižajo in se ustalijo na 2,4 % za parameter ojačanja in 1,1 % za parameter kota neporavnanosti, medtem ko se srednje relativne vrednosti ustalijo pri 0,9 % in 0,5 %. Najvišja napaka parametra odmika od ničle se zmanjša na 0,01 g, srednja vrednost napake pa se ustali pri 0,005 g.

Prednost adaptivne kalibracijske metode je v pogojih, kjer se za kalibracijo uporablja manj kot 100 merilnih iteracij, saj so v tem primeru povprečne in najvišje napake opazno manjše kot napake, ki jih dobimo z uporabo metode najmanjših kvadratov z naključno izbranimi orientacijami senzorja. Slika 3.13 prikazuje, da se vrednost kriterijske funkcije ustali že po 50 iteracijah, kar pomeni, da se ocena parametrov ne more opazno izboljšati oz. so napake že v bližini najmanjših vrednosti. Slike 3.14, 3.15, 3.16 in 3.17 prikazujejo, da se vrednosti parametrov po doseženih 50 iteracijah spreminjajo zgolj minimalno. Prednost adaptivne metode je tudi v tem, da ni potrebno ročno izbirati orientacij senzorja, saj so le-te optimalno samodejno določene. Poleg tega si z robotom prihranimo ročno premikanje senzorja in s tem avtomatiziramo in tudi skrajšamo čas kalibracije.

Pomanjkljivost adaptivne metode je v uporabi relativno drage opreme za manipulacijo senzorja. Pri uporabi večjega števila iteracij oz. orientacij senzorja lahko dosežemo boljše rezultate z uporabo razširjene metode najmanjših kvadratov v primeru, da so orientacije senzorja smiselno ročno izbrane. S kombinacijo obeh metod bi prav tako dosegli nekoliko boljše rezultate, vendar bi s tem precej podaljšali čas kalibracije, kar pa nasprotuje prednosti adaptivne metode, ki sočasno s kalibracijo že ocenjuje parametre in so podatki ob končani zadnji iteraciji že na voljo.

Prikazano adaptivno metodo je mogoče z nekaj modifikacijami uporabiti tudi na triosnemu magnetometru. Ker industrijski robot ni primeren za manipulacijo magnetometra, je potrebno uporabiti nekoliko drugačen pristop, ki je opisan v naslednjem poglavju.

4

Kalibracija magnetometra z adaptivno metodo

Kalibracijo magnetometra bi lahko opravili na skorajda enak način, kot smo storili pri kalibraciji pospeškometra. Osnovni matematični opis magnetometra se praktično ne razlikuje od matematičnega modela pospeškometra. S pomočjo robota bi postavljali magnetometer v različne orientacije, v stacionarnem stanju pa bi izvajali meritve. Bistvena razlika med metodo kalibracije pospeškometra in magnetometra je v tem, da je magnetno polje mogoče zlahka deformirati, kar je pri gravitacijskem pospešku nemogoče. Vsakršen feromagnetni material popači silnice magnetnega polja. Če je takšen material v bližini magnetometra in lokalno spremeni smer magnetnega polja, magnetno polje ni homogeno oz. je popačeno, torej se meritve ne ujemajo z globalnim sistemom.

Ker je robot sestavljen iz magnetnih materialov, zaradi tega ni idealna izbira kot manipulator magnetometra. Z ustreznim podaljškom na vrhu bi se sicer lahko dovolj odmaknili od robota, vendar bi s tem omejili doseg določenih orientacij senzorja. Hkrati bi s podaljškom ob različnih orientacijah spreminjali tudi pozicijo samega magnetometra. To sicer ne bi predstavljalo bistvenega problema, če bi bilo magnetno polje v prostoru homogeno. Z enostavnimi meritvami je bilo ugotovljeno, da temu ni tako, saj železni materiali v tleh in stropu, električna napeljava ter tudi sam robot močno vplivajo na nehomogenost magnetnega polja v prostoru. Temu je sledila odločitev za drugačen pristop h kalibraciji magnetometra.

V sledečem poglavju je predstavljena adaptivna kalibracijska metoda magnetometra. Za zagotovitev homogenega magnetnega polja si pri kalibraciji pomagamo s tridimenzionalno Helmholtz tuljavo, ki omogoča kompenzacijo zunanjega magnetnega polja in generiranje magnetnega polja v poljubni smeri. Adaptivna metoda omogoča izračun teh smeri in hkrati tudi hitro ter ponovljivo oceno senzorskih parametrov.

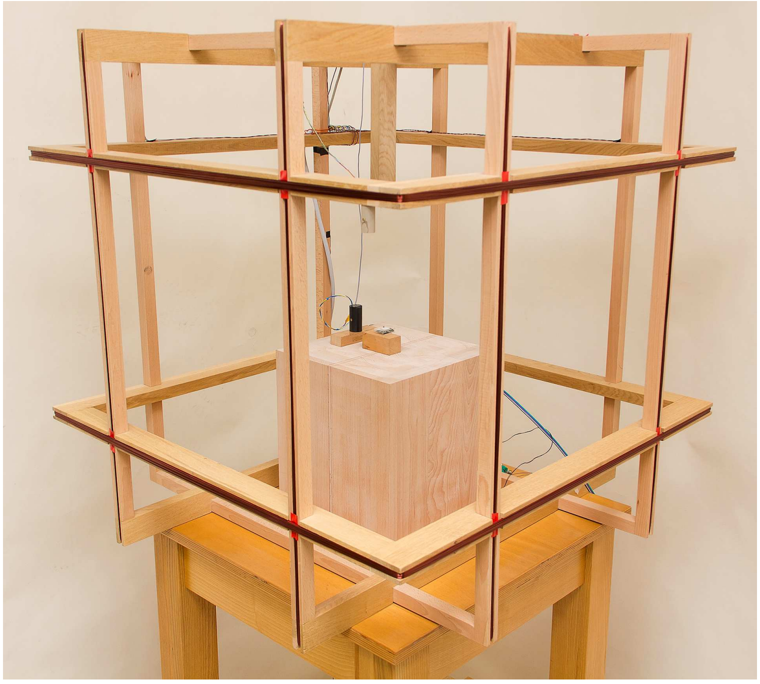
4.1 Adaptivna metoda kalibracije magnetometra

4.1.1 Zasnova kalibracijskega sistema

Ker je inercialna merilna enota baterijsko napajana in baterija vsebuje kovine, ki vplivajo na magnetno polje, je potrebno baterijo med samo kalibracijo postaviti na zadostno razdaljo. To seveda ni možno v primeru, kadar želimo kalibrirati merilni sistem v trdnem ohišju z vgrajeno baterijo. Baterija bo popačila magnetno polje tuljave, vendar se bo to izražalo kot lastnost oz. senzorski parameter magnetometra. Z ustrezno kalibracijo je mogoče odpraviti napake, ki jih povzroča baterija v bližini. Takšna kalibracija je mogoča le v primeru, da je baterija ves čas na istem mestu. Ob nehotenem premiku baterije kalibrirani senzorski parametri ne bi več veljali za dano situacijo in potrebna bi bila ponovna kalibracija.

Brezžična inercialna merilna enota je postavljena na podstavku v središču pravokotne 3D Helmholtz tuljave, kot je prikazano na slikah 4.1 in 4.2.

3D Helmholtz tuljava je sestavljena iz treh pravokotnih parov zračnih tuljav [51]. Ogrodje tuljave je narejeno iz lesa, v samem ogrodju pa je narejen kanal, po katerem je navita žica. Razdalje med parom tuljav znašajo 0.486 m. Tak sistem tuljav (prikazan na sliki 4.3) zmore kompenzirati zemeljsko magnetno polje v vseh treh smereh. Tuljave za kompenzacijo po osi x in y imajo po 10 ovojev, v navpični z smeri pa 20 ovojev. Tuljava je gnana tokovno, z digitalnim ali analognim reguliranjem tokov skozi tuljave pa lahko ustvarimo magnetno polje v poljubni smeri, kot je zapisano v enačbi 4.1. Ker je vsaka smer sestavljena iz para tuljav, vsako tuljavo pa je možno regulirati posebej, lahko poleg jakosti magnetnega polja v želeni smeri nastavljamo tudi gradient polja. S tuljavo je

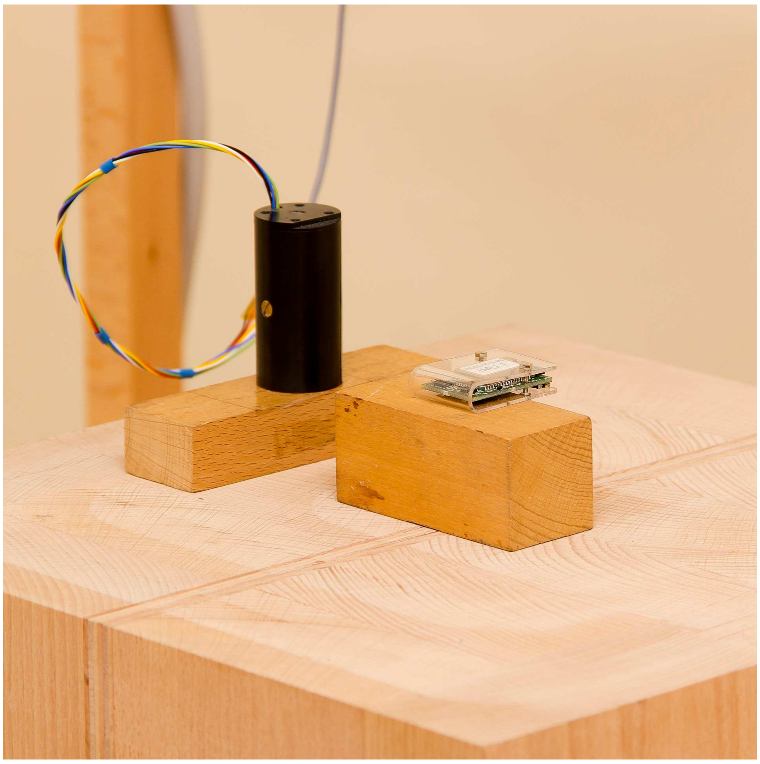


Slika 4.1: Postavitev merilne naprave na podstavku v sredini 3D Helmholtz tuljave. Baterija je postavljena izven tuljave.

možno ustvariti enosmerno magnetno polje z največjo gostoto magnetnega polja -50 μT in +90 μT v x smeri, -50 μT in +80 μT v y smeri in -80 μT in +130 μT v z smeri.

$$\mathbf{B} = B_x \cdot \mathbf{i} + B_y \cdot \mathbf{j} + B_z \cdot \mathbf{k} = \mathbf{B}_x + \mathbf{B}_y + \mathbf{B}_z \tag{4.1}$$

Z ustreznim analognim regulatorjem je s tuljavo možno kompenzirati enosmerno magnetno polje Zemlje in tudi 50 Hz elektromagnetne motnje. Za potrebe reguliranja magnetnega polja je v tuljavi nameščen referenčni triosni magnetometer podjetja Stefan-Mayer FLC3-70 z nastavljivim merilnim območjem od 70 μT do 200 μT, pasovno širino od 0 Hz do 1 kHz ter šumom do 3 $\mathrm{nT_{pp}}$ v frekvenčnem območju od 0,1 Hz do 10 Hz. Ker želimo z našo kalibracijsko metodo določati orientacijo magnetnega polja v tuljavi z računalnikom, se namesto analogne regulacije z mejno frekvenco 400 Hz uporablja digitalna v povezavi z osebnim računalnikom. Ker mejna frekvenca digitalnega regulatorja znaša 5 Hz, lahko v tuljavi kompenziramo zemeljsko magnetno polje, hitro spreminjajočega magnetnega polja, kot so na primer elektromagnetne motnje, pa v tem primeru ne moremo kompenzirati.



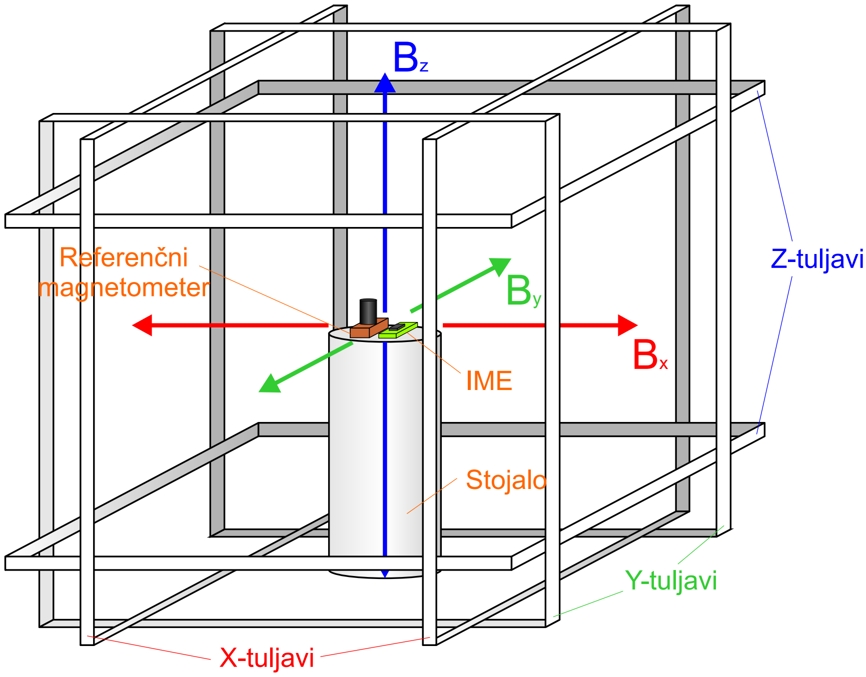
Slika 4.2: Bližji pogled postavitve merilne naprave v sredini tuljave. Levo od merilne naprave stoji referenčni magnetometer, ki skrbi za ustrezno smer magnetnega polja, ki je inducirana v tuljavi.

4.1.2 Matematični model senzorja

Kot je bilo že predhodno omenjeno, lahko osnovni model triosnega magnetometra z upoštevanjem parametrov ojačanja, kota neporavnanosti osi ter odmika od ničle zapišemo kot [25]:

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{b} + \mathbf{n} \tag{4.2}$$

kjer vektor $\mathbf{y}$ predstavlja izhod senzorja v x, y in z oseh. Matrika $\mathbf{s} = diag(\begin{bmatrix} \mathrm{s}_x & \mathrm{s}_y & \mathrm{s}_z \end{bmatrix})$ predstavlja faktor ojačanja za vsako os, matrika $\mathbf{T}$ pa predstavlja parameter kota neporavnanosti osi, ki je opisana kot:



Slika 4.3: Ilustracija prikazuje sestav 3D Helmholtz tuljave. Osi $\mathrm{B_x}$, $\mathrm{B_y}$ in $\mathrm{B_z}$ predstavljajo komponente magnetnega polja, ki ga ustvari vsak par tuljav. V sredini tuljave je stojalo, na katerem sta postavljena magnetometer za kalibracijo in referenčni magnetometer.

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \cos\alpha & 1 & 0 \\ \cos\beta & \cos\gamma & 1 \end{bmatrix} \tag{4.3}$$

kjer α, β in γ predstavljajo kote neporavnanosti. Vektor $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathrm{b}_x & \mathrm{b}_y & \mathrm{b}_z \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$ predstavlja parameter odmika od ničle, vektor $\mathbf{n}$ predstavlja vrednost šuma, vektor $\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \mathrm{u}_x & \mathrm{u}_y & \mathrm{u}_z \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$ pa opisuje projekcijo magnetnega polja na senzorne osi [25].

Kot je bilo že omenjeno, lahko z 3D Helmholtz tuljavo ustvarimo magnetno polje v poljubni smeri z možnostjo kompenzacije zunanjega magnetnega polja. Pri tem mora biti v sredino postavljen referenčni magnetometer. Le-ta je postavljen na isto ploskev, na kateri leži tudi magnetometer, ki ga želimo kalibrirati. Ker ne moremo zagotoviti popolne poravnave med obema magnetometroma, je potrebno upoštevati tudi parameter neporavnanosti med merjencem in referenco. Oba sicer ležita na isti ravnini in oba imata možnost rotacije po z osi. Ohišje kalibriranega magnetometra prav tako omogoča rahlo ukrivljenost po x osi, zato je potrebno upoštevati tudi ta zamik. Tako lahko transformacijsko matriko med magnetometroma zapišemo kot:

$$\mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}} = RotZ(\varphi_z) \cdot RotX(\varphi_x) \tag{4.4}$$

kjer φ_x in φ_z opisujeta kot rotacije po osi x in z. Definicija funkcij $RotX$ in $RotZ$ je bila podana v prejšnjem poglavju.

Transformacijo med referenčnim magnetnim poljem in projekcijo magnetnega polja na senzorne osi $\mathbf{u}$ lahko izračunamo z:

$$\mathbf{u} = \mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}} \cdot \mathbf{B} \tag{4.5}$$

Z definirano transformacijsko matriko je končna oblika matematičnega modela magnetometra zapisana kot:

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}}^{-1} \cdot \mathbf{B} + \mathbf{b} + \mathbf{n} \tag{4.6}$$

4.1.3 Ocenjevanje parametrov magnetometra

Osnovni princip ocenjevanja parametrov je bil podrobneje opisan v prejšnjem poglavju, zato bodo v sledečem opisu predstavljeni zgolj tisti osnovni in ključni koraki ter seveda spremembe, ki nastopajo zaradi modificiranega matematičnega modela.

Prvotni zagon filtra se izvede s predhodno definirano srednjo vrednostjo in kovarianco parametrov.

$$\hat{\mathbf{w}}(t_0) = E\{\mathbf{w}\} \tag{4.7}$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{w}}_0} = E\left\{(\mathbf{w}(t_0) - \hat{\mathbf{w}}_0)(\mathbf{w}(t_0) - \hat{\mathbf{w}}_0)^{\mathrm{T}}\right\} \tag{4.8}$$

kjer $E\{\}$ predstavlja operator pričakovanih vrednosti, $(\mathbf{w}-\hat{\mathbf{w}}_0)$ predstavlja oceno napake prvotne vrednosti, $\mathbf{w}$ je neznani pravi parameter in $\hat{\mathbf{w}}_0$ je ocenjeni začetni parameter.

Časovni korak UKF izračuna je podan z:

$$\hat{\mathbf{w}}_k^- = \hat{\mathbf{w}}_{k-1} \tag{4.9}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^- = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_{k-1}} + \eta_k \mathbf{R}_{\mathbf{w}_k} \tag{4.10}$$

kjer je vektor parametrov $\mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} \mathrm{s}_x & \mathrm{s}_y & \mathrm{s}_z & \alpha & \beta & \gamma & \mathrm{b}_x & \mathrm{b}_y & \mathrm{b}_z & \varphi_x & \varphi_z \end{bmatrix}$ osvežen z uporabo prejšnjih vrednosti, $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$ je diagonalna matrika procesnega šuma in $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$ predstavlja kovariančno matriko. Izračun kovariančne matrike $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$ je osnovan na rekurzivni metodi najmanjših kvadratov (RLS) [46, 52] in je vsota kovariančnih matrik iz prejšnjega koraka, procesni šum $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$ pa se bliža ničli med ocenjevanjem parametrov. Faktor upadanja η_k je $\eta_k = \lambda^k$, kjer je $\lambda \in (0,1]$ faktor pozabljanja. Sigma točke $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}$ so izračunane iz povprečja in kovariance parametrov:

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{w}}_k^- & \hat{\mathbf{w}}_k^- + \delta\sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-} & \hat{\mathbf{w}}_k^- - \delta\sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-} \end{bmatrix} \tag{4.11}$$

kjer $\delta = \sqrt{L+\lambda}$ predstavlja razpršenost sigma točk od vrednosti $\overline{\mathbf{x}}$. Pričakovane vrednosti meritev so določene z vektorjem $\boldsymbol{\mathcal{Y}}$, z uporabo matematičnega modela senzorja označenega s $\mathbf{h}$, kot je bilo opisano v enačbi (3.10).

$$\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}) \tag{4.12}$$

Povprečje meritev $\hat{\mathbf{d}}_k^-$ in kovarianca meritev senzorja $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ sta izračunani na statistiki pričakovanih vrednostih meritev.

$$\hat{\mathbf{d}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{\,m} \boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} \tag{4.13}$$

$$\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^c \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)\left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k} \tag{4.14}$$

Uteži $w_i{}^{(c)}$ in$w_i{}^{(m)}$ se izračunajo po principu prikazanem v enačbi 3.21 v prejšnjem poglavju oz. kot v literaturi [53].

Križna korelacija kovariance $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}$ je izračunana z:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^c \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{w}}_k^-\right)\left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} \tag{4.15}$$

Kalmanova matrika ojačanja je produkt križne korelacije in merilne kovariance:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}^{-1} \tag{4.16}$$

Posodabljanje meritev opisujeta enačbi:

$$\tilde{\mathbf{w}}_k = \hat{\mathbf{w}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{d}_k - \hat{\mathbf{d}}_k^-) \tag{4.17}$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{w}}_k} - \mathbf{K}_k\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}\mathbf{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{4.18}$$

kjer je trenutna izmerjena vrednost označena kot $\mathbf{d}_k$.

4.1.4 Določevanje orientacije magnetnega polja

Med kalibracijo oz. ocenjevanjem senzorskih parametrov mora biti senzor, ki ga kalibriramo, izpostavljen več različnim orientacijam magnetnega polja. Pri ustreznem številu različnih orientacij lahko dobimo zadovoljive ocene senzorskih parametrov. V adaptivni kalibracijski metodi je orientacija magnetnega polja izbrana tako, da je dosežena najvišja občutljivost za parametre, ki imajo največjo varianco. Ta orientacija je določena iz kovariančne matrike $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$. Varianca senzorskih parametrov je opisana s sigma točkami $\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}$, ki prehajajo skozi matematični model senzorja $\mathbf{h}$ (4.12). Izhod modela so tako pretvorjene sigma točke $\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1}$, ki zajemajo varianco parametrov in jih transformirajo iz prostora parametrov v kartezični prostor. Metoda dekompozicije singularnih vrednosti (SVD) je nato uporabljena na kovariančni matriki $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$[49]. Ker je kovariančna matrika $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ pozitivno semidefinitna in simetrična matrika, je dekompozicija izvedena na sledeč način:

$$SVD(\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}) = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{U}^{\mathrm{T}} \tag{4.19}$$

Matrika $\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 \end{bmatrix}$ je ortogonalna matrika singularnih vektorjev in matrika $\mathbf{\Sigma}$ je diagonalna matrika singularnih vrednosti $\begin{bmatrix} \sigma_1 & \sigma_2 & \sigma_3 \end{bmatrix}$. Singularne vrednosti so povezane z varianco in singularna vrednost σ_1 predstavlja vrednost z najvišjo varianco, temu primerno enotski vektor $\mathbf{u}_1$ predstavlja os z največjo varianco kovariančne matrike.

Med kalibracijo je magnetometer postavljen v sredino 3D Helmholtz tuljave. Najprej so vsi senzorski parametri ocenjeni na začetne, smiselne vrednosti. Vhod digitalnega regulatorja Helmholtz tuljave predstavlja referenčni magnetometer, ki je postavljen ob magnetometer, katerega želimo kalibrirati. Izhod regulatorja je tokovni vir tuljave. Pred pričetkom kalibracije najprej kompenziramo enosmerno komponento magnetnega polja Zemlje. To storimo tako, da ustvarimo magnetno polje v nasprotni smeri polja Zemlje oz. da so izmerjene vrednosti magnetnega pretoka referenčnega magnetometra v vseh treh oseh enake nič. Sama konstrukcija tuljave zagotavlja, da je polje v sredini homogeno. Ob pričetku kalibracije h kompenzaciji Zemljinega magnetnega polja dodamo enosmerno komponento magnetnega polja v želeni smeri. Prvotna smer magnetnega polja v tuljavi je ročno izbrana in postavljena v pozitivni Z osi referenčnega magnetometra. Po zajemu podatkov z magnetometra se smer magnetnega polja v tuljavi obrne v nasprotno smer. Po opravljenih obeh meritvah - začetni in obratni smeri magnetnega polja, se zajete vrednosti magnetometra podajo v algoritem UKF, ki posodobi začetno nastavljene senzorske parametre s prvo oceno parametrov. Hkrati izračuna naslednjo optimalno orientacijo magnetnega polja, ki je potrebna za uspešno oceno senzorskih parametrov. To smer magnetnega polja dobimo iz že omenjenega vektorja $\mathbf{u}_1$. Singularni vektor $\mathbf{u}_1$ ustreza osnovni osi z najvišjo varianco, ki je izražena v koordinatnem sistemu magnetometra. Algoritem tako izračuna smer magnetnega polja v smeri, ki ima največjo varianco ocene parametrov. Magnetometer izmeri vrednost magnetnega polja v izračunani smeri, nato magnetno polje v tuljavi obrnemo v obratno smer, ki jo prav tako izmerimo z magnetometrom. Tako senzor zajame vrednosti magnetnega polja v obeh smereh, kjer je varianca ocenjenih parametrov najvišja. Po zajemanju podatkov se ocena senzorskih parametrov posodobi ter izračuna novo orientacijo magnetnega polja, ki jo ustvarimo s pomočjo 3D Helmholtz tuljave. Končni rezultat metode je zaporedje različnih orientacij magnetnega polja, ki povečuje občutljivost senzorskih parametrov z najvišjo varianco.

4.1.5 Simulacija in meritve

Simulacija se uporablja za preverjanje matematičnega modela in kalibracijske metode, saj vrednosti parametrov pravega magnetometra ne poznamo. V simulaciji imamo možnost predhodne definicije senzorskih parametrov, ki jih upoštevamo v matematičnem modelu magnetometra. Rezultate simulirane kalibracije lahko primerjamo s predhodno definiranimi parametri. Simulacija je bila zgrajena in preizkušena v matematičnem okolju Matlab.

Simulacija je sestavljena iz treh delov. Prvi del predstavlja zajem podatkov iz magnetometra. Za dane začetne pogoje preko matematičnega modela magnetometra izračunamo, kakšen izhod ustreza danim pogojem. Ti podatki se nato uporabijo za ocenjevanje parametrov s pomočjo UKF filtra. Drugi del simulacije sestavlja izračun oz. trenutna ocena parametrov. Hkrati tudi izračunamo naslednjo optimalno orientacijo magnetnega polja za naslednjo meritev. Zadnji del simulacije pa predstavlja dejansko spremembo magnetnega polja. Podoben postopek se vrši tudi pri kalibraciji pravega magnetometra, z razliko, da v prvem delu uporabimo prave odčitke magnetometra, v zadnjem delu pa regulacijskemu delu pošljemo zahtevo po novi orientaciji magnetnega polja v 3D Helmholtz tuljavi.

Vsaka simulacija, kot tudi kasnejša meritev je sestavljena iz 15-ih iteracij merjenja oz. kalibriranja. Ker imata matematični model in algoritem UKF nastavljen parameter šuma, vsak zagon simulacije poda nekoliko različne rezultate kalibracije. Razpršenost rezultatov kalibracije opisuje natančnost te kalibracijske metode.

Preizkus adaptivne kalibracijske metode poteka na podoben način kot simulacija. Za pridobitev ocene metode je zagnano večje število kalibracij na realnem sistemu, s katerim lahko primerjamo vrednosti ocenjenih parametrov med samimi kalibracijami. Pri tem je seveda magnetometer postavljen v sredino 3D Helmholtz tuljave poleg referenčnega 3D magnetometra. Razdalja med magnetometroma je manjša od 10 cm. Zunanje mere sistema kvadratnih tuljav znašajo 0,892 m. Razdalja med parom tuljav znaša 0,486 m. Pri tej velikosti lahko z uporabo modela opisanega v [54] izračunamo, da je homogenost tuljave v okolici ±9,8 cm od središča tuljave 0,1 % ter 1 % v okolici ±17 cm od središča. Podatke z referenčnega 3D magnetometra FLC3-70 zajemamo z enoto UEILogger 600 podjetja United Electronic Industries, ki ima vgrajen 16 kanalni 24 bitni analogno-digitalni pretvornik in 8 kanalni 24 bitni digitalno-analogni pretvornik. Na osebnem računalniku v programskem okolju Matlab preko omrežne povezave sprejemamo podatke iz enote UEILogger 600. Vhod zaprto-zančnega regulacijskega sistema je referenčni magnetometer, referenca je želena vrednost, ki naj jo referenčni magnetometer izmeri. Izhod regulacijskega sistema je preko omrežne povezave povezan z enoto UEILogger 600. Analogni izhod je povezan s tokovnimi viri tuljav, ki so izvedeni s tranzistorji MJH6284 in MJH6287, ter operacijskim ojačevalnikom NE5534. Tokovni viri omogočajo nastavljanje toka od -3 A do +3 A. Pred prvo uporabo je potrebno sistem kalibrirati. To storimo s pomočjo referenčnega magnetometra, s katerim izmerimo odziv, medtem ko sekvenčno na vsak par tuljav priključimo najvišji tok naprej v pozitivno in nato še v negativno smer. S tem določimo ojačevalni koeficient regulatorja.

4.2 Rezultati

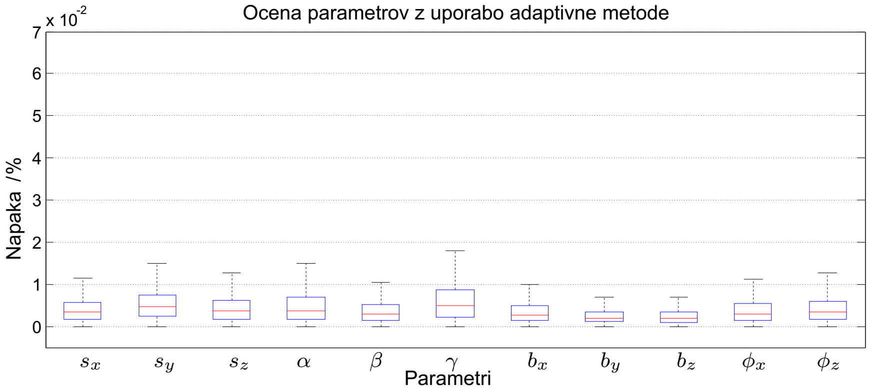
4.2.1 Rezultati simulacij

Evalvacija metode je izvedena s primerjavo napak med ocenjenimi parametri in predhodno definiranimi parametri z uporabo treh različnih pristopov kalibracij. Prvi pristop predstavlja uporaba predlagane kalibracijske metode, ki samodejno prilagaja vzbujalno magnetno polje v smer, ki omogoča optimalno oceno senzorskih parametrov. Drugi pristop uporablja UKF oceno parametrov, pri čemer so smeri magnetnega polja določene naključno. Tretji pristop prav tako oceni senzorske parametre s pomočjo UKF izračuna, smeri magnetnega polja pa so določene ročno. Omenjene smeri so določene tako, da je vsaka senzorna os sekvenčno izpostavljena magnetnemu polju v obe smeri. Smeri so izbrane tudi tako, da so vse tri senzorne osi hkrati izpostavljene magnetnemu polju v različnih kombinacijah smeri (pozitivno v smeri x in y, negativno v smeri z, itd.).

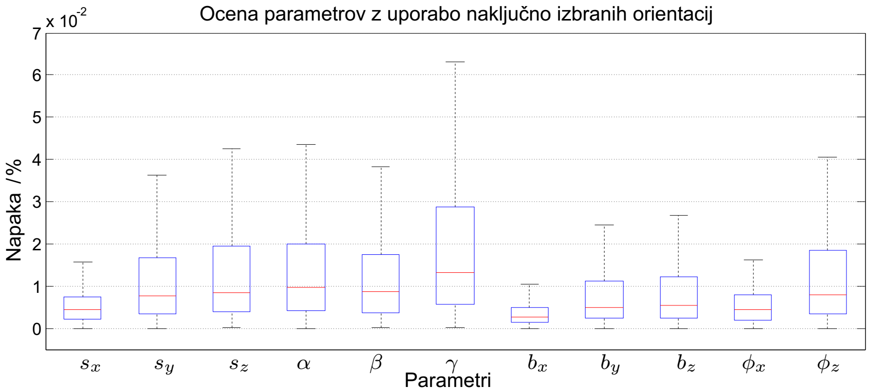
Simulacija omogoča določanje oz. izračun napake pri oceni senzorskih parametrov. Ker so senzorski parametri že vnaprej določeni v matematičnem modelu, ki je uporabljen v simulaciji, lahko izračunane ocene senzorskih parametrov - rezultat simulacije, primerjamo s predhodno definiranimi vrednostmi oz. parametri. Napake ocene senzorskih parametrov dobimo s stotimi ponovitvami simulacij. Vsaka simulacija ima naključno izbrane predhodno definirane parametre senzorja. Ti parametri se gibljejo v smiselnem območju kot so od 0,9 do 1,1 za parameter ojačanja, od 1,52 radiana do 1,62 radiana za parameter neporavnanosti osi ter od -6 μT do 6 μT za parameter odmika od ničle. Parametra za zamik senzorja v tuljavi se gibljeta od -0,1 radiana do 0,1 radiana. Z vsako simulacijo se zažene tisoč kalibracij. Vsi rezultati kalibracij se hranijo in so uporabljeni za statistično analizo.

Slika 4.4 prikazuje porazdelitev napak oz. razlik med predhodno nastavljenim senzorskim parametrom in ocenjenim senzorskim parametrom ojačanja, kota neporavnanosti osi, odmika od ničle ter postavitve senzorja. Podatki so pridobljeni s pomočjo adaptivne kalibracijske metode, kjer so smeri magnetnega polja določene samodejno v skladu z algoritmom.

Podobno kot pri prejšnjem grafu, slika 4.5 prikazuje porazdelitev napake ocene senzorskih parametrov, pri čemer so parametri izračunani s pomočjo kalibracijske metode, kjer so bile uporabljene naključne smeri magnetnega polja. Pri naključno izbranih orientacijah lahko prihaja do situacij, kjer so razlike med različnimi orientacijami zelo majhne. V takšnih primerih je zadovoljiv izračun ocene parametrov neizvedljiv, kar se izraža v visoki napaki. Zaradi boljšega pregleda, so bile te situacije izključene iz statistične obdelave in zato niso prikazane v grafu.

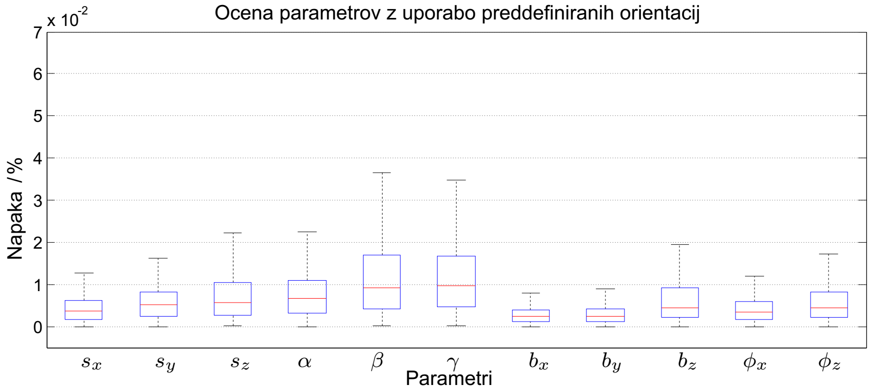


Slika 4.4: Razpršenost parametrov ojačanja, kota neporavnanosti osi, odmika od ničle ter kota neporavnanosti senzorja v tuljavi z uporabo adaptivne kalibracijske metode. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.



Slika 4.5: Razpršenost parametrov ojačanja, kota neporavnanosti osi, odmika od ničle ter kota neporavnanosti senzorja v tuljavi z uporabo kalibracijske metode z naključno izbranimi orientacijami magnetnega polja. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila. Ekstremne vrednosti, ki so se pojavljale, niso prikazane na grafu.

Napake senzorskih parametrov pridobljene z uporabo metode, kjer so smeri magnetnega polja določene ročno, so prikazane na sliki 4.6.

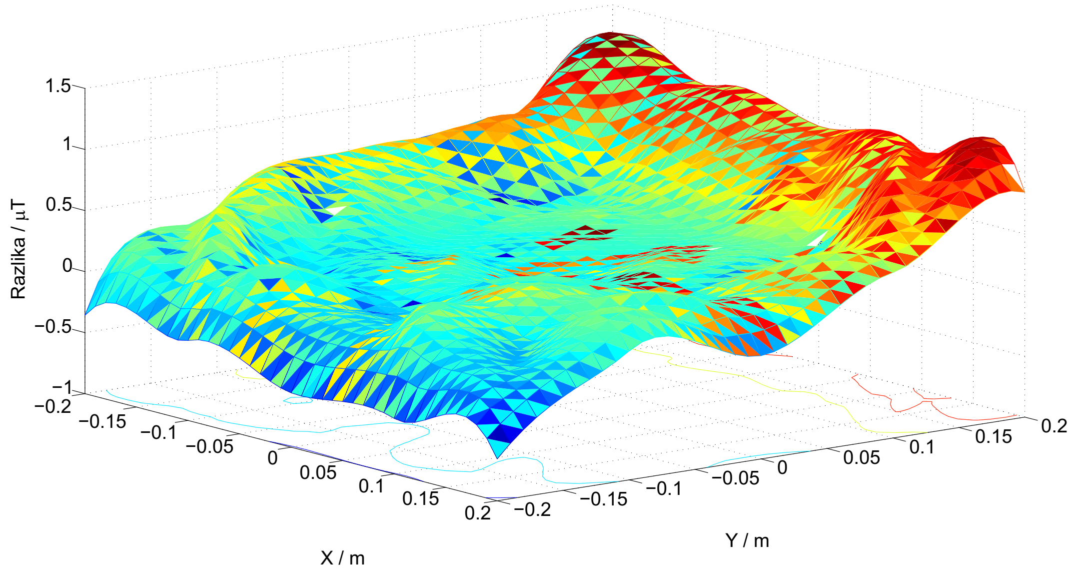


Slika 4.6: Razpršenost parametrov ojačanja, kota neporavnanosti osi, odmika od ničle ter kota neporavnanosti senzorja v tuljavi z uporabo kalibracijske metode, kjer so orientacije magnetnega polja predhodno definirane. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

4.2.2 Rezultati meritev homogenosti Helmholtz tuljave

Sestava referenčnega magnetometra ne omogoča merjenja magnetnega pretoka v eni točki, saj so senzorski elementi, ki so pravokotni med seboj, v ohišju razporejeni po višini. Hkrati sta referenčni magnetometer in magnetometer, ki ga želimo kalibrirati, med seboj oddaljena do 10 cm. Tako ne moremo enostavno zagotoviti, da je izmerjeni magnetni pretok referenčnega magnetometra enak v okolici magnetometra, ki ga želimo kalibrirati. S simulacijo je bilo ugotovljeno, da je homogenost magnetnega polja v območju ± 9,8 cm 0,1 %. Rezultate simulacije smo preverili z meritvami v dveh ravninah. Prva meritev je bila izvedena v x-y ravnini v središču tuljave. Pri tem smo merili homogenost para tuljav v z osi. Na ravnini smo izbrali 63 enako razporejenih točk, kjer smo izvedli meritve z enoosnim merilnikom MAG-01 podjetja Bartington z merilnim območjem od 20 do 200 μT, ločljivostjo 10 nT ter mejno frekvenco 10 Hz. Pridobljene vrednosti so razlike magnetnega polja pri vklopljeni in izklopljeni tuljavi. Nastavljeni magnetni pretok tuljave je znašal 100 μT. Slika 4.7 prikazuje razliko med izračunanimi in izmerjenimi vrednostmi tuljave na območju ±20 cm.

Meritve so pokazale, da je razlika magnetnega polja v središču tuljave v

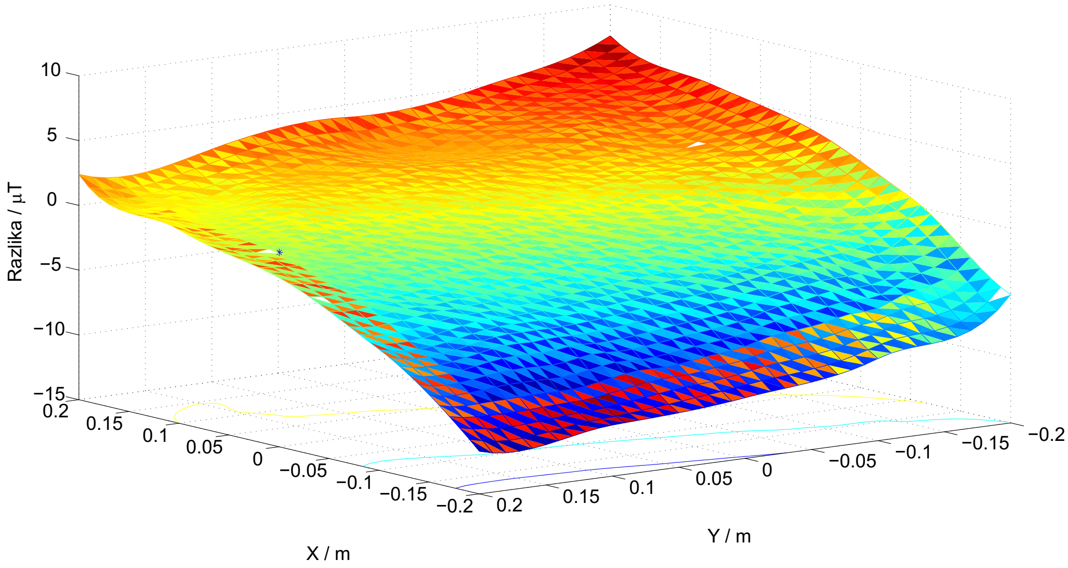


Slika 4.7: Razlika med izmerjeno in simulirano vrednostjo magnetnega pretoka v sredini tuljave.

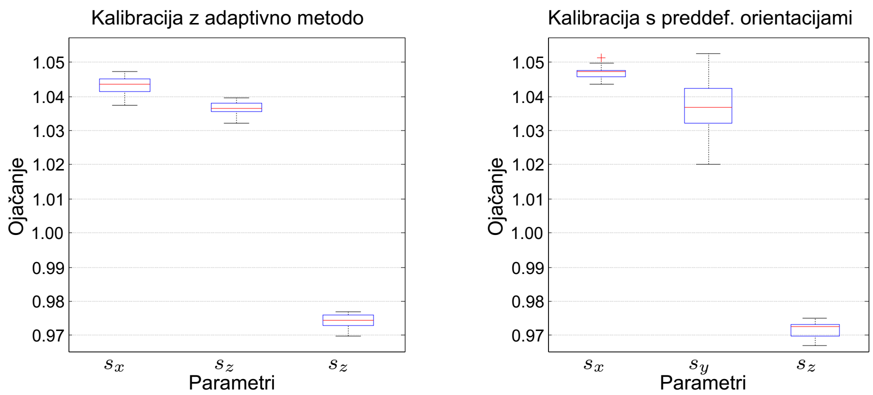
območju ± 5 cm, kjer sta pozicionirana magnetometra, manjša od 0,4 %. Druga meritev je bila pod istimi pogoji prav tako izvedena v x-y ravnini, vendar za 20 cm zamaknjena po z osi, 15 cm nad referenčnim magnetometrom. Razliko med simuliranimi in izmerjenimi vrednostmi prikazuje slika 4.8.

4.2.3 Rezultati meritev z magnetometrom

Ovrednotenje metode je bilo izvedeno tudi z uporabo magnetometra vgrajenega v IME, ki je postavljen v središče 3D Helmholtz tuljave. Tuljava je nastavljena tako, da kompenzira zunanje magnetno polje ter omogoča vzpostavitev magnetnega polja v poljubni smeri z gostoto 40 μT. Ker v tem primeru ne poznamo pravih vrednosti senzorskih parametrov, je ovrednotenje opravljeno s primerjavo rezultatov desetih kalibracij istega magnetometra z uporabo adaptivne kalibracijske metode in desetih kalibracij, pri čemer uporabimo metodo z ročno določenimi smermi magnetnega polja. Metodo z naključnimi smermi magnetnega polja v tem primeru zaradi prevelikih napak pri oceni parametrov nismo uporabili. Slika 4.9 prikazuje oceno parametra ojačanja, pridobljenih z desetimi kalibracijami istega magnetometra. Levi del grafa prikazuje ocene pridobljene z adaptivno metodo,

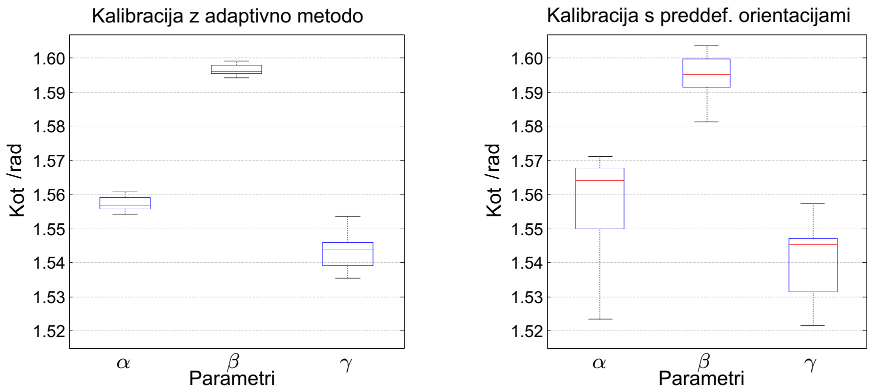


Slika 4.8: Razlika med izmerjeno in simulirano vrednostjo magnetnega pretoka 20 cm iz centra tuljave.



Slika 4.9: Levi del slike prikazuje razpršenost parametrov ojačanja z uporabo adaptivne kalibracijske metode, desni del slike pa prikazuje razpršenost istega parametra z uporabo kalibracijske metode s predhodno definiranimi orientacijami. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

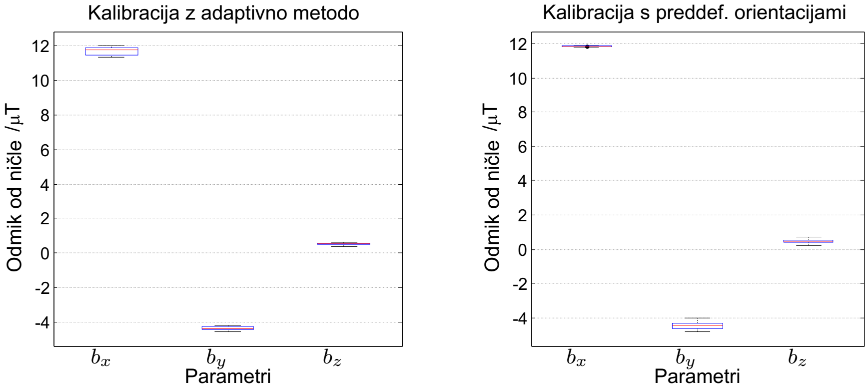
desni del grafa pa prikazuje podatke pridobljene z metodo, kjer so uporabljene predhodno določene orientacije magnetnega polja. Podobna primerjava je prikazana na sliki 4.10 s primerjavo razpršenosti parametra neporavnanosti osi za obe metodi. Primerjava razpršenosti parametra odmika od ničle med obema metodama je prikazana na sliki 4.11.



Slika 4.10: Levi del slike prikazuje razpršenost parametra kota neporavnanosti osi z uporabo adaptivne kalibracijske metode, desni del slike pa prikazuje razpršenost istega parametra z uporabo kalibracijske metode s predhodno definiranimi orientacijami. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

Nekoliko globlji vpogled v delovanje adaptivne kalibracijske metode prikazuje slika 4.12. Prikazane so različne orientacije magnetnega polja, ki se izračunavajo med kalibracijo magnetometra. Ker magnetometer vzbujamo v pozitivni in negativni smeri izračunanega optimalnega magnetnega polja, so ti pari smeri označeni z isto barvo.

Ocenjeni parametri pravega magnetometra so naknadno ovrednoteni z opazovanjem magnitude magnetnega polja, izmerjenega z vsemi tremi osmi magnetometra pred in po kalibraciji. V 3D Helmholtz tuljavi je ustvarjeno polje s konstantno gostoto 40 μT v z osi. Magnetometer smo nato ročno obračali v centru tuljav, kjer je homogenost polja znotraj 1 % [55]. Zgornji del slike 4.13 prikazuje izhod magnetometra. Ta je preračunan kot vsota vseh treh vektorjev. Prikazana izhoda sta za magnetometer pred (označeno z rdečo črto) in po kalibraciji (označeno z modro črto). Spodnji del slike prikazuje orientacijo magnetometra. Orientacija je bila pridobljena s pomočjo žiroskopa, ki je vgrajen v merilni na-

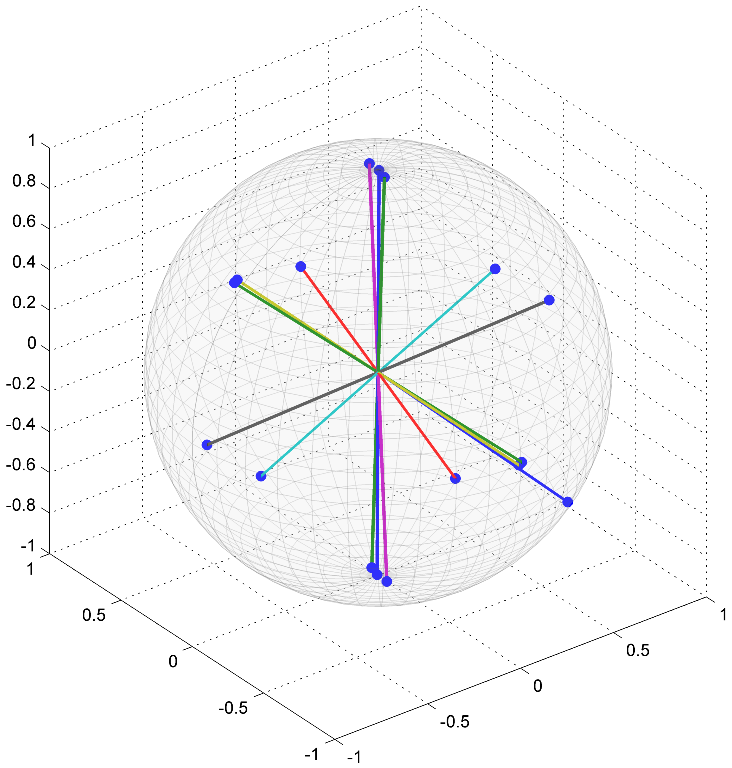


Slika 4.11: Levi del slike prikazuje razpršenost parametra odmika od ničle z uporabo adaptivne kalibracijske metode, desni del slike pa prikazuje razpršenost istega parametra z uporabo kalibracijske metode s predhodno definiranimi orientacijami. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

pravi. Podatki o orientaciji so zgolj informativne narave za lažjo predstavo, kako so bile osi magnetometra izpostavljene magnetnemu polju.

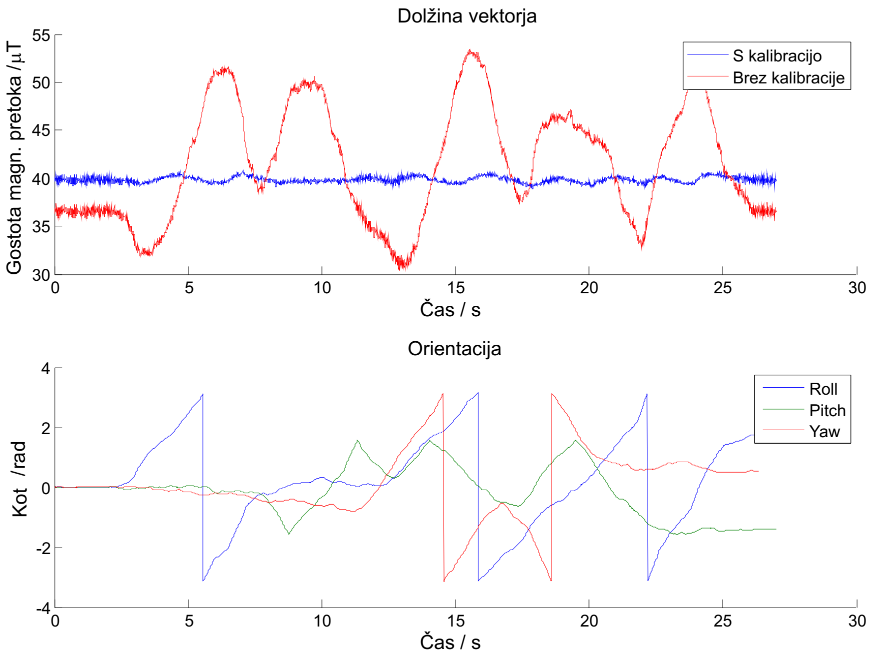
Ker so predhodni preizkusi temeljili na primerjavi med adaptivno kalibracijo in kalibracijo s predhodno definiranimi orientacijami, je primerno narediti tudi primerjavo kvalitete pridobljenih kalibracijskih parametrov, saj pravih parametrov magnetometra ne poznamo. Preizkus je narejen na podoben način kot predhodni preizkus, magnetometer je torej postavljen v sredino tuljave, ki ima konstantno magnetno polje. Za razliko pa tokrat magnetometra ne obračamo z roko, temveč ga pritrdimo na kocko. Magnetometer tako s pomočjo kocke postavimo v šest različnih orientacij [56], kot je prikazano v zgornjem delu slike 4.14. Tabela 4.1 prikazuje relativne vrednosti napake v šestih različnih orientacijah pri uporabi kalibracijskih parametrov pridobljenih z uporabo adaptivne metode in metode s predhodno določenimi orientacijami ter brez uporabe kalibracijskih parametrov.

Z adaptivno kalibracijsko metodo smo kalibrirali serijo štiridesetih magnetometrov. Slike 4.15, 4.16 in 4.17 prikazujejo razporeditev pridobljenih parametrov pri kalibraciji omenjene skupine magnetometrov. Predvsem iz rezultatov para-



Slika 4.12: Prikaz smeri magnetnega polja v 3D Helmholtz tuljavi med kalibracijo magnetometra.

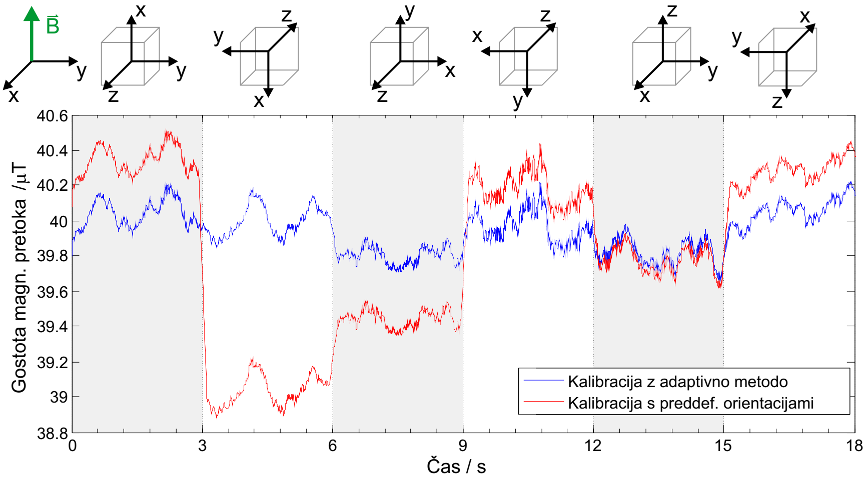
metrov odmika od ničle je lahko razbrati, da se ti parametri precej razlikujejo med magnetometri. Na sliki 4.16 je opaziti enkratno odstopanje parametra kota neporavnanosti osi. Izkazalo se je, da se je odstopanje kota α in β pojavilo na istem magnetometru.



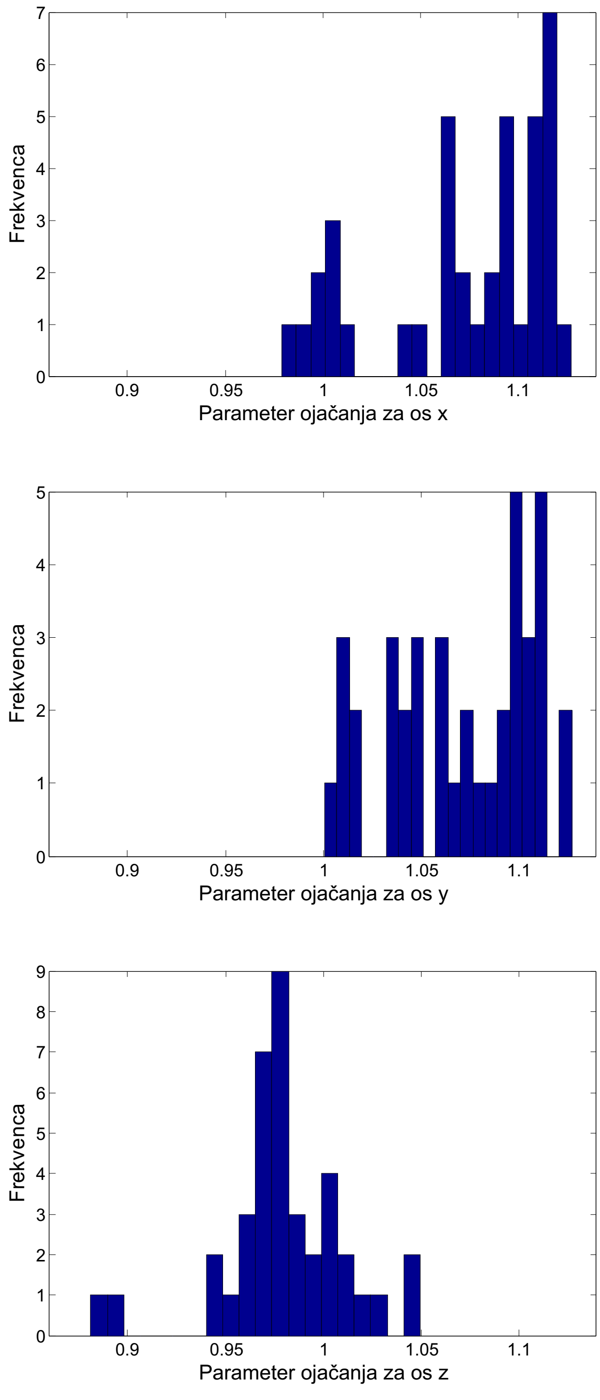
Slika 4.13: Zgornji del slike prikazuje meritve konstantnega magnetnega polja med ročnim obračanjem/rotiranjem magnetometra. Rdeča črta prikazuje izhod magnetometra pred kalibracijo, modra črta pa izhod po kalibraciji. Spodnji del slike prikazuje informativno orientacijo magnetometra, ki smo jo pridobili s pomočjo vgrajenega žiroskopa.

Tabela 4.1: Relativne napake gostote magnetnega pretoka v šestih različnih orientacijah pri upoštevanju parametrov pridobljenih z adaptivno kalibracijsko metodo, metodo s predhodno definiranimi orientacijami ter brez uporabe kalibracije.

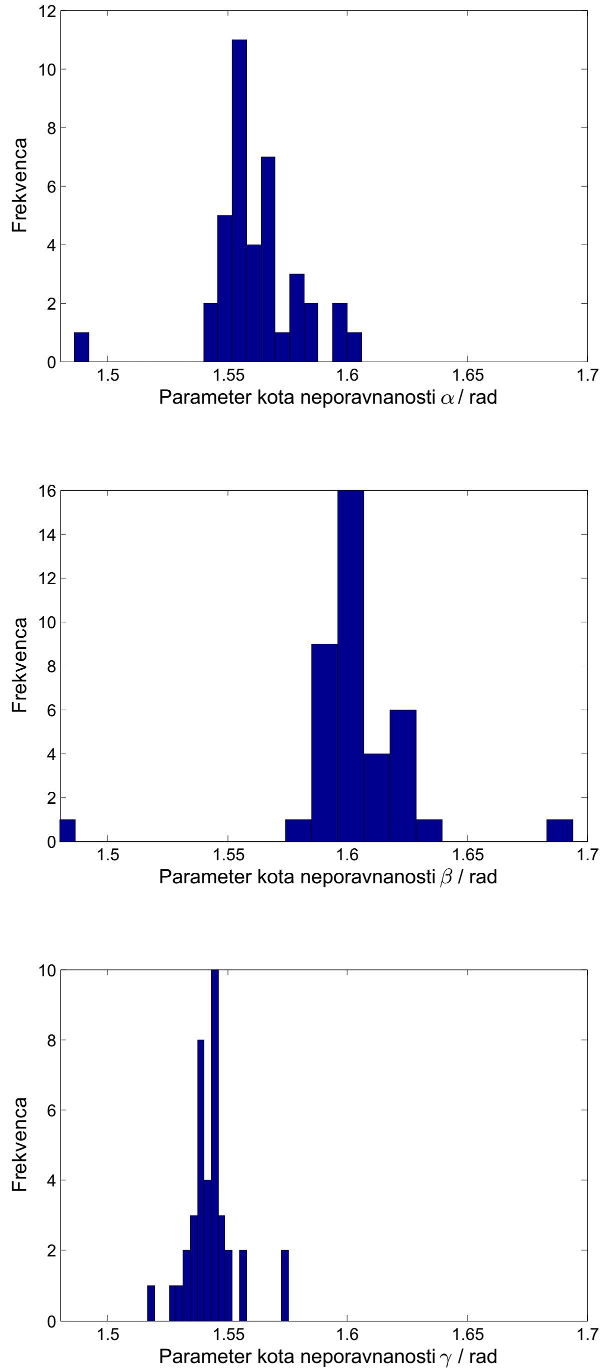
	1	2	3	4	5	6
Adaptivna metoda [%]	0,1193	0,0185	0,4980	0,0824	0,4457	0,1256
Preddef. orientacije [%]	0,8708	2,4246	1,3941	0,4563	0,5610	0,6892
Brez kalibracije [%]	14,1346	26,1135	14,7337	8,5441	24,7419	6,8067



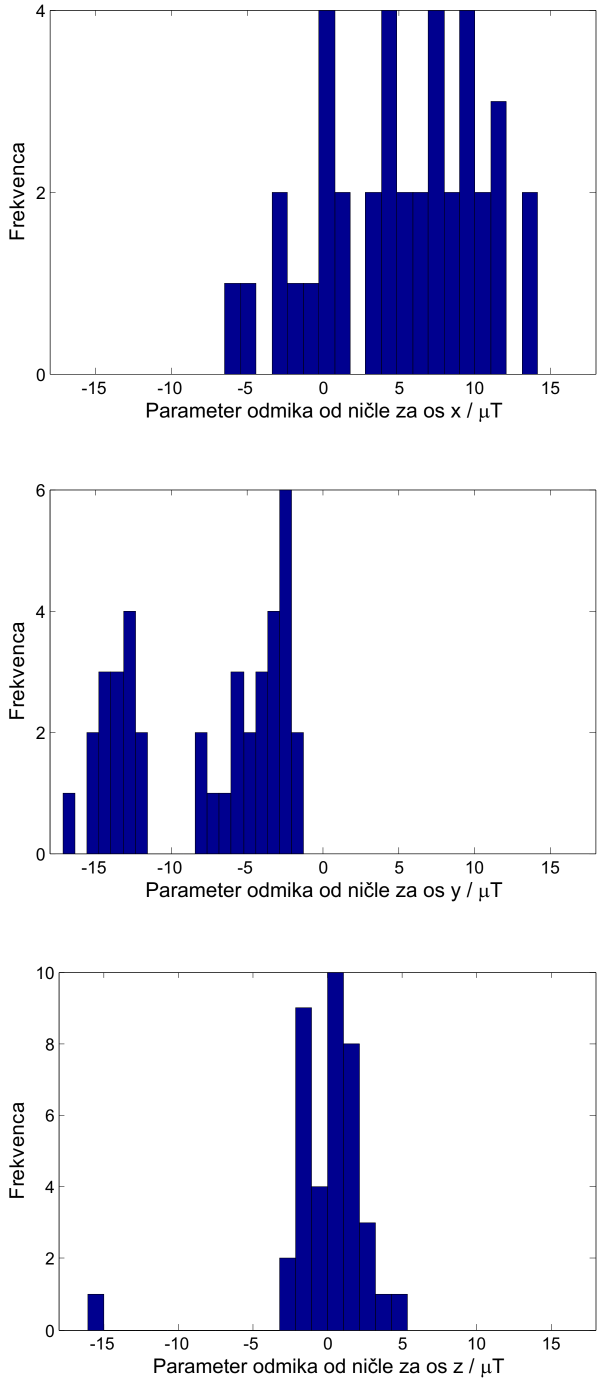
Slika 4.14: Spodnji del slike prikazuje meritve konstantnega magnetnega polja, pri čemer je bil magnetometer postavljen v šest različnih orientacij s pomočjo kocke. Modra črta prikazuje izhod magnetometra z uporabo parametrov pridobljenih z adaptivno kalibracijsko metodo, rdeča črta pa izhod z uporabo kalibracijske metode s predhodno definiranimi orientacijami. Zgodnji del slike prikazuje orientacije magnetometra.



Slika 4.15: Raztros parametrov ojačanja za vse tri osi pri kalibraciji štiridesetih različnih magnetometrov z uporabo adaptivne metode.



Slika 4.16: Raztros parametrov kota neporavnanosti osi za vse tri osi pri kalibraciji štiridesetih različnih magnetometrov z uporabo adaptivne metode.



Slika 4.17: Raztros parametrov odmika od ničle za vse tri osi pri kalibraciji štiridesetih različnih magnetometrov z uporabo adaptivne metode.

4.3 Diskusija

Primerjava rezultatov, predstavljenih na slikah 4.4, 4.5 in 4.6 razkrije, da ima kalibracijska metoda, kjer se uporablja naključne smeri magnetnega polja (slika 4.5) največjo napako v oceni senzorskih parametrov, če le-te primerjamo s predhodno definiranimi senzorskimi parametri. Majhno število iteracij otežuje uspešno ocenjevanje parametrov, saj se v veliki večini naključne orientacije magnetnega polja med seboj ne razlikujejo dovolj. V določenih primerih se lahko zgodi, da so naključne orientacije izbrane tako neugodno, da parametrov niti ni mogoče oceniti. V tem primeru nastopijo napake višjih vrednosti, ki pa zaradi boljšega pregleda in primerjave niso predstavljene. Iz rezultatov je tudi razvidno, da je mediana napake ocenjenih parametrov višja v primerjavi z vrednostmi, ki so pridobljene z adaptivno metodo.

Tesnejšo primerjavo z adaptivno metodo je mogoče narediti z metodo s predhodno definiranimi orientacijami magnetnega polja, katere vrednosti napak so prikazane na sliki 4.6. Višja natančnost je pričakovana, saj so predhodno definirane orientacije magnetnega polja izbrane smiselno in to na način, da je vsaka senzorna os izpostavljena magnetnemu polju v obe smeri. Tudi število iteracij je zadostno, da pokrijemo vse senzorne osi v obe smeri. Ker pa senzor v centru tuljave ni optimalno nameščen, torej osi senzorja niso poravnane z osmi tuljave, tudi v tem primeru prihaja do določenih napak. Napake so višje, kar je tudi razvidno iz slike 4.6, še posebej pri oceni ojačanja ter kota neporavnanosti osi. Sodeč po rezultatih simulacije lahko sklepamo, da adaptivna kalibracijska metoda zmore ocenjevati senzorske parametre z večjo natančnostjo, saj ima možnost izračunavanja optimalne smeri magnetnega polja, tudi če senzor ni idealno postavljen v tuljavo, kot je prikazano na sliki 4.12. Vrednosti mediane napake parametrov so pri uporabi adaptivne metode najnižje v primerjavi z ostalima dvema metodama. Prav tako so maksimumi napak ocenjevanja v primerjavi z ostalima metodama v večini najnižji.

Iz rezultatov simulacije je razvidno, da tako adaptivna metoda kot metoda s predhodno definiranimi orientacijami magnetnega polja dajeta natančne rezultate. Obe metodi sta zato preizkušeni na magnetometru, ki je vgrajen v

IME z uporabo 3D Helmholtz tuljave. Ker pravih vrednosti parametrov ne poznamo, lahko opazujemo samo ponovljivost pridobljenih ocen senzorskih parametrov. Slika 4.9 prikazuje, da je razpršenost parametra ojačanja manjša pri uporabi adaptivne kalibracijske enote. Podobno lahko trdimo tudi za razpršenost parametra neporavnanosti osi, prikazanega na sliki 4.10. Le pri primerjavi razpršenosti parametra odmika od ničle lahko opazimo, da obstaja za os x nekoliko večja razpršenost kot pri metodi s predhodno definiranimi orientacijami magnetnega polja.

Rezultati v realnem okolju tako sledijo ugotovitvam simulacij, razlika je zgolj v magnitudi napake. Razlog tiči v idealnih pogojih, ki so nastavljeni v simulaciji oz. matematičnem modelu. Zaradi zunanjih vplivov ter samih napak senzorja je tako višja magnituda napake pričakovana. Realni sistem je sestavljen iz referenčnega magnetometra, ki služi za uravnavanje in nastavljanje polja v tuljavi. Prispevek k negotovosti se zato veča tudi na račun zunanjih hitro spreminjajočih se motenj magnetnega polja, ki ga realni sistem ne more kompenzirati [51].

Rezultati prikazani na sliki 4.14 prikazujejo vpliv razpršenosti senzorskih parametrov na izhod magnetometra. V primeru, da bi bili senzorski parametri idealno ocenjeni, bi moral biti izhod magnetometra oz. velikost izmerjenega magnetnega polja, ne glede na orientacijo magnetometra v konstantnem magnetnem polju, enaka. Slika 4.14 prikazuje izhod magnetometra oz. seštevek vseh osi, ki pa se po amplitudi razlikuje za 0,2 μT, kadar je senzor postavljen v različne orientacije. Pri tem smo izmerlili najvišjo relativno napako 0,5 %. Razlika v amplitudi je še večja, če kot kalibracijske parametre uporabimo parametre, ocenjene z metodo s predhodno definiranimi orientacijami. Najvišja izmerjena relativna napaka tako znaša 2,5 %. Opaziti je možno tudi spremembo magnetnega polja v zadnji orientaciji senzorja, kjer se magnetno polje iz 39,9 μT poveča na 40,2 μT v pogojih, ko je magnetometer miroval, tuljava pa je bila regulirana s pomočjo referenčnega magnetometra.

Iz pridobljenih rezultatov sklepamo, da je uporaba magnetometra brez kalibracije nesmiselna, kar prikazuje slika 4.13. V primeru nekalibriranega magnetometra se pri različnih orientacijah vrednost izhoda spreminja tudi za 17 μT. Pri meritvah v šestih različnih orientacijah pa smo izmerili najvišjo relativno napako, ki znaša 26 %. Velik raztros senzorskih parametrov med magnetometri prikazan na slikah od 4.15 do 4.17 zahteva kalibracijo vsakega magnetometra posebej, če želimo z njim opravljati uporabne meritve. Prav tako lahko na isti sliki opazimo, da se vrednost izhoda kalibriranega magnetometra spreminja zgolj minimalno, pri čemer je potrebno upoštevati, da tudi zunanje motnje delno vplivajo na izhod magnetometra.

Iz rezultatov so razvidne prednosti adaptivne metode za ocenjevanje parametrov. Petnajst merilnih iteracij zadošča za zadovoljivo oceno senzorskih parametrov z adaptivno metodo. Glavna prednost metode je, da tekom kalibracije istočasno samodejno izračunava naslednjo optimalno orientacijo magnetnega polja v tuljavi, ki ga merimo z magnetometrom, čigar parametre želimo oceniti. Na ta način nam ni potrebno ročno izbirati orientacij magnetnega polja oz. ročno spreminjati orientacijo samega senzorja, kar tudi pripomore h krajšemu času kalibracije saj celoten postopek povprečno traja 30 sekund.

Seveda pa tak način kalibracije zahteva določeno opremo, saj poleg homogene 3D Helmholtz tuljave potrebujemo še referenčni magnetometer, katerega točnost mora biti višja od točnosti magnetometra, ki ga želimo kalibrirati. Hkrati je potrebno zagotoviti tudi imunost na zunanje motnje oz. časovno stabilnost magnetnega polja, ki jo dosežemo z uporabo dovolj zmogljivih tokovnih virov in ustreznega analognega ali digitalnega regulatorja.

5

Dvoosni kalibracijski manipulator

Pri kalibraciji pospeškometra smo se posluževali uporabe robotske roke za manipuliranje senzorja v orientacije, ki smo jih pridobili iz izračunov adaptivne metode. Natančnost robota zadostuje pogojem kalibracije, težava nastopi pri natančnosti poravnave robota z gravitacijskim poljem. Zaradi tega je potrebno upoštevati dodatne parametre negotovosti poravnave robota kot tudi prijemala k oceni senzornih parametrov. S tega naslova je kalibracijska metoda manj natančna, kot če bi prvotno zagotovili ustrezne pogoje.

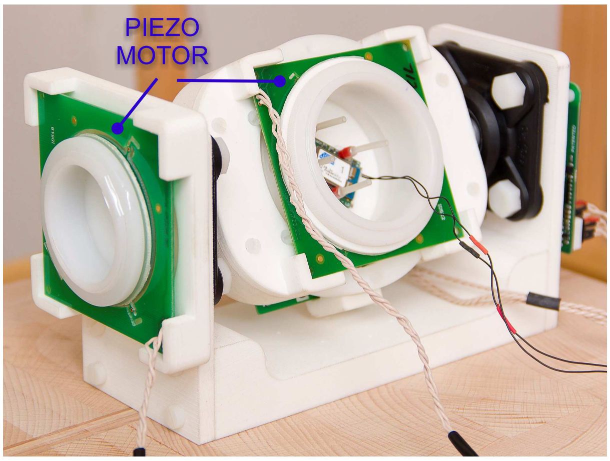
Pri metodi kalibracije magnetometra smo ubrali natančnejši pristop, saj so podatki o magnetnem polju pridobljeni z referenčnim magnetometrom. Edina negotovost, ki ostaja, je neporavnanost magnetometra, ki ga želimo kalibrirati z referenčnim magnetometrom. Pri upoštevanju te negotovosti se natančnost ocene parametrov z adaptivno metodo precej izboljša, saj za uspešno kalibracijo potrebujemo le majhno število iteracij.

Z željo po zvišanju natančnosti in združitvijo obeh kalibracijskih metod smo se odločili za izvedbo enovite rešitve. Natančnost in zmožnost orientiranja robotske roke smo preslikali v namensko zgrajen dvoosni manipulator. Majhne dimenzije manipulatorja omogočajo postavitev v center 3D Helmholtz tuljave. Z uporabo nemagnetnih materialov smo zagotovili nemotene pogoje za kalibracijo magnetometra. Celoten kalibracijski sistem smo umerili in nastavili na način, da je magnetno in gravitacijsko polje poravnano v isti osi. Pod temi pogoji smo nato kalibrirali pospeškometer in magnetometer. Zaradi možnosti natančnega premikanja pa smo poleg ocenjevanja izmerili tudi senzorske parametre.

5.1 Metoda

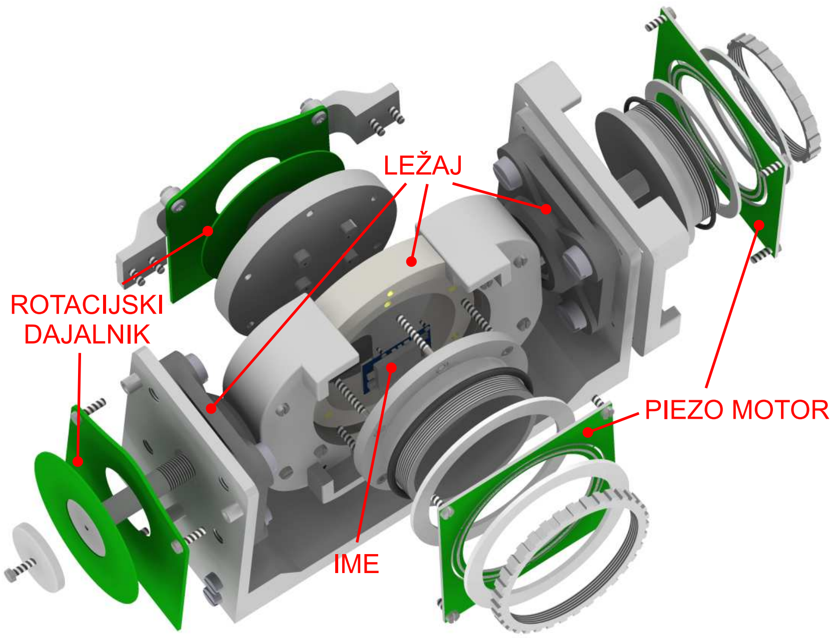
5.1.1 Izvedba dvoosnega manipulatorja

Najpomembnejši pogoj pri načrtovanju dvoosnega manipulatorja je uporaba sklopov in materialov, ki ne vplivajo na magnetno polje. Izbor pogonov za dvoosni manipulator je zaradi danih pogojev precej okrnjen. Ena izmed možnosti je uporaba klasičnih motorjev, ki bi bili precej prostorsko oddaljeni od merilnega dela. Pri tem bi morali poskrbeti za jermenski ali tetivni prenos. Natančnost izvedbe prenosa bi bila ključnega pomena, saj bi kakršnakoli zračnost v prenosu pomenila manjšo natančnost naprave. Tako smo se odločili, da bodo osi manipulatorja neposredno gnane. Danim pogojem najbolj ustreza uporaba ultrazvočnega motorja oz. piezo motorja podjetja PCBMotor. Poglavitna lastnost ultrazvočnega



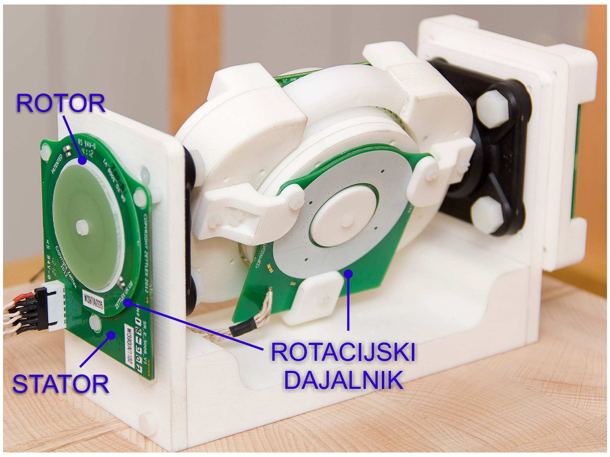
Slika 5.1: Fotografija dvoosnega manipulatorja. Levo in na sredini slike sta vidna piezo motorja - tiskani vezji opremljeni s piezo kristali, ki omogočajo rotacijsko gibanje.

motorja je v tem, da premikanja ne ustvarjamo z magnetnim poljem temveč z mehanskim premikanjem piezo elementov, ki se ob prisotnosti visoke napetosti raztezajo ali krčijo. Na sliki 5.1 sta vidna dva piezo motorja. Motor je zgrajen na klasičnem tiskanem vezju, ki ima v sredini izrezan obroč s točkovnim vpetjem. Na obroču so nanizani piezo elementi, ki se v pravem zaporedju raztezajo oz. krčijo. S tem povzročijo, da obroč valovi. Z ustreznim vodenjem lahko korak premika rotorja znaša le nekaj mikro radianov. Pri tem je potrebno poudariti, da ti premiki niso konstantni in so odvisni od obremenitve rotorja ter trenja na valovni obroč. Površina na osi, ki z določeno silo pritiska ob ta obroč (glej sliko 5.2), se ob prisotnosti valovanja začne premikati. Dodatna prednost tega sistema je tudi v tem, da os ob izklopu motorja ni prosto gnana, saj pritisk ob piezo obroč povzroča določeno trenje, ki ga moramo premagati, če želimo os obračati pri ugasnjenem motorju. Z uporabo navadnega tiskanega vezja in običajnih piezo elementov s tem zadostujemo pogojem neuporabe magnetnih materialov.



Slika 5.2: Sestava dvoosnega manipulatorja. Sestavljajo ga trije ležaji iz umetne mase, dva piezo motorja, dva induktivna senzorja ter plastični nosilci in osi.

Drugi pomemben sklop je natančno merjenje absolutne orientacije dvoosnega manipulatorja, saj piezo motor deluje po principu mikro-mehanskih premikov in trenja. Tako motor ne zagotavlja konstantnega premika oz. koraka, kot ga zagotavlja na primer koračni motor. Pri pregledu obstoječih rešitev se izkaže, da pogojem najbolj ustreza uporaba induktivnega rotacijskega senzorja podjetja Zetllex. Ločljivost absolutnega dajalnika orientacije znaša 0,0055°, nelinearnost pa na celotnem merilnem območju znaša manj kot ±0,05 %. Senzor je sestavljen iz dveh tiskanih vezij, rotor je pasivno vezje s tuljavami, stator pa aktivno vezje, ki meri odzive vzbujanja tuljav na rotorju, kot je prikazano na sliki 5.3.



Slika 5.3: Fotografija dvoosnega manipulatorja z druge strani. Levo in na sredini slike sta vidna induktivna dajalnika orientacije.

Ogrodje in pritrdilni deli motorja oz. senzorjev so zgrajeni s postopkom laserskega sintranja, za vpetje x osi se uporabljata dva ležaja iz umetne mase s steklenimi kroglicami, gradnik osi y pa je nekoliko večji ležaj iz umetne mase. Osi in navoji so izdelani iz umetne mase s struženjem.

Ker piezo motorji delujejo po principu mikro-premikov, je krmiljenje takšnih motorjev razmeroma preprosto. Za pozicijsko vodenje uporabljamo preprost proporcionalen regulator, hitrost vrtenja pa določamo s pulzno-širinsko modulacijo. Dvoosni manipulator upravljamo s podajanjem vektorja gravitacijskega oz. magnetnega polja, ki naj bi ga senzor, vpet v sredino manipulatorja, izmeril. Ta vektor preračunamo v kota za x in y os manipulatorja, θ in ϑ na sledeč način:

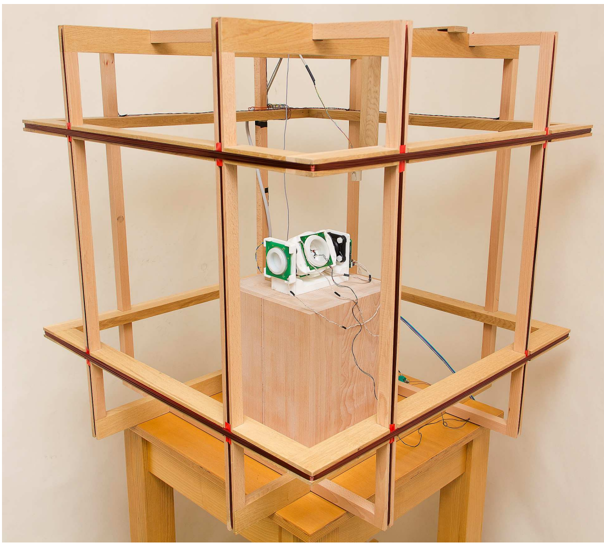
$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & u_3 \end{bmatrix} \\ \theta &= \arccos(u_3) \\ \vartheta &= \arctan\left(\frac{u_2}{u_1}\right) \end{aligned} \tag{5.1}$$

z upoštevanjem pogojev:

$$
\begin{aligned}
\vartheta|_{u_1,u_2\geq 0} &= \vartheta \\
\vartheta|_{u_1<0,u_2\geq 0} &= \vartheta + \pi \\
\vartheta|_{u_1<0,u_2<0} &= \vartheta + 2\pi
\end{aligned}
$$

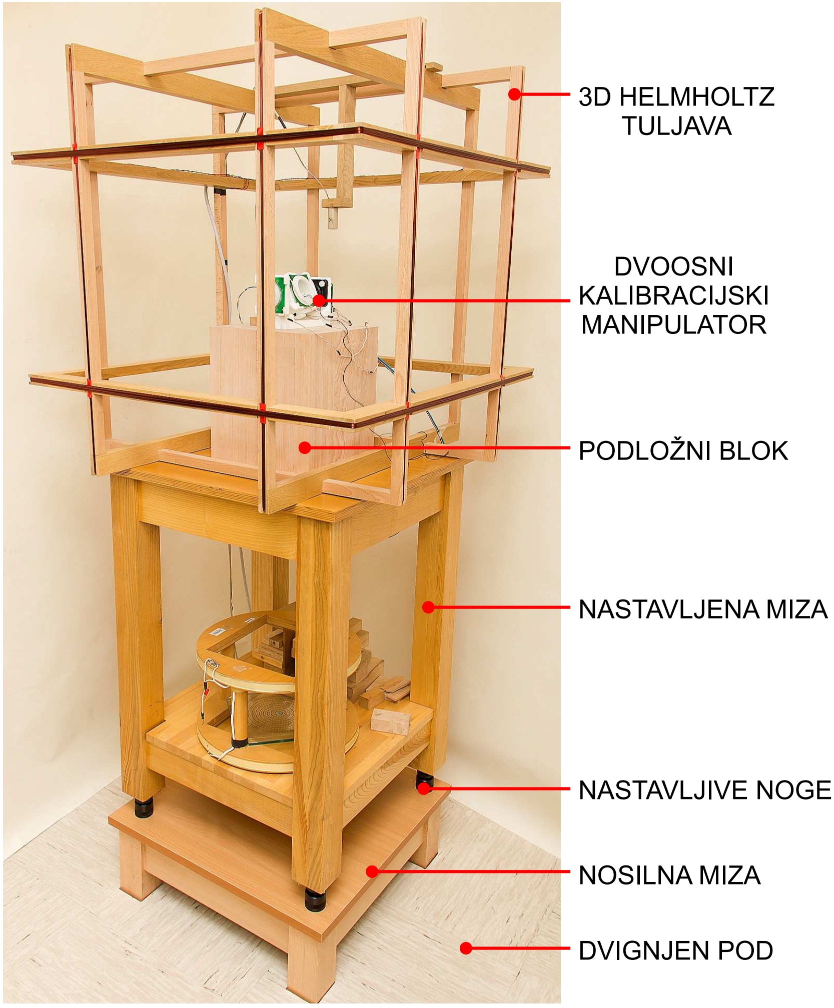
5.1.2 Kalibracijski sistem

Dvoosni manipulator je postavljen v sredino 3D Helmholtz tuljave na ravni leseni podlagi. Na leseni podlagi je postavljen še referenčni magnetometer, ki v povezavi z analognim regulatorjem kompenzira zunanje magnetno polje in ustvarja magnetno polje v z smeri gostote 40 μT, kot je prikazano na sliki 5.4.



Slika 5.4: Podroben pogled na kalibracijski sistem. Dvoosni manipulator je skupaj z referenčnim magnetometrom postavljen na leseni površini, ki je s precizno vodno tehtnico postavljena v vodoravno lego.

Leseni podstavek in 3D Helmholtz tuljava je del mize, ki je preko nastavljivih podstavkov pritrjena na betonski del ločen od lesenega poda. S takšno postavitvijo poskrbimo, da s hojo v bližini kalibracijskega sistema ne vplivamo na poravnanost lesene ploščadi, na kateri je postavljen dvoosni manipulator. Celoten prikaz kalibracijskega sistema je prikazan na sliki 5.5.



Slika 5.5: Postavitev celotnega kalibracijskega sistema. Dvoosni manipulator je postavljen v sredino Helmholtz tuljave. Helmholtz tuljava je postavljena na mizi, ki ima nastavljive noge po višini. Te so pritrjene na betonsko podlago, ločeno od lesenega poda.

Celoten kalibracijski sistem je umerjen s pomočjo precizne vodne tehtnice, ki ima ločljivost ene kotne sekunde ali 0,01 mm/m. Natančnost vodne tehtnice je za nekaj razredov višja od natančnosti pospeškometra in magnetometra. Vodno tehtnico postavimo namesto dvoosnega manipulatorja ter s pomočjo nastavljivih podstavkov uravnamo leseno ploščad v vodoravno lego, kot je prikazano na sliki 5.6. Z istim inštrumentom smo izmerili tudi vodoravni legi dvoosnega manipulatorja.

Slika 5.6: Umerjanje površine s precizno vodno tehtnico, s čimer dosežemo poravnanost gravitacijskega polja z magnetnim. Na tej površini sta po umerjanju postavljena referenčni magnetometer in dvoosni manipulator.

5.2 Izvedba kalibracije

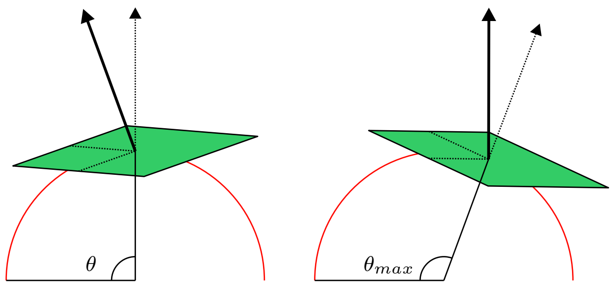
Pri izvedbi adaptivne kalibracije pospeškometra in magnetometra uporabimo poenostavljen model iz 4. poglavja. Ker sta tako tuljava kot tudi gravitacijsko polje poravnana, nam v enačbi modela 4.6 ni potrebno upoštevati kota transformacije med poljem in senzorjem. Zato se modificirana enačba senzorja glasi:

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{b} + \mathbf{n} \tag{5.2}$$

Algoritem ocenjevanja parametrov je preurejen na način, da ocenjuje zgolj tri osnovne parametre za vsako os posebej. Kalibracijski sistem smo preizkusili s kalibracijo realnega pospeškometra in magnetometra, vgrajenega na inercialni enoti. Ocena delovanja kalibracijskega sistema je podana s primerjavo vrednosti ocenjenih parametrov med 10-imi zagoni kalibracije, za vsako kalibracijo pa smo uporabili 15 iteracij.

Kalibracijski sistem smo preizkusili tudi na nekoliko drugačen način. Namesto uporabe adaptivne metode za oceno parametrov smo se odločili senzorske parametre izmeriti. Merjenje parametrov je možno le z izvedbo visokega števila meritev za vsako senzorno os posebej. Z večkratnimi (1024) kratkimi zasuki osi y magnetometer in pospeškometer izvede en obrat. Pri tem sta osi x in y obeh senzorjev izmerili pozitivno in negativno vrednost magnetnega oz. gravitacijskega polja. V idealnih pogojih so osi senzorja idealno poravnane in z opisanim manevrom bi izmerili celoten doseg magnetnega oz. gravitacijskega polja. Ker so osi v realnih pogojih neporavnane, je za iskanje največje vrednosti potrebno opraviti dodaten gib.

Slika 5.7 prikazuje dvodimenzionalno situacijo neporavnanosti osi. Ko z manipulatorjem orientiramo senzor v lego, kjer bi moral izmeriti najvišjo vrednost, jo zaradi neporavnanosti osi ne izmeri. Zato ta gib nadaljujemo, dokler na senzorni osi ne odčitamo najvišjo izmerjeno vrednost.



Slika 5.7: Prikaz pristopa k merjenju kota neporavnanosti osi oz. določanje parametrov. Os manipulatorja obračamo toliko časa, dokler ne zaznamo največje vrednosti odčitka senzorja. V tej orientaciji nato opravimo rotacijo v pravokotno smer, kjer zopet zabeležimo pozicijo največjega odčitka.

V orientaciji, kjer smo zasledili najvišjo vrednost, opravimo nov gib, tokrat z uporabo druge osi manipulatorja, ki je pravokotna na prvo. Ponovno merimo odziv senzorja in pri najvišjem izhodu zabeležimo orientacijo. Tako dobimo dve orientaciji, ki dejansko opisujeta kot neporavnanosti ene senzorne osi. Pridobljen signal lahko opišemo tudi z enačbo:

$$y_k = s_k \cdot (\sin(u_k + a_k) + b_k) \tag{5.3}$$

katere parametri nam dajejo informacijo o odmiku od ničle k-te senzorne osi b_k, ojačanja s_k, faktor a_k pa mora ustrezati številu π, v primeru da smo orientacijo senzorja ustrezno poravnali s k-to senzorno osjo.

5.3 Rezultati

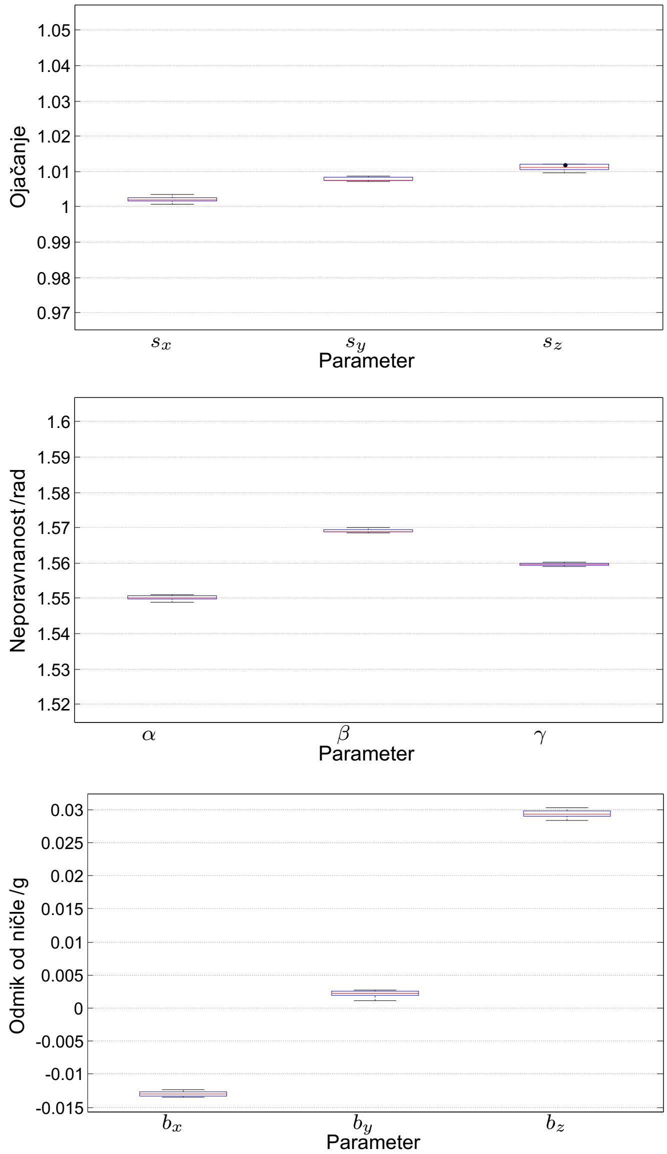
5.3.1 Adaptivna metoda

Inercialno merilno enoto smo namestili v center dvoosnega manipulatorja. Pred tem smo zagotovili, da je lesena ploščad, na katerem je postavljen manipulator v vodoravni legi. Prav tako smo s pomočjo referenčnega magnetometra ustvarili magnetno polje v z smeri z gostoto 40 μT. Magnetno polje v smeri x in y je bilo manjše od 20 nT, kar je bistveno nižje od ločljivosti merjenega magnetometra. Najprej smo zagnali 10 kalibracij pospeškometra z adaptivno metodo s petnajstimi iteracijami. Zbrane pridobljene ocene senzorskih parametrov smo primerjali med seboj. Primerjava je vidna na sliki 5.8, kjer je prikazana razpršenost parametrov ojačanja, kota neporavnanosti in odmika od ničle. Rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

Po kalibraciji je sledilo 10 kalibracij magnetometra z uporabo adaptivne kalibracijske metode s petnajstimi iteracijami. Raztros ocenjenih parametrov magnetometra je prikazan na sliki 5.9, kjer rdeča črta prikazuje vrednost mediane, spodnji in zgornji del škatle prikazujeta 25-ti in 75-ti percentil, skrajna dela diagrama pa prikazujeta vrednosti v območju 1,5 interkvartila.

5.3.2 Merjenje parametrov

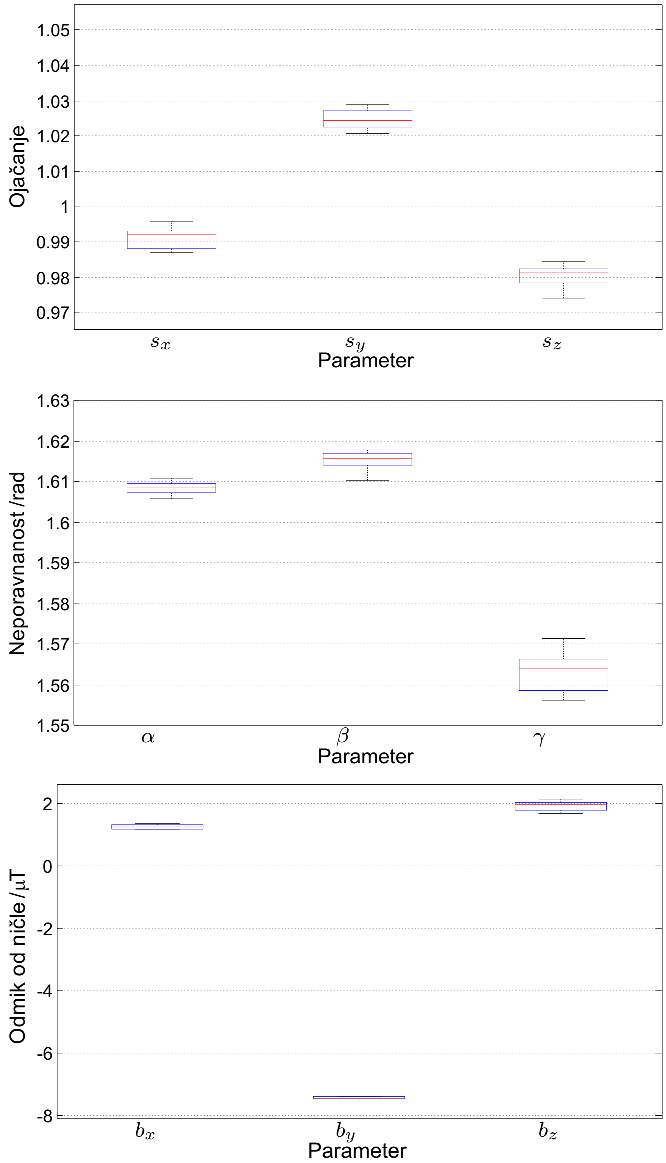
Merjenje senzorskih parametrov je bilo izvedeno v več korakih. Prvotni korak je orientacija dvoosnega manipulatorja v takšno lego, da je z os inercialne enote pravokotna na gravitacijsko in magnetno polje. Sledilo je rotiranje y osi manipulatorja za celoten obrat. S tem smo pridobili podatke, ki so prikazani na sliki 5.10 za pospeškometer in 5.11 za magnetometer. Iz izbranih podatkov smo določili lokacije najvišjih vrednosti, ki so se pojavile na oseh x in y. Za iskanje najvišjih



Slika 5.8: Raztros ocene parametrov ojačanja, kota neporavnanosti in odmika od ničle pospeškometra z uporabo adaptivne metode na dvoosnem manipulatorju.

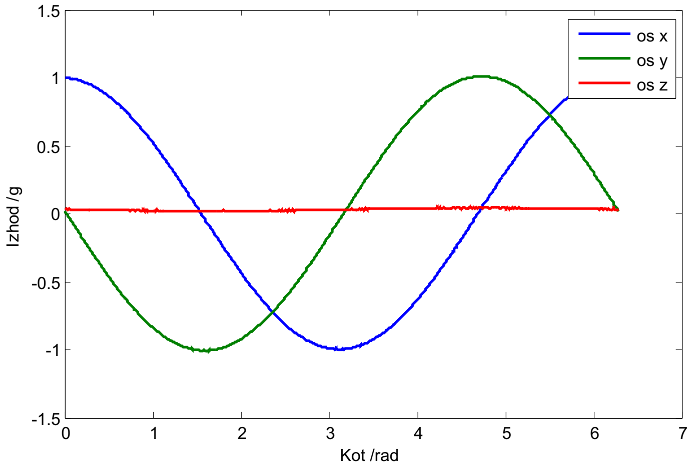
vrednosti na osi z smo si pomagali z umeščanjem sinusne funkcije na pridobljen signal.

Po izmerjenih šestih orientacijah, kjer imajo senzorne osi najvišjo vrednost, smo izvedli za vsako orientacijo nov gib, tokrat v x osi manipulatorja. Os y je med tem mirovala. Iz vrednosti izhodov druge iteracije smo določili parametre

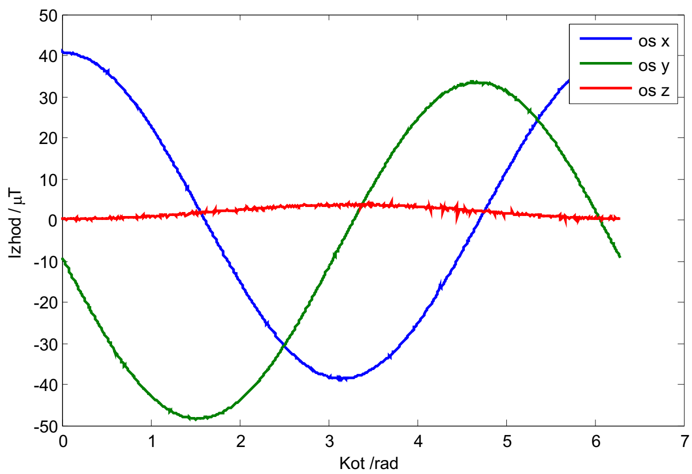


Slika 5.9: Raztros ocene parametrov ojačanja, kota neporavnanosti in odmika od ničle magnetometra z uporabo adaptivne metode na dvoosnem manipulatorju.

predstavljene v tabeli 5.1. Za ista senzorja (magnetometer in pospeškometer) smo kalibracijo izvedli v desetih ponovitvah, enkrat na dan. Med kalibracijami se inercialne merilne enote ni odstranjevalo iz kalibracijskega manipulatorja. Na podlagi zbranih podatkov smo izvedli izračun standardnega odklona. Senzorski parametri podani v tabeli predstavljajo rezultate prve kalibracije.



Slika 5.10: Meritve pospeškometra med obračanjem osi y dvoosnega manipulatorja.



Slika 5.11: Meritve magnetometra med obračanjem osi y dvoosnega manipulatorja.

Tabela 5.1: Tabela prikazuje parametre ojačanja s, odmika od ničle b, kota neporavnanosti θ, ϑ izbrane osi ter standardno deviacijo za vsak naštet parameter σ. Podatki so pridobljeni z merjenjem.

pospeškometer								
	s	σ_s	b [g]	σ_b	θ [°]	σ_θ	ϑ [°]	σ_ϑ
os x	0,9978	0,0004	0,0019	0,0002	0,1948	0,0105	-0,1184	0,0113
os y	1,0080	0,0003	0,0010	0,0004	-0,1829	0,0083	-0,0613	0,0102
os z	1,0100	0,0003	0,0296	0,0008	0,4502	0,0121	-0,4656	0,0131
magnetometer								
	s	σ_b	b [μT]	σ_b	θ [°]	σ_θ	ϑ [°]	σ_ϑ
os x	0,9908	0,0004	1,0048	0,0007	0,2655	0,0458	0,1463	0,0379
os y	1,0230	0,0004	-7,4480	0,0010	0,2952	0,0712	-0,8505	0,0592
os z	0,9765	0,0004	1,9812	0,0010	-0,5214	0,0832	-0,0450	0,0627

5.4 Diskusija

Kombinacija dvoosnega manipulatorja in adaptivne metode daje pričakovane rezultate. Ustrezni merilni pogoji in natančno manipuliranje senzorja omogočajo visoko natančnost ocenjevanja parametrov. S slike 5.8 je razvidno, da je raztros senzorskih parametrov pospeškometra minimalen. V primerjavi z rezultati pridobljenimi v 3. poglavju, iz slik 3.6, 3.7 in 3.8 lahko ugotovimo, da s poenostavljeno kalibracijsko metodo dobimo višjo natančnost oz. ponovljivost senzorskih parametrov. Raztros parametrov pospeškometra se je tako zmanjšal vsaj za 10x.

Nekoliko manj opazne razlike so v primerjavi z rezultati iz 4. poglavja, saj je metoda pri kalibraciji magnetometra že doživela določena izboljšanja. Vseeno je s primerjavo slik 4.9, 4.10 in 4.11 s sliko 5.9 možno opaziti rahlo izboljšanje pri raztrosu parametrov. S primerjavo rezultatov raztrosa parametrov pospeškometra in magnetometra lahko ugotovimo, da je raztros občutno višji pri magnetometru, kljub temu, da je uporabljena ista kalibracijska metoda. Razlog tiči predvsem v manjši ločljivosti vgrajenega magnetometra, saj njegova ločljivost znaša 12 bitov, pospeškometer pa meri z ločljivostjo 16 bitov.

Kljub časovno potratnim meritvam - za merjenje parametrov enega senzorja potrebujemo približno dve uri - je s to metodo možno natančno določiti oz. izmeriti senzorske parametre. Zaradi oblike mehanizma je merjenje maksimuma po osi z v prvem koraku nekoliko oteženo, vendar si lahko pri tem pomagamo s prilagajanjem sinusne funkcije na izmerjene vrednosti, da lahko odčitamo najvišje vrednosti. S slike 5.11 je že na prosto oko možno odčitati parameter odmika od ničle za os y. Spodbudno je tudi dejstvo, da se vrednosti pridobljene z merjenjem v tabeli 5.1 ujemajo s podatki, pridobljenimi z adaptivno kalibracijsko metodo, hkrati pa je standardni odklon senzorskih parametrov pri pospeškometru pričakovano nizka, pri magnetometru pa je zaradi nižje ločljivosti senzorja razpršenost temu primerno višja.

6 Zaključek

V prvem delu predstavljena želja po miniaturnem merilnem sistemu je privedla do načrtovanja lastnega brezžičnega sistema. Med časom raziskav in uporabe na številnih projektih je merilni sistem doživel nekaj večjih sprememb. Senzorni del je bil nadgrajen z manjšimi in učinkovitejšimi senzorji, prav tako se je poenostavila in zmanjšala velikost merilnega dela. Z uvedbo dvosmerne komunikacije in časovnega multipleksiranja je bila izboljšana robustnost prenosa podatkov, kot tudi zmanjšana uporaba frekvenčnih kanalov. Inercialna merilna enota se je izkazala kot dober nadomestek klasičnih merilnih pristopov, seveda pri pogoju, da med merjenji ne prihaja do večjih motenj magnetnega polja in tudi motenj pri prenosu podatkov. Nadgradnja merilne enote bi lahko vključevala zmogljivejše komponente, ki omogočajo močnejši brezžični signal, kot tudi zmogljivejšo računsko moč, ki bi omogočala izračun orientacije na sami merilni enoti.

Adaptivna kalibracijska metoda pospeškometra je bila ocenjena z uporabo večjega števila simulacij. Analizirali smo vpliv števila iteracij na natančnost ocene senzorskih parametrov. Izkazalo se je, da že manjše število iteracij zadošča za sprejemljivo natančnost ocene parametrov. Relativna napaka ocene parametrov je pri 80 iteracijah pod 0,5 %. Adaptivno kalibracijsko metodo smo primerjali tudi z najbolj razširjeno metodo, metodo najmanjših kvadratov, pri čemer so bile orientacije senzorja izbrane naključno. Primerjava je pokazala prednost adaptivne metode pri oceni parametrov z uporabo manjšega števila iteracij, saj so napake ocen bistveno nižje kot pri uporabi metode najmanjših kvadratov. Metoda najmanjših kvadratov pridobi na natančnosti ocen parametrov šele pri višjem številu iteracij. Adaptivna metoda je bila preizkušena tudi na realnem merilnem sistemu. Rezultati so pokazali, da ponovljivost ocen parametrov ustreza zahtevam oz. z uporabo kalibracije pridobimo na točnosti pospeškometra. Kljub temu, da z velikim številom iteracij in uporabo metode najmanjših kvadratov dosežemo višjo natančnost, ima adaptivna metoda prednost, saj z majhnim številom iteracij oz. časovno nepotratnim načinom dosežemo rezultate z napako pod 0,5 % brez ročnega nastavljanja orientacij senzorja. Izboljšanje natančnosti ocene parametrov bi lahko dosegli tudi z zagotavljanjem natančnejših merilnih pogojev in s tem odstranili potrebo po oceni poravnanosti robotskega manipulatorja s smerjo gravitacije.

Drugačna zasnova sistema pri adaptivni kalibraciji magnetometra nam omogoča bistveno hitrejšo konvergenco senzorskih parametrov. Za uspešno kalibracijo tako potrebujemo zgolj 15 iteracij. Tokrat smo adaptivno metodo primerjali tako, da smo uporabili isti algoritem za oceno parametrov, smer magnetnega polja pa smo določili v enem primeru naključno in v drugem primeru ročno na smiseln način. S simulacijo smo primerjali natančnost ocene parametrov. Izkazalo se je, da pri naključno izbranih smereh natančnost ocene ne ustreza zahtevam. Pri ročno določenih orientacijah pa se natančnost ocene precej izboljša, vendar ne presega natančnosti, ki jo pridobimo z uporabo adaptivne metode. Metodo smo preizkusili tudi na štiridesetih magnetometrih in iz rezultatov ugotovili ogromen razpon senzorskih parametrov, ki so v večini posledica namagnetenih komponent na vezju, kar dodatno potrjuje, da je kalibracija magnetometra pomembna. Za povišanje natančnosti ocene senzorskih parametrov bi bilo potrebno zagotoviti strožje pogoje poravnanosti referenčnega magnetometra z merjenim magnetometrom ter omogočiti kompenzacijo hitro spremenljivih magnetnih motenj.

V zadnjem delu smo prikazali združitev kalibracije pospeškometra in magnetometra z uporabo dvoosnega kalibracijskega manipulatorja, sestavljenega iz materialov, ki ne vplivajo na magnetno polje. Da bi se izognili negotovostim neporavnanosti gravitacijskega in magnetnega polja, smo z ustrezno postavitvijo in ustreznimi inštrumenti zagotovili pravilne merilne pogoje. Smer magnetnega polja je poravnana s poljem gravitacije, dvoosni manipulator pa skrbi za natančno orientacijo merilnega sistema. Za ocenitev ustreznosti pristopa smo večkrat ponovili kalibracijo iste merilne enote ter primerjali ponovljivost ocenjenih parametrov. Izkaže se, da je ponovljivost parametrov višja kot pri predhodnih pristopih, saj so merilni pogoji zagotovljeni in ocena neporavnanosti magnetnega oz. gravitacijskega polja ni več potrebna. Z dvoosnim manipulatorjem smo z zaporedjem premikov uspeli tudi izmeriti senzorske parametre. Na tak način pridobimo nekoliko višjo natančnost vrednosti parametrov, kot jih dobimo z ocenjevanjem parametrov, vendar tak pristop zahteva občutno več časa za opravljanje kalibracije oz. meritev. Za naknadno izboljšanje kalibracijskega sistema bi dvoosni manipulator morali izdelati iz trdnejših oz. bolj togih materialov, uporabiti ležaje z manjšo zračnostjo ter posledično uporabiti pogone z višjim navorom. Hkrati bi bilo potrebno za povišanje natačnosti kalibracije uvesti temperaturno kalibracijo z uporabo ogrevalne oz. hladilne komore. Vsekakor pa predstavljeni kalibracijski sistem omogoča zadostno natančnost za ocenjevanje senzorskih parametrov kot tudi implementacijo novih oz. modificiranih adaptivnih kalibracijskih metod.

Originalni prispevki disertacije

- Metoda kalibracije triosnega pospeškometra z adaptivnim pristopom s pomočjo šestosnega robota,
- primerjava najpogosteje uporabljene metode vsote najmanjših kvadratov z adaptivno kalibracijsko metodo pri kalibraciji pospeškometra s pomočjo šestosnega robota,
- kalibracija triosnega magnetometra v triosni Helmholtz tuljavi s predlagano adaptivno metodo,
- združitev obeh metod in kalibracija pospeškometra in magnetometra hkrati z uporabo namenskega dvoosnega manipulatorja in triosne Helmholtz tuljave.

Literatura

[1] R.E. Mayagoitia, A.V. Nene, and P.H. Veltink. Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: an inexpensive alternative to optical motion analysis systems. *Journal of biomechanics*, 35(4):537–542, 2002.

[2] Z. Zhi Qiang, M. Xiao Li, and W. Jian Kang. Quaternion-based kalman filter with vector selection for accurate orientation tracking. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 61(10):2817–2824, Oct.

[3] G. Grenon, P.E. An, S.M. Smith, and A.J. Healey. Enhancement of the inertial navigation system for the morpheus autonomous underwater vehicles. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 26(4):548–560, 2001.

[4] C.W. Tan and S. Park. Design of accelerometer-based inertial navigation systems. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 54(6):2520–2530, 2005.

[5] J. Včelák, P. Ripka, J. Kubik, A. Platil, and P. Kašpar. Amr navigation systems and methods of their calibration. *Sensors and Actuators A: Physical*, 123:122–128, 2005.

[6] ER Bachmann, I. Duman, UY Usta, RB McGhee, XP Yun, and MJ Zyda. Orientation tracking for humans and robots using inertial sensors. In *Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1999. CIRA'99. Proceedings. 1999 IEEE International Symposium on*, pages 187–194. IEEE, 1999.

[7] G. Dissanayake, S. Sukkarieh, E. Nebot, and H. Durrant-Whyte. The aiding of a low-cost strapdown inertial measurement unit using vehicle model

constraints for land vehicle applications. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 17(5):731–747, 2001.

[8] S. Saripalli, J.M. Roberts, P.I. Corke, G. Buskey, and G.S. Sukhatme. A tale of two helicopters. In *Intelligent Robots and Systems, 2003.(IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 1, pages 805–810. IEEE, 2003.

[9] MJ. Mathie, BG. Celler, N.H. Lovell, and A.C.F. Coster. Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(5):679–687, 2004.

[10] M. Mihelj. Inverse kinematics of human arm based on multisensor data integration. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 47(2):139–153, 2006.

[11] T. Beravs, P. Rebersek, D. Novak, J. Podobnik, and M. Munih. Development and validation of a wearable inertial measurement system for use with lower limb exoskeletons. In *Humanoid Robots (Humanoids), 2011 11th IEEE-RAS International Conference on*, pages 212–217, 2011.

[12] A. Umeda, M. Onoe, K. Sakata, T. Fukushia, K. Kanari, H. Iioka, and T. Kobayashi. Calibration of three-axis accelerometers using a three-dimensional vibration generator and three laser interferometers. *Sensors and Actuators A: Physical*, 114(1):93–101, 2004.

[13] SIST-V ISO/IEC Vodilo 99. *Mednarodni slovar meroslovja - osnovni in splošni koncepti ter z njimi povezanimi izrazi (VIM)*, 2012.

[14] ISO-16063-11. *Methods for the calibration of vibration and shock transducers. Part 11. Primary vibration calibration by laser interferometry.*

[15] H. von Martens. Standardization of laser methods and techniques for vibration measurements and calibrations. In *AIP Conference Proceedings*, volume 1253, page 423, 2010.

[16] ISO-5347-7. *Methods for the calibration of vibration and shock pick-ups. Part 7. Primary calibration by centrifuge.*

[17] ISO-16063-21. *Methods for the calibration of vibration and shock transducers. Part 21. Vibration calibration by comparison to a reference transducer.*

[18] ISO-5347-5. *Methods for the calibration of vibration and shock pick-ups. Part 5. Calibration by Earth's gravitation.*

[19] K. Pajunpää, E. Klimovich, V. Korepanov, P. Posio, H. Nevanlinna, W. Schmidt, M. Genzer, A.M. Harri, and A. Lourenço. Accredited vector magnetometer calibration facility. *Geophysica*, 43(1-2):59–76, 2007.

[20] S.P. Won and F. Golnaraghi. A triaxial accelerometer calibration method using a mathematical model. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 59(8):2144–2153, 2010.

[21] F. Camps, S. Harasse, and A. Monin. Numerical calibration for 3-axis accelerometers and magnetometers. In *Electro/Information Technology, 2009. eit'09. IEEE International Conference on*, pages 217–221. IEEE, 2009.

[22] D. Campolo, M. Fabris, G. Cavallo, D. Accoto, F. Keller, and E. Guglielmelli. A novel procedure for in-field calibration of sourceless inertial/magnetic orientation tracking wearable devices. In *Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. BioRob 2006. The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on*, pages 471–476, Feb.

[23] J. Wang, Y. Liu, and W. Fan. Design and calibration for a smart inertial measurement unit for autonomous helicopters using mems sensors. In *Mechatronics and Automation, Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on*, pages 956–961. IEEE, 2006.

[24] J. Fang, H. Sun, J. Cao, X. Zhang, and Y. Tao. A novel calibration method of magnetic compass based on ellipsoid fitting. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 60(6):2053–2061, 2011.

[25] D. Jurman, M. Jankovec, R. Kamnik, and M. Topič. Calibration and data fusion solution for the miniature attitude and heading reference system. *Sensors and Actuators A: Physical*, 138(2):411–420, 2007.

[26] N. Olsen, L. Toffner-Clausen, T.J. Sabaka, P. Brauer, J.M.G. Merayo, JL Jorgensen, JM Leger, O.V. Nielsen, F. Primdahl, and T. Risbo. Calibration of the orsted vector magnetometer. *Earth Planets and Space*, 55(1):11–18, 2003.

[27] Zhitian W., Yuanxin W., Xiaoping H., and Meiping W. Calibration of three-axis magnetometer using stretching particle swarm optimization algorithm. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 62(2):281–292, 2013.

[28] R. Zhu and Z. Zhou. Calibration of three-dimensional integrated sensors for improved system accuracy. *Sensors and Actuators A: Physical*, 127(2):340–344, 2006.

[29] A. Kim and MF Golnaraghi. Initial calibration of an inertial measurement unit using an optical position tracking system. In *Position Location and Navigation Symposium, 2004. PLANS 2004*, pages 96–101. IEEE, 2004.

[30] E.L. Renk, M. Rizzo, W. Collins, F. Lee, and D.S. Bernstein. Calibrating a triaxial accelerometer-magnetometer-using robotic actuation for sensor reorientation during data collection. *Control Systems Magazine, IEEE*, 25(6):86–95, 2005.

[31] F. Primdahl and P.A. Jensen. Compact spherical coil for fluxgate magnetometer vector feedback. *Journal of Physics E: Scientific Instruments*, 15:221, 1982.

[32] R. McPherron and Robert C. Snare. A procedure for accurate calibration of the orientation of the three sensors in a vector magnetometer. *Geoscience Electronics, IEEE Transactions on*, 16(2):134–137, 1978.

[33] V. Petrucha, P. Kaspar, P. Ripka, and J. MG Merayo. Automated system for the calibration of magnetometers. *Journal of Applied Physics*, 105(7):07E704–07E704, 2009.

[34] H. E. Soken and C. Hajiyev. Ukf-based reconfigurable attitude parameters estimation and magnetometer calibration. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 48(3):2614–2627, 2012.

[35] L. Bartolomeo, Z. Lin, S. Sessa, M. Zecca, H. Ishii, and A. Takanishi. Online magnetic calibration of a cutting edge 9-axis wireless inertial measurement unit. *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*, 39(1):779–785, 2012.

[36] P. Batista, C. Silvestre, P. Oliveira, and B. Cardeira. Accelerometer calibration and dynamic bias and gravity estimation: Analysis, design, and experimental evaluation. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 19(5):1128–1137, 2011.

[37] H.K. Kuga, R.V. da Fonseca Lopes, and W. Einwoegerer. Experimental static calibration of an imu (inertial measurement unit) based on mems. In *XIX Congress of Mechanical Engineering-COBEM*, 2007.

[38] M. Hwangbo and T. Kanade. Factorization-based calibration method for mems inertial measurement unit. In *Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on*, pages 1306–1311. IEEE, 2008.

[39] Invensense. *IMU-3000 Motion Processing Unit datasheet*, 1.1 edition, 2011.

[40] STMicroelectronics. *LIS3LV02DL MEMS inertial sensor datasheet*, 2 edition, 2008.

[41] Honeywell. *HMC5843 3-Axis Digital Compass IC datasheet*, 2010.

[42] Honeywell. *HMC5883 3-Axis Digital Compass IC datasheet*, 2013.

[43] STMicroelectronics. *LIS331DLH MEMS digital output motion sensor datasheet*, 3 edition, 2009.

[44] N. Salman, I. Rasool, and AH. Kemp. Overview of the ieee 802.15. 4 standards family for low rate wireless personal area networks. In *Wireless Communication Systems (ISWCS), 2010 7th International Symposium on*, pages 701–705. IEEE, 2010.

[45] E.A. Wan and R. Van der Merwe. The unscented kalman filter for nonlinear estimation. In *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000*, pages 153–158, 2000.

[46] R. Van Der Merwe. *Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models.* PhD thesis, Citeseer, 2004.

[47] J.T. Ambadan and Y. Tang. Sigma-point kalman filter data assimilation methods for strongly nonlinear systems. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 66(2):261–285, 2009.

[48] M.C. VanDyke, J.L. Schwartz, and C.D. Hall. Unscented kalman filtering for spacecraft attitude state and parameter estimation. *Department of Aerospace & Ocean Engineering, Virginia Polytechnic Institute & State University, Blacksburg, Virginia*, 2004.

[49] S. Bonnet, C. Bassompierre, C. Godin, S. Lesecq, and A. Barraud. Calibration methods for inertial and magnetic sensors. *Sensors and Actuators A: Physical*, 156(2):302–311, 2009.

[50] C.M. Bishop. *Pattern recognition and machine learning*, volume 4. Springer New York, 2006.

[51] S. Begus, M. Stanonik, and D. Fefer. Stabilizacija magnetnega polja v 3d helmholtz tuljavi. In *21st International Electrotechnical and Computer Science Conference*, pages 185–188. IEEE Region 8, 2012.

[52] A. T. Nelson and Eric A. Adviser-Wan. *Nonlinear estimation and modeling of noisy time series by dual Kalman filtering methods.* Oregon Graduate Institute of Science and Technology, 2000.

[53] T. Beravs, J. Podobnik, and M. Munih. Three-axial accelerometer calibration using kalman filter covariance matrix for online estimation of optimal sensor orientation. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 61(9):2501–2511, 2012.

[54] Thomas Tsz-Ka Li. Tri-axial square helmholtz coil for neutron edm experiment. *Chinese University of Hong Kong Report*, 1:1–23, 2004.

[55] E.L. Bronaugh. Helmholtz coils for calibration of probes and sensors: limits of magnetic field accuracy and uniformity. In *Electromagnetic Compatibility, 1995. Symposium Record. 1995 IEEE International Symposium on*, pages 72–76. IEEE, 1995.

[56] D. Jurman. *Določanje prostorske orientacije z integriranimi inercialnimi in magnetnimi senzorji: doktorska disertacija.* Fakulteta za elektrotehniko, Ljubljana, 2009.

Dodatek: IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012

Three-Axial Accelerometer Calibration Using Kalman Filter Covariance Matrix for Online Estimation of Optimal Sensor Orientation

Tadej Beravs, Janez Podobnik, and Marko Munih, *Member, IEEE*

***Abstract*—Inexpensive inertial/magnetic measurement units can be found in numerous applications and are typically used to determine orientation. Due to the presence of nonidealities in measurement systems, the calibration of the sensor is thus needed to determine sensor parameters such as bias, misalignment, and gain/sensitivity. In this paper, an online automatic calibration method for a three-axial accelerometer is presented. Parameters are estimated using an unscented Kalman filter. The sensor is placed in a number of different orientations using a robotic arm. These orientations are calculated online from the parameter covariance matrix and represent estimated optimal sensor orientations for parameter estimation. Numerous simulations are run to evaluate the proposed calibration method, and a comparison is made with an offline least mean squares calibration method. The simulation results show that calibration with the proposed method results in higher accuracy of parameter estimation when using less than 100 iterations. The proposed calibration method is also applied to a real accelerometer using a low number of iterations. The results show only slight (less than 0.4%) changes in parameter values between different calibration runs. The proposed calibration method provides an accurate parameter estimation using a small number of iterations without the need for manually predefining orientations of the sensor, and the method can be used in combination with other offline calibration methods to achieve even higher accuracy.**

***Index Terms*—Accelerometer calibration, orientation determination, sensor parameter estimation, unscented Kalman filtering (UKF).**

I. Introduction

MICROELECTROMECHANICAL inertial measurement units (IMUs) are inexpensive lightweight sensors that are used for orientation estimation in numerous applications. They can be found in inertial navigation systems [1], [2], robotics [3], the automotive industry, analysis of daily activities [4], and measurement of human body kinematics [5], where IMUs can replace optical measurement systems, which measure body part orientations. [6]. Consisting of accelerometers, gyroscopes, and (optionally) magnetometers, IMUs can achieve good dynamic specifications with a relatively low investment. Several IMUs are commercially available; however, custom developed IMUs have some advantages such us small size, which allows integration in various applications, custom wireless connectivity, and open architecture, which allows different modifications and implementations of algorithms. However, similar to any measurement systems, IMUs also suffer from numerous disadvantages such as sensor misalignment, large offset, nonlinearity, drift, and random noise.

These disadvantages are generally addressed using sensor calibration. Several offline calibration methods exist. One simple method proposes the calibration of two main parameters with manual sensor movement in six different orientations with a relatively simple mathematical algorithm (the sum of output signals is equal to the gravity vector) [7]. Similar approaches that demand several different sensor orientations are described in [8], where all three parameters are determined through the Levenberg–Marquardt algorithm, similar to [9], where the parameters are determined using the Newton iterative arithmetic. More sophisticated methods are described in [10], where sensor parameters are estimated using optical alignment and a least mean squares algorithm, and in [11], the reference orientation of the sensor is also included in determining the sensor parameters. One method where the robot arm is used to position the sensor to a known predefined orientation is presented in [12], where the parameters of the sensor (including the alignment angle of the robot in the gravitational field and the alignment between the sensor and robot end effector) are again determined using least mean squares methods.

However, because several of the factors that contribute to sensor errors are time varying (e.g., temperature), initial offline calibration cannot completely negate their effects. Thus, an online calibration procedure could potentially achieve higher accuracy. Compared with offline calibration, where parameters are estimated using different mathematical algorithms after obtaining all measurements from the sensor, the online calibration estimates parameters during each iteration, and after the last iteration, the estimation of parameters is completed. Online approaches have been demonstrated in [13] and [14] using sophisticated hardware, but the different sensor orientations needed for the calibration must be predefined in both cases. An appropriate orientation must be chosen, or a large number

Manuscript received September 20, 2011; revised December 9, 2011; accepted December 11, 2011. Date of publication March 5, 2012; date of current version August 10, 2012. This work was supported in part by the European Union through the EVRYON Collaborative Project STREP under Grant FP7-ICT-2007-3-231451 and by the Slovenian Research Agency. The Associate Editor coordinating the review process for this paper was Dr. Subhas Mukhopadhyay.

The authors are with the Laboratory of Robotics, Department of Measurement and Robotics, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, 1000 Ljubljana, Slovenia.

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at http://ieeexplore.ieee.org.

Digital Object Identifier 10.1109/TIM.2012.2187360

of random orientations must be determined to accomplish an accurate calibration.

In this paper, we present an automatic calibration method of the accelerometer, where parameters and orientations are estimated by an unscented Kalman filter (UKF), and a robotic arm is used to place the sensor in the calculated orientation. Unlike [12], where the sensor is placed in a large number of manually predefined orientations using a robotic arm and the parameters are calculated offline, our proposed method uses online parameter estimation without the need for predefined orientations, because they are calculated and used during calibration. The method described in [13] uses online parameter estimation; however, the orientations of the sensor must be predefined.

The method is used to determine all three main parameters (gain, misalignment, and bias) together with the alignment angles of the robot in the gravitational field and alignment angles between the sensor and robot end effector (because the flange and sensor board are not perfectly aligned). The proposed method repeatedly uses the covariance matrix decomposition for estimation of maximal sensitivity axis (CEMS) to estimate the next orientation in which the sensor should be placed for optimal parameter estimation. This condition causes fast method convergence. The sensor is thus placed in a small number of automatically determined orientations, eliminating the need for a large number of predefined orientations and, this way, allowing faster calibration compared to methods where sensor orientations must be predefined and the manipulation of the sensor is manually done. Because the sensor is placed in orientations that allow the most effective parameter estimation and all the data can be recorded, offline methods can also be applied later for parameter estimation.

The CEMS calibration approach can be applied for the accelerometer or the magnetometer. The only difference between the two sensors is in the initial description of the gravitational and magnetic fields. However, the magnetic field is very sensitive to environmental noise, and a homogenous magnetic field is needed for successful calibration. The CEMS calibration method is thus applied here only to the accelerometer, because the magnetic field that surrounds the robot arm is not homogenous.

This paper is organized as follows. The developed wireless IMU system and the corresponding mathematical model of the sensor system in conjunction with the robot arm are described in the first part of Section II. Parameter estimation with UKF is described together with the method for determining the sensor orientation using singular value decomposition (SVD) in the second part of Section II. The simulation and measurement procedures are described at the end of the section. Simulation and measurement results are presented in Section III, and a detailed discussion is given in Section IV. Section V summarizes the proposed calibration method and the contributions of this paper.

II. Methods

A. Hardware Design

1) IMU: The IMU consists of the following three digital sensors: 1) an Invensense three-axis gyroscope; 2) an STmicroelectronics three-axis accelerometer; and 3) a Honeywell three-axis magnetometer. The gyroscope has selectable full-scale ranges of $\pm 250°/s$, $\pm 500°/s$, $\pm 1000°/s$, and $\pm 2000°/s$ and software-selectable low-pass filters. Each axis is represented with 16 b. The gyroscope also measures temperature for additional software compensation. The sampling rate of the gyroscope is 1000 Hz. Similar to the gyroscope, the accelerometer also offers a selectable range of ± 2, ± 4, and ± 8 g and has 16-b output per axis. It offers software selection of high-pass filters and sampling rates. The highest possible sampling rate of the accelerometer is 1000 Hz. The magnetometer has a selectable range of ± 0.88–± 8.1 G. It uses an internal 12-b analog-to-digital converter and has a significantly lower sampling rate compared with the other two sensors. The sampling rate of the magnetometer can be selected from 0.75 Hz to 160 Hz. Thus, the maximum sampling rate of the IMU system is 160 Hz when data from all three sensors, including the magnetometer, are simultaneously acquired. All sensors are connected to an interintegrated circuit (I2C) bus with a maximum data transfer rate of 222 kb/s. Each sensor provides 6 B of information (2 B per axis), for a total of 18 B. The theoretically attainable data transfer rate of the I2C communication protocol is 1.2 kHz, but the maximum data transfer rate is set to 300 Hz due to limitations of the wireless transceiver module that provides the connection to the central unit. The IMU itself (without battery) has a size of $30 \times 20 \times 5$ mm and is shown in Fig. 1. The battery is placed away from the IMU to avoid interference with the magnetometer.

Fig. 1. IMU that consists of a three-axis gyroscope, a three-axis magnetometer, and a three-axis accelerometer and a wireless module with a dual-chip antenna. The size of the IMU is $30 \times 20 \times 5$ mm without a battery.

2) Data Transmission and Central Unit: The IMU is connected to a central unit through a 2.4-GHz wireless transmission system. On the IMU side, a ZigBit wireless transceiver is used. On the receiving side, a powerful Atmel ZigBit receiver is used, because there are no constraints on power consumption and size. This receiver has an amplified port for an external antenna and allows a working range of more than 15 m. The receiver is connected through the serial peripheral interface bus (SPI) to a central unit, which can simultaneously receive data from up to 10 IMUs at a frequency of 300 Hz and transfer it to a personal computer through the User Datagram Protocol (UDP). Each data package is equipped with the time stamp that is generated on the IMU side together with the checksum. The data from the sensor are written as 16-b unsigned integers and are added to the data package. The checksum is then verified by the central unit, whereas the sensor data are transformed to real numbers on a personal computer.

B. Kinematic Model of the Sensor and Robotic Arm

A basic mathematical model of a three-axis accelerometer that includes scaling, misalignment, and bias parameters can be described as

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{b} + \mathrm{N} \tag{1}$$

where vector $\mathbf{v}$ represents the output of the sensor for the x-, y-, and z-axes, vector $\mathbf{s} = [\mathrm{s}_x \ \mathrm{s}_y \ \mathrm{s}_z]$ denotes the sensitivity factor for each axis, and matrix $\mathbf{T}$ is described as

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \cos\alpha & 1 & 0 \\ \cos\beta & \cos\gamma & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

where α, β, and γ represent misalignment angles, vector $\mathbf{b} = [\mathrm{b}_x \ \mathrm{b}_y \ \mathrm{b}_z]$ denotes the bias, N represents the noise, and vector $\mathbf{u} = [\mathrm{u}_x \ \mathrm{u}_y \ \mathrm{u}_z]$ denotes the gravitational-field projection on sensor axes [15]. Because the accelerometer is stationary during calibration, the only acceleration measured by the sensor is due to the gravity. The sensor is therefore calibrated in the range of ± 1 g and not by its full-scale range; however, this condition does not represent an issue, because the sensor is used to determine the orientation of the IMU relative to the gravitational field. This mathematical model is only a rough estimate of a real accelerometer model, because nonlinearity, temperature drift, and other nonidealities are not considered.

A precise orientation of the sensor can be determined when the accelerometer is attached to the robotic arm. A transformation matrix $\mathbf{R}_6$ from the robot base frame, denoted as coordinate system O_b in Fig. 2, to the end effector O_{R6} can be calculated from the robot joint angles using the Denavit–Hartenberg table. A detailed description of the procedure can be found in [12]. Assuming that the robot is perfectly leveled with the gravitational field, an ideal transformation between the gravitational field and the projection of the gravitational field on the sensor $\mathbf{u}_{\mathbf{ideal}}$ can be calculated by

$$\mathbf{m} = \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{u}_{\mathbf{ideal}} \tag{3}$$

where $\mathbf{m} = [1\ 0\ 0]$ represents the unit vector of gravity. However, perfect alignment of the robot base frame in the gravitational field is difficult to achieve. Thus, a transformation matrix between the gravitational field, denoted as coordinate system O_e, and the robot base, denoted as coordinate system O_b, must be taken into account. A transformation matrix can be described as

$$\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}} = RotZ(\varphi_z) \cdot RotX(\varphi_x) \tag{4}$$

where φ_x and φ_z denote rotation angles around the x- and z-axes in coordinate system O_e. Functions $RotZ$ and $RotX$

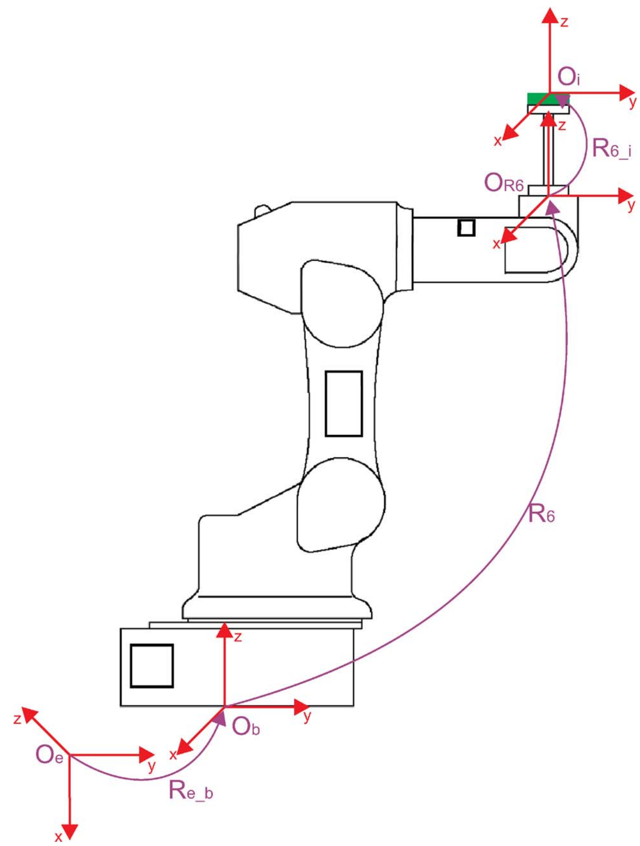


Fig. 2. Complete transformation of the gravity vector. $\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}}$ presents the transformation between the gravitational field and robot base, $\mathbf{R}_6$ presents the transformation between the robot base and the robot end effector, and $\mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}}$ presents the transformation between the robot end effector and the IMU.

are determined as follows:

$$RotX = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi_x & -\sin\varphi_x \\ 0 & \sin\varphi_x & \cos\varphi_x \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$RotZ = \begin{bmatrix} \cos\varphi_z & -\sin\varphi_z & 0 \\ \sin\varphi_z & \cos\varphi_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{6}$$

Similar to the transformation between the gravitational field and the robot base, a transformation between the robot end effector and accelerometer must also be taken into account due to possible installation errors, because the accelerometer sensor is not perfectly aligned with the circuit board, and the circuit board is not perfectly aligned with the end effector. Thus, the transformation matrix $\mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}}$, where ϕ_x and ϕ_z denote rotation over the x- and z-axes, can be described as

$$\mathbf{R}_{6\_i} = RotZ(\phi_z) \cdot RotX(\phi_x). \tag{7}$$

With both rotational matrices known, a transformation between the gravitational field and the real projection of the gravitational field on the sensor $\mathbf{u}$ can be calculated by

$$\mathbf{m} = \mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}} \cdot \mathbf{R}_6 \cdot \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}} \cdot \mathbf{u}. \tag{8}$$

A complete transformation of the gravity vector is presented in Fig. 2. With the transformation matrix specified, the output of the accelerometer can be described as

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}}^{-1} \cdot \mathbf{R}_6^{-1} \mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}}^{-1} \cdot \mathbf{m} + \mathbf{b} + N. \tag{9}$$

C. Parameter Estimation

The UKF is an extension of the traditional Kalman filter for the estimation of nonlinear systems that attempt to remove some of the shortcomings of the extended Kalman filter (EKF) in the estimation of nonlinear systems. For parameter estimation, the EKF can be used, because the computation time of the UKF is greater than the computation time of the EKF. However, because there are no limitations with regard to computation time and it has been shown that the UKF outperforms the EKF in numerous examples, the UKF was chosen for parameter estimation. More detailed discussion of the UKF can be found in [16]–[18]. The UKF uses deterministic sampling to approximate the state distribution. The unscented transformation uses a set of sample or sigma points that are determined from the *a priori* mean and covariance of the state. The sigma points are propagated through the nonlinear system. The posterior mean and covariance are then calculated from the propagated sigma points. Parameter estimation equations for the UKF are similar to the state estimation. This section expounds on the differences.

The filter is initialized with the predicted mean and covariance of the parameters, i.e.,

$$\hat{\mathbf{w}}_0 = E\{\mathbf{w}\} \tag{10}$$
$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{w}}_0} = E\left\{\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)(\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)^{\mathrm{T}}\right\} \tag{11}$$

where $E\{\,\}$ is the expectation operator, $(\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)$ is the estimation error of initial value, $\mathbf{w}$ is the unknown true parameter, and $\hat{\mathbf{w}}_0$ is the estimated initial parameter value. The UKF time update is described as

$$\hat{\mathbf{w}}_k^- = \hat{\mathbf{w}}_{k-1} \tag{12}$$
$$\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^- = \eta_n \mathbf{P}_{\mathbf{w}_{k-1}} + \mathbf{R}_{\mathbf{w}_k} \tag{13}$$

where parameter vector $\hat{\mathbf{w}}_k^- = [\mathrm{s}_x \ \mathrm{s}_y \ \mathrm{s}_z \ \alpha \ \beta \ \gamma \ \mathrm{b}_x \ \mathrm{b}_y \ \mathrm{b}_z \ \varphi_x \ \varphi_z \ \phi_x \ \phi_z]$ is updated using previous values, and the covariance matrix $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}$ is calculated by scaling the previous value with $\eta_n \in (0, 1]$ and by adding fixed system process noise $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$. The sigma points χ_k are calculated from the values of the mean and covariance of the parameters, i.e.,

$$\chi_{k|k-1} = \left[\hat{\mathbf{w}}_k^- \quad \hat{\mathbf{w}}_k^- + \gamma \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^- \quad \hat{\mathbf{w}}_k^- - \gamma \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k}^-\right] \tag{14}$$

where $\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k^-} = \sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k^-}}$ is a square root of the covariance matrix of $\mathbf{w}_k, \hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k^-}$ such that $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k^-} = \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k^-} \hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{w}_k^-}{}^{\mathrm{T}}$. Scaling parameters are defined as $\gamma = \sqrt{L + \lambda}$ and $\lambda = \alpha_{kf}^2 (L + \kappa) - L$, where L denotes the state dimension. The constant α_{kf} determines the spread of the sigma points around $\hat{\mathbf{w}}_k^-$ and is usually set to $1e - 4 \leq \alpha_{kf} \leq 1$. κ is a secondary scaling parameter and is usually set to 0, and β_{kf} is used to incorporate prior knowledge of the distribution of $\hat{\mathbf{w}}_k^-$ and is usually set to 2 for Gaussian distributions. The weights $w_i^{(c)}$ and $w_i^{(m)}$ are calculated using

$$w_0^{(m)} = \frac{\lambda}{L + \lambda}$$
$$w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{L + \lambda} + 1 - \alpha_{kf}^2 + \beta_{kf}$$
$$w_i{}^{(c)} = w_i{}^{(m)} = \frac{1}{2(L + \lambda)}. \tag{15}$$

The matrix $\chi_{k|k-1}$ can be described as

$$\chi_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_0 & \mathbf{s}_1 & \cdots & \mathbf{s}_{2L} \\ \mathbf{t}_0 & \mathbf{t}_1 & \cdots & \mathbf{t}_{2L} \\ \mathbf{b}_0 & \mathbf{b}_1 & \cdots & \mathbf{b}_{2L} \\ \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_0 & \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_1 & \cdots & \mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_{2L} \\ \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_i})}{}_0 & \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_b})}{}_1 & \cdots & \mathbf{r}^{(\mathrm{e\_b})}{}_{2L} \\ \mathbf{n}_0 & \mathbf{n}_1 & \cdots & \mathbf{n}_{2L} \end{bmatrix} \tag{16}$$

where vector $\mathbf{s}_0 = \hat{\mathbf{w}}_{\bar{k},(1\ldots3)}$ consists of the first three elements of vector $\hat{\mathbf{w}}_{\bar{k}}$. Vectors $\mathbf{s}_i = \mathbf{s}_0 + \gamma \hat{\mathbf{S}}_{\bar{\mathbf{w}}_k\, i}$ and $\mathbf{s}_{L+i} = \mathbf{s}_0 - \gamma \hat{\mathbf{S}}_{\bar{\mathbf{w}}_k\, i}$, where $i = 1 \ldots L$ are calculated by adding the sigma-point value that was calculated from the ith column of the covariance matrix. A similar approach is applied to vectors $\mathbf{t}_i, \mathbf{b}_i, \mathbf{r}_i^{(6\_\mathrm{i})}$ and $\mathbf{r}_i^{(6\mathrm{e\_b})}$. Noise vectors are defined as $\mathbf{n}_0 = [0\,0\,0]$, $\mathbf{n}_i = +\gamma \hat{\mathbf{S}}_{\bar{\mathbf{w}}_k\, i}$ and $\mathbf{n}_{L+i} = -\gamma \hat{\mathbf{S}}_{\bar{\mathbf{w}}_k\, i}$, where $i = 1 \ldots L$. The output of the sensor model is described as

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{s}_i \cdot \mathbf{T}_i \cdot \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}\, i}^{-1} \cdot \mathbf{R}_{6\, k}^{-1} \cdot \mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}\, i}^{-1} \cdot \mathbf{m} + \mathbf{b}_i + \mathbf{n}_i \tag{17}$$

where values for the matrix $\mathbf{T}_i$ are derived from the vector $\mathbf{t}_i$, values for the matrix $\mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}_i}$ are derived from the vector $\mathbf{r}^{(6\_\mathrm{i})}{}_i$, and values for the matrix $\mathbf{R}_{\mathrm{e\_b}_i}$ are derived from the vector $\mathbf{r}^{(6\mathrm{e\_b})}{}_i$. Values for the matrix $\mathbf{R}_{6_k}$ are obtained from the orientation of the robotic arm. The expected measurement values are determined in the matrix $\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1}$ as

$$\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1} = [\,\mathbf{y}_0 \cdots \mathbf{y}_{2L}\,]. \tag{18}$$

The measurement mean $\hat{\mathbf{d}}_{\bar{k}}$ and the measurement covariance $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ are calculated based on the statistics of the expected measurements as

$$\hat{\mathbf{d}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^{(m)} \boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} \tag{19}$$

$$\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^{(c)} \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k\right) \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k}. \tag{20}$$

The cross-correlation covariance $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k \mathbf{d}_k}$ is calculated using

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k \mathbf{d}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i^{(c)} \left(\chi_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{w}}_k^-\right) \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k}. \tag{21}$$

The Kalman gain matrix is the product of the cross-correlation and measurement covariances, i.e.,

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_k \mathbf{d}_k} \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}^{-1}. \tag{22}$$

The measurement update equations are given as follows:

$$\tilde{\mathbf{w}}_k = \hat{\mathbf{w}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{d}_k - \hat{\mathbf{d}}_k^-) \quad (23)$$
$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{w}}_k} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} \mathbf{K}_k^{\mathrm{T}} \quad (24)$$

where $\mathbf{d}_k$ is the measurement from the real sensor or a simulated output of the sensor, where predefined parameters are used.

D. Determination of Sensor Orientation

During the parameter estimation, the sensor must be placed in different orientations to acquire an appropriate set of measurements for successful parameter estimation. In the proposed CEMS algorithm, the orientation is chosen to position the sensor in orientation, in which the maximal sensitivity is achieved for parameters with the largest variance. This orientation can be determined from the covariance matrix $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$. The Kalman filter returns the estimation of the posterior mean state $\hat{\mathbf{w}}_k$ and error covariance $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$. The posteriori error covariance $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k}$ is segmented into two covariance submatrices that represent the posteriori error covariance matrices of bias and gain. The posteriori error covariance matrices of bias and gain are used as covariance matrices of the parameter estimation error, defined as

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = E\left\{(\mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{w}}_k)(\mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{w}}_k)^{\mathrm{T}}\right\} \quad (25)$$

where $E\{\}$ is the expectation operator, $(\mathbf{w}_k - \hat{\mathbf{w}}_k)$ is the estimation error, $\mathbf{w}_k$ is an unknown true parameter value, and $\hat{\mathbf{w}}_k$ is an estimated parameter value.

The covariance matrix of the parameter estimation error is positive semidefinite and a symmetric matrix and can therefore be diagonalized using an orthonormal basis. The unit vectors of the orthonormal basis used to rotate the covariance matrix are the eigenvectors of the covariance matrix and form the principle axes of an error ellipse. The values of the diagonalized covariance matrix are the eigenvalues of the covariance matrix and correspond to the variances of the decoupled noise contributions in the direction of the corresponding principle axes of the error ellipse. Fig. 3 shows the simplified two-degree-of-freedom example of error ellipse with two principle axes s_1 and s_2. Fig. 3(a) shows the initial error ellipse, where a large initial value of variance is chosen, and both principle axes have same variance values. Fig. 3(b) and (c) shows the intermediate steps. Fig. 3(d) shows the final error ellipse, where the parameter estimation error is minimized, and variances are approximately equal for both ellipse principle axes s_1 and s_2.

SVD can be used to decompose the covariance matrix into an orthonormal basis and a diagonal matrix. The SVD algorithm is applied to each of the covariance matrices of parameter estimation errors [19]. Because covariance matrix $\mathbf{P}_{\mathbf{w}}$ is a positive-semidefinite symmetric matrix, the following decomposition is obtained for a selected parameter:

$$Svd(\mathbf{P}_{\mathbf{w}_{par}}) = \mathbf{U} \cdot \mathbf{\Sigma} \cdot \mathbf{U}^{\mathrm{T}}. \quad (26)$$

$\mathbf{U} = [u_1\ u_2\ u_3]$ is an orthonormal basis matrix of singular vectors, and matrix $\mathbf{\Sigma}$ is a diagonal matrix of singular values

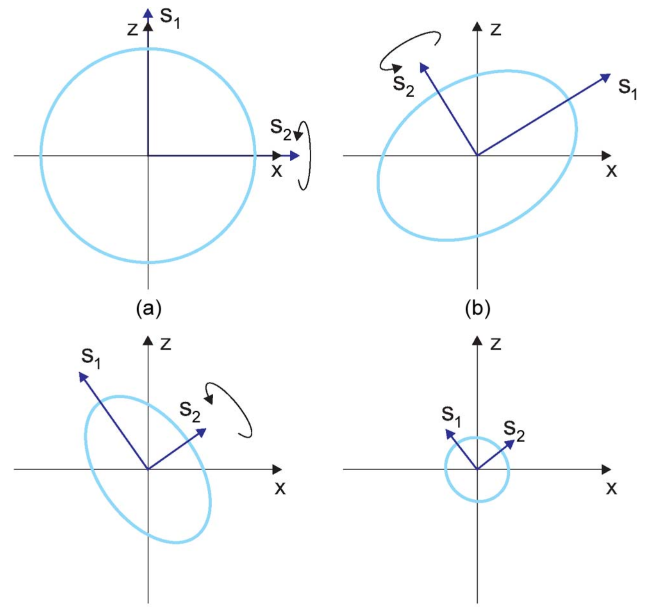


Fig. 3. Simplified two-degree-of-freedom example of the error ellipse of the covariance matrix of parameter estimation error. (a) Initial error ellipse. (b) and (c) Intermediate steps. (d) Final error ellipse. Axes s_1 and s_2 are the principle axes of error ellipse, where principle axis s_2 has a smaller variance.

$[\sigma_1\ \sigma_2\ \sigma_3]$. Singular values are associated with the variance. Singular value σ_3 is associated with the lowest variance, and thus, a unit vector u_3 corresponds to the principle axis with the lowest variance of the covariance of parameter estimation error.

An intuitive interpretation of the proposed SVD approach is given by the principal component analysis (PCA). PCA uses an orthonormal transformation to transform the original space into a new one, where the first axis points in the direction of the maximum variance and the subsequent axes are ranked according to the variance with the final axis pointing in the direction of the lowest variance [20].

This methodology is used with a stationary accelerometer. The measurement thus corresponds only to the projection of the gravitational field. The orientation vector of the sensor is calculated from the singular vector u_3. The singular vector u_3 corresponds to the principle axis with the lowest variance expressed in the coordinate system of the IMU. Because the axis is needed to control the robot, the principle axis must be transformed into the coordinate system of the endpoint of the robot with transformation, i.e.,

$$u_e = \mathbf{R}_{6\_\mathrm{i}} \cdot u_3 \quad (27)$$

where u_e denotes the orientation vector on the robot end effector.

After applying the orientation with robot motion, the sensor is aligned in orientation, which will maximize the sensitivity for the sensor axis with the largest variance, and the sensitivity will be lowest for the axis with the lowest variance. The principal axis with the lowest variance is positioned to be perpendicular to the gravitational field so that the performing rotation around this axis will align the other two principle axes with the gravitational field. The initial orientation is set to the value for which the principle axis with the largest variance is aligned with

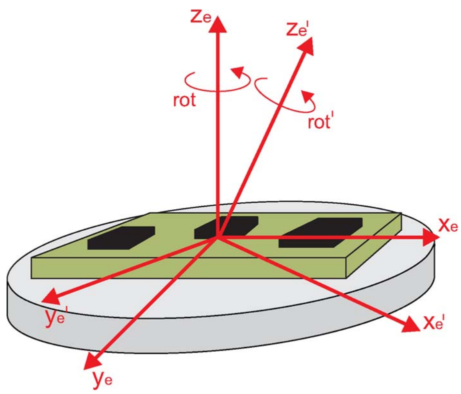


Fig. 4. Initial sensor orientation is noted with axes x_e, y_e, and z_e. After one iteration is completed, the sensor must reach the new orientation noted with axes x'_e, y'_e, and z'_e. Additional rotation is applied around the z'_e-axis.

the gravitational field. In Fig. 3(b), the robot will position the sensor in the orientation for which the principle axes s_1 of the error ellipse will be aligned with the gravitational field. After several steps [see Fig. 3(c)], the variance will decrease, and principle axes of error ellipse will move to different orientations, and therefore, the robot will reorient the sensor to align the principle axes s_1 with the gravitational field. The final result is a sequence of movements of rotations around the principle axis, which maximizes the sensitivity of the sensor axis with the largest variances of the parameter estimation error. After each new measurement, a new principle axis is computed, and the movement of the robot is updated with the new axis of rotation to reduce the variance along the axis with the largest uncertainty (see Fig. 4).

Singular values σ_i are used to determine the validity of the estimated parameters gathered from the UKF filter, because they represent the dispersion around the associated axis. A validation criterion for the selected parameter estimation is presented by

$$C_{par} = \frac{3 \cdot \sigma_3}{\sum_{i=1}^{3} \sigma_i}. \tag{28}$$

Three criterion functions C_{par} are calculated, because three parameters are determined through calibration. The closer C_{par} is to 1, the lower the largest variance is compared to the sum of variances. A value of 1 also implies that the variance is lowest as possible, because there is no axis that would further reduce the variance. This case is shown in Fig. 3(d), where variances of both principle axes of error ellipse are approximately equal. The criterion functions are also used as a weight for determining the rotation axis of the sensor by

$$u = (1 - C_b) \cdot u_{e\_b} + (1 - C_s) \cdot u_{e\_s} \tag{29}$$

where u represents the axis of sensor rotation, C_b and C_s represent the criterion functions of bias and gain/sensitivity, and u_{e_b} and u_{e_s} represent the estimated axis of rotation for both parameters. When all criterion functions are close to 1, the calibration procedure can be completed, because the variance is the lowest, and further measurement will not improve the estimation of parameters.

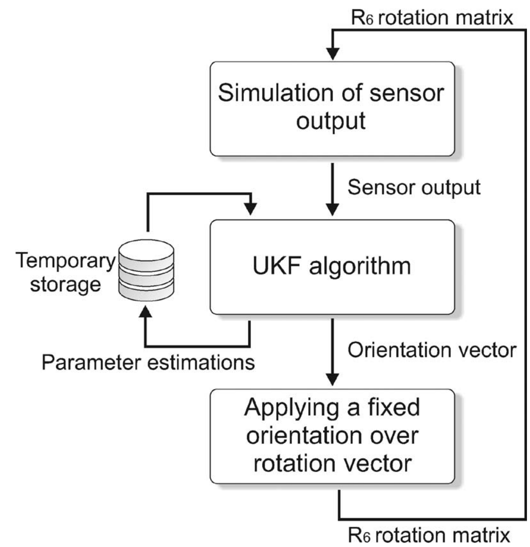


Fig. 5. Flowchart of the simulation procedure of the calibration method.

E. Simulation and Measurements

Simulation is used to verify the kinematic model and proposed procedure, because the true parameters of the sensor are not known. All sensor parameters are manually predefined in the kinematic model and later compared with the simulation results, thus allowing us to validate the calibration method. The simulation is built and run in MATLAB. Because the calibration method is also based on the movement of the robot arm, a simulation of the robot must also be included. The simulation process can be segmented into the following three parts.

- The output of the sensor is calculated (simulated) using manually predefined parameters and known rotational matrices, i.e., $\mathbf{R}_6$, $\mathbf{R}_{e\_b}$ and $\mathbf{R}_{6\_i}$.
- The calculated output of the sensor is fed into the UKF algorithm. The orientation result given by the UKF kinematics is described as a unit vector. Estimated parameters are temporarily stored and used for the next iteration.
- A fixed rotation is applied over a unit vector that results in a 3×3 rotational matrix that represents the robot end effector $\mathbf{R}_6$. With the orientation matrix known, the next simulation step can be performed.

Because initial values are needed by the UKF, they are set close to ideal values with a small offset. For example, the initial parameter for bias is set as $\mathbf{b}_a = [0.15\ 0.2\ -0.12]$. Although the ideal parameter is $\mathbf{b}_a = [0\ 0\ 0]$, a small offset allows the parameters to more quickly converge to the true value. After numerous runs of the simulation, the UKF parameters are adjusted to ensure rapid convergence of the criterion function. The flowchart of the calibration is shown in Fig. 5.

Once the simulation parameters are determined, 300 simulation runs are performed. Because the model of the sensor and the UKF algorithm have a fixed noise parameter, different simulation runs output different sensor and parameter estimates. The dispersion of the parameter values around the true predefined value can be used to evaluate the CEMS calibration method.

After the simulations are successfully completed, the proposed calibration method is applied using the IMU described

TABLE I

SIMULATION RESULTS OF ESTIMATING GAIN, MISALIGNMENT, AND BIAS PARAMETERS WITH THE PROPOSED CALIBRATION METHOD USING 400 ITERATIONS. THE FIRST COLUMN PRESENTS THE PREDEFINED VALUES, THE SECOND COLUMN PRESENTS THE CALCULATED MEAN VALUES, THE THIRD AND FOURTH COLUMNS PRESENT THE MINIMUM AND MAXIMUM VALUES, THE FIFTH COLUMN PRESENTS THE MEDIAN VALUES, AND THE SIXTH COLUMN PRESENTS THE STANDARD DEVIATION

		true	mean	min	max	median	σ
	x	1.1000	1.1034	1.0948	1.1087	1.1035	0.0013
gain	y	0.9000	0.9078	0.9024	0.9179	0.9114	0.0040
	z	1.0500	1.0518	1.0494	1.0620	1.0507	0.0008
	x	1.6690	1.6606	1.6449	1.6735	1.6527	0.0050
angle	y	1.5010	1.5007	1.4942	1.5058	1.4998	0.0007
[rad]	z	1.6557	1.6564	1.6457	1.6662	1.6557	0.0034
	x	0.1500	0.1498	0.1485	0.1503	0.1501	0.0006
bias	y	0.2000	0.1992	0.1872	0.2021	0.2002	0.0017
[g]	z	-0.1200	-0.1214	-0.1313	-0.1183	-0.1198	0.0009

in Section II and a six-axis Epson PS3 robot. The IMU is tightly attached to the aluminum flange that is bolted to the robot end effector. Data from the sensor are wirelessly transmitted to the receiver board, which is connected to a personal computer through the UDP. Data from the IMU are acquired and transferred to the UKF using MATLAB/Simulink. Once the UKF calculation is done, the new orientation of the sensor must be transmitted to the robot. Because the Epson robot accepts orientation in values of angles over the x-, y-, and z-axes, the orientation matrix must be transformed into these three angles. Because position is not relevant for accelerometer calibration, the position can be changed to achieve the desired orientation. This approach cannot be done for magnetometer calibration, because it is difficult to ensure a constant magnetic field in the surroundings of the robot. The three orientation angles are received by the Epson robot through the Transmission Control Protocol/Internet Protocol (TCP/IP). Once all data are received, the robot moves to the specified orientation with a low speed. This case avoids any vibrations that could occur during movement, because the robot arm is not perfectly rigid. After the robot reaches the desired orientation, a signal flag that indicates that the robot is stationary is sent to MATLAB, and the new acquisition of the sensor data can commence.

Similar to the simulation, multiple measurements/calibrations are performed with the same IMU to evaluate the calibration method by comparing measured sensor parameters of the sensor. A fixed number of iterations (400) are used for each measurement. This number is determined from the parameter criterion function during simulation.

III. RESULTS

A. Simulation

Evaluation of the method is done by running 100 simulations. Predefined parameters of the sensors are listed in Table I, first column, whereas the second column presents the mean values of calculated parameters within all simulations, the third and fourth columns present the minimum and maximum values of parameters that occurred during evaluation, the fifth column presents the median value, and the sixth column presents the standard deviation. The results presented in Table I are measured with 400 iterations.

TABLE II

SIMULATION RESULTS OF ESTIMATING ANGLES IN COORDINATE SYSTEMS O_e AND O_{R6} WITH THE PROPOSED CALIBRATION METHOD USING 400 ITERATIONS. THE FIRST COLUMN PRESENTS THE PREDEFINED VALUES, THE SECOND COLUMN PRESENTS THE CALCULATED MEAN VALUES, THE THIRD AND FOURTH COLUMNS PRESENT THE MINIMUM AND MAXIMUM VALUES, THE FIFTH COLUMN PRESENTS THE MEDIAN VALUES, AND THE SIXTH COLUMN PRESENTS THE STANDARD DEVIATION

	true	mean	min	max	median	σ
φ_x [rad]	0	0.0089	0.0139	0.0008	0.0093	0.0036
φ_z [rad]	0	0.0006	0.0074	-0.0021	0.0005	0.0022
ϕ_x [rad]	-1.5708	-1.5706	-1.5697	-1.5714	-1.5707	0.0002
ϕ_z [rad]	1.5708	1.5706	1.5714	1.5698	1.5706	0.0004

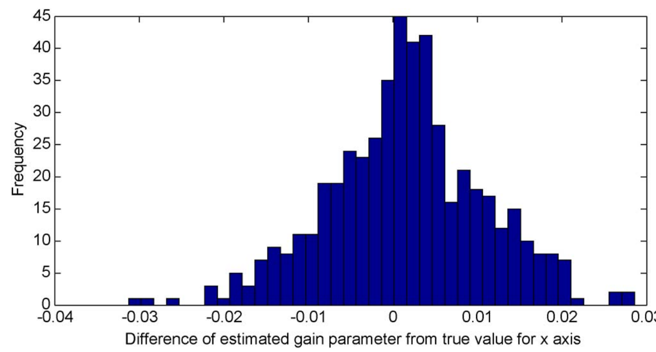


Fig. 6. Histogram of the difference of estimated gain from the known true gain value for the x-axis.

TABLE III

STANDARD DEVIATIONS FOR GAIN, MISALIGNMENT, AND BIAS PARAMETERS USING 500 SIMULATION RUNS. VALUES ARE CALCULATED USING THE DIFFERENCE BETWEEN THE ESTIMATED AND KNOWN TRUE VALUES, WHICH ARE RANDOMLY CHANGED BETWEEN DIFFERENT SIMULATION RUNS

		σ
	x	0.0096
gain	y	0.0082
	z	0.0042
	x	0.0136
angle	y	0.0098
[rad]	z	0.0112
	x	0.0022
bias	y	0.0039
[g]	z	0.0039

Similar to Table I, Table II presents the estimated values of angles in coordinate systems O_e and system O_{R6}. The first column presents predefined values of angles, the second column presents mean values, the third and fourth columns present minimum and maximum values, the fifth column presents the median, and the sixth column presents the standard deviation.

Standard deviations of parameter estimations are determined by 500 simulation runs, and the values of predefined parameters are randomly changed for each simulation. The gain parameters are in the range from 0.9000 to 1.1000, the misalignment parameters are in the range from 1.4708 to 1.6708, and the bias parameters are in the range from -0.1500 to 0.1500. The data obtained are used for the calculation of the standard deviation of parameters for each axis. The differences between the estimated gain from the known true gain value for the x-axis are presented in the histogram in Fig. 6. Standard deviations of parameters gain, misalignment, and bias are presented in Table III.

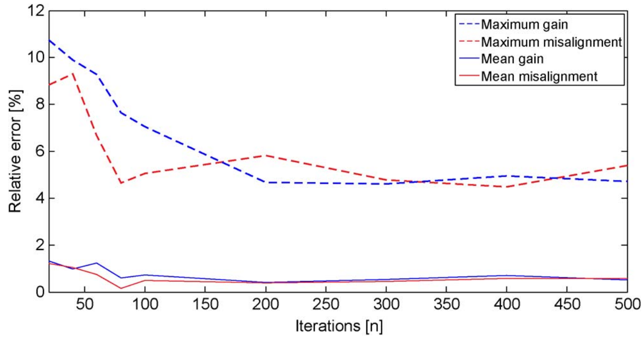


Fig. 7. Mean and maximum errors of gain and misalignment parameter estimations using the proposed calibration method. Dashed lines present maximum errors that occurred during simulations, and solid lines present mean relative errors.

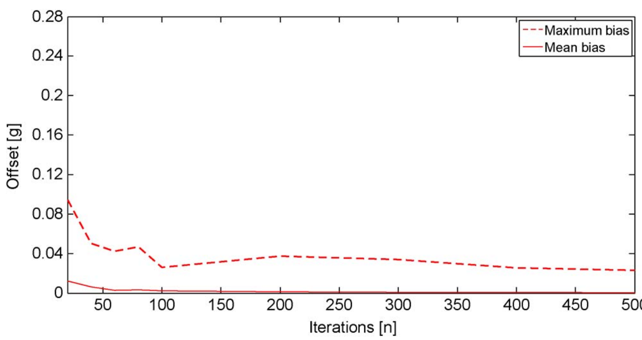


Fig. 8. Mean and maximum bias offsets using the proposed calibration method. The dashed line presents the maximum error that occurred during simulations, and the solid line presents the mean relative error.

To present an overview of how the number of measurements or iterations influences the accuracy of the parameter estimation, a new series of simulations is run with a variable number of iterations within the range of 20–500 iterations. Fig. 7 presents the mean and maximum relative error of gain and misalignment parameters as solid and dashed lines. The error is calculated by running 100 simulations for each selected number of iterations. The bias, misalignment, and gain parameters are calculated for each axis, and the success of the calibration is determined by the worst parameter estimated. Thus, only the maximum relative error that occurred on any of three axes during a single simulation run is used for the calculation of a mean relative error of 100 simulation runs. The maximum relative errors that occurred during simulation runs at different numbers of iterations are also presented in Fig. 7, dashed lines.

Because the preset bias parameters are near zero, Fig. 8, solid line, presents the mean offsets between the calculated and preset values during 100 simulations at different numbers of iterations. Values are calculated using the maximum offset that occurred on any of three axes during simulation runs. Similar to the previous figure, the maximum values that occurred during simulation runs are also presented as a dashed line.

Further evaluation of the CEMS calibration method is done compared with the commonly used least mean squares method, which is an offline method that requires a different approach. Because this method cannot set the orientation of the sensor, a random movement is generated. For better comparison, the number of movements is equal to the number of iterations in our proposed calibration method. The maximum number of offline (more than 5000) iterations is used to calculate the values of parameters. For each number of movements, 100 offline iterations are run. The same method for the calculation of the mean parameter estimation error is used. The mean parameter estimation errors and the maximum relative errors that occurred during simulation runs at different numbers of iterations are presented in Fig. 9, dashed and solid lines. The mean and maximum bias offsets at different numbers of iterations are presented in Fig. 10.

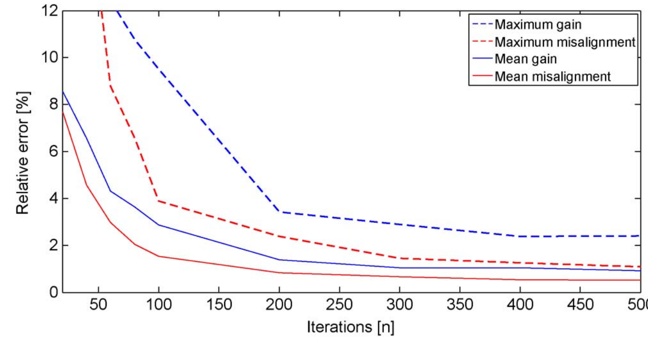


Fig. 9. Mean and maximum gain and misalignment errors using the least mean squares method. Dashed lines present maximum errors that occurred during simulations, and solid lines present mean relative errors.

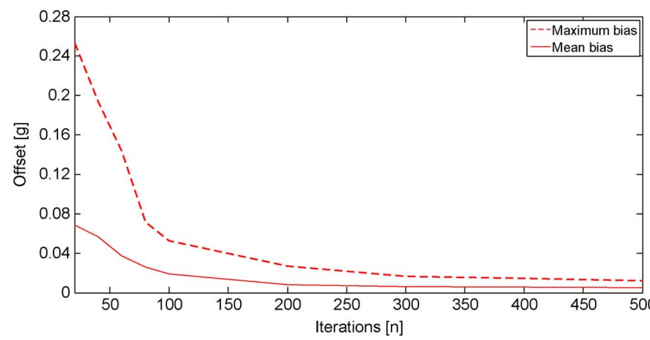


Fig. 10. Mean and maximum bias offsets using the least mean squares method. The dashed line presents the maximum error that occurred during simulations, and the solid line presents the mean relative error.

TABLE IV
ESTIMATED PARAMETERS OF THE REAL IMU USING FIVE DIFFERENT MEASUREMENTS WITH 400 ITERATIONS

N		1.	2.	3.	4.	5.
gain	x	0,9715	0,9704	0,9710	0,9698	0,9700
	y	0,9888	0,9895	0,9889	0,9889	0,9888
	z	1,0248	1,0229	1,0193	1,0190	1,0212
angle [rad]	x	1,5409	1,5407	1,5404	1,5406	1,5398
	y	1,5715	1,5713	1,5714	1,5713	1,5722
	z	1,5855	1,5869	1,5881	1,5859	1,5878
bias [g]	x	-0,0272	-0,0287	-0,0277	-0,0295	-0,0284
	y	-0,0092	-0,0103	-0,0109	-0,0091	-0,0100
	z	0,0050	0,0045	0,0020	0,0011	0,0030

B. Real IMU

Measurements of a real IMU are performed using a robotic arm. Because precise parameters of a real sensor are unknown, Table IV presents the estimated values. Comparison between five measurements is made, each with 400 iterations.

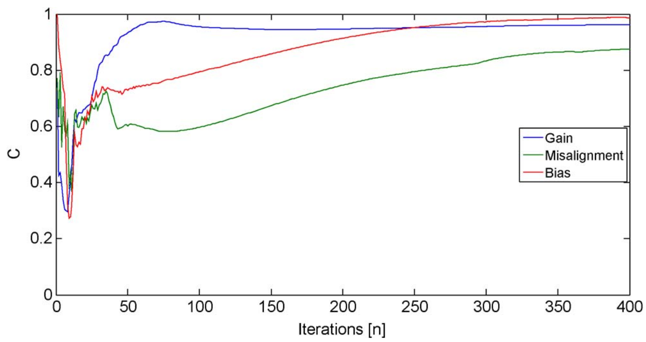


Fig. 11. Criterion functions of gain, misalignment, and bias parameters during 400 iterations.

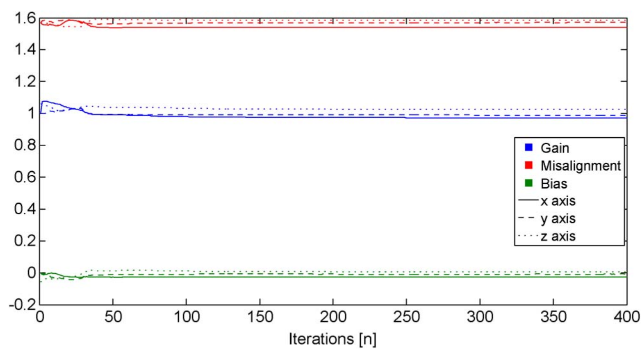


Fig. 12. Values of parameters during 400 iterations. The upper part presents values of misalignment parameters, the middle part presents the values of gain parameters, and the lower part presents the values of bias parameters.

Fig. 11 presents the criterion functions of bias, misalignment, and gain parameter estimations during calibration. The values shown in the figure are calculated from the measurement of a real IMU during 400 iterations.

Similar to the Fig. 11, the estimation of the parameter values is observed and presented in Fig. 12 during 400 iterations for the real IMU calibration. In this figure, the upper part of the plot presents values of misalignment parameters for each sensor axis, the middle part presents the values for gain parameters, and the lower part presents the values for the bias parameters for each sensor axis. The x-, y-, and z-axes are marked with solid, dashed, and dotted lines, respectively.

IV. Discussion

According to the results presented in Table I, the CEMS calibration method can estimate parameters with a mean relative error of 0.5% when 400 iterations are performed. However, according to Table III, the maximum standard deviation for gain parameter estimation is 0.0096. Because the gain is in a range of value 1, the relative error of determining the gain parameter is less than 1%. Focusing on the real accelerometer, the gain parameter is within $\pm 10\%$ of the true value according to the manufacturer's specification. The accuracy of the estimated gain parameter is therefore within the acceptable range, because it is much higher than the gain accuracy of the uncalibrated accelerometer. Deviation from the ideal value (zero) in the bias parameter can be within the range of ± 0.02 g according to the manufacturer's specification. The mean deviation of the bias calculated with the proposed calibration method according to Table I is in the range of 0.0015 g, whereas according to Table III, the standard deviation can be up to 0.0039 g and is in the acceptable range. A comparison between the estimated and real misalignment values cannot be made, because the manufacturer does not provide this information. However, the misalignment mean relative error is also lower than 0.5%, and the standard deviation is up to 0.0136 rad. The minimum and maximum values noted in Table I, which occurred during 100 different simulation runs, are used to calculate the maximum gain and misalignment relative error, which is 4.5%, and for the calculation of the maximum bias offset, which is 0.02 g.

The estimation of angle parameters for coordinate system O_{R6} have, according to Table II, a mean error of less than 0.02%, and the difference between the minimum and maximum values does not exceed more than 0.0020 rad. The estimation of angle parameters for coordinate system O_b have slightly higher error when taking into account the difference between the minimum and maximum values, which is up to 0.0140 rad (see Table II). The rotational matrix $\mathbf{R}_6$ is, in simulation, determined as absolutely accurate; however, when the calibration method is used on a real robot, the accuracy of this matrix depends on the robotic arm accuracy, which can be determined from robot specifications.

Fig. 7 presents the influence of varying numbers of iterations on parameter estimation accuracy. As expected, the highest mean relative error (lower than 1.4%) is achieved with the lowest number of iterations (20). However, the maximum relative error that occurred during the calibration is up to 10.7%. The mean offset of the estimated bias is 0.012 g at 20 iterations, as shown in Fig. 8. Similar to Fig. 7, the maximum deviation of the bias is much higher than the mean value, i.e., -0.1 g. When the number of iterations is increased, the gain and misalignment mean relative error and bias mean offset slightly decrease, whereas the decreases of the maximum relative error and maximum offset are much more notable. The misalignment and gain maximum relative errors decrease to 5% and 7%, respectively, whereas the maximum bias offset decreases to 0.04 g. Further increase of the iteration number does not significantly decrease the mean and maximum relative error or mean and maximum bias offset. There is a convergence of 0.57% for the mean relative error, 5% for the maximum relative error, 0.0007 g for the mean bias offset, and 0.025 g for the maximum bias offset.

The comparison of our method and the offline least mean squares calibration method in Figs. 7 and 9, as well as in Figs. 8 and 10, clearly shows that our proposed calibration method yields much lower errors at a low number of iterations. The misalignment and gain maximum relative errors are higher than 30%, and the mean relative errors are higher than 7% when using the offline least mean squares method. Similarly, the maximum bias offset is 0.26 g, and the mean offset is lower than 0.08 g, which is close to the maximum bias offset of our calibration method. However, the inaccuracy of parameter estimation is due to the low number of random sensor orientations. These orientations cannot cover the most influential positions where the sensitive axes are aligned with the gravitational field in both directions. Increasing the number of random movements up to 100 greatly reduces the mean and maximum relative errors and offsets. Nonetheless, at 100 iterations, the errors of the offline least mean squares calibration method are still significantly higher than in our proposed calibration method (except for the misalignment maximum relative error, which is lower by 1%). Increasing the number of different orientations makes the maximum relative errors converge to 2.4% and 1.1%, whereas the maximum offset converges to 0.01 g. The gain and misalignment mean relative error also decrease by 0.9% and 0.5%, respectively, whereas the mean bias offset is decreased to 0.005 g.

Our proposed calibration method, thus, has an advantage in parameter estimation when less than 100 iterations are used, because the mean and maximum errors are significantly lower than the errors calculated by the offline calibration method with random orientations. Fig. 11 clearly shows that criterion functions for all three parameters begin to converge to 1 after 50 iterations, which means that the errors are close to their minimum. In Fig. 12, the parameter values similarly settle after 50 iterations, and only slight adjustments are made in further iterations. Because the optimal sensor orientations are determined by the calibration method, there is no need to manually find and move the sensor to appropriate orientations, thus automating and shortening the time of calibration.

However, the disadvantage of this method is that it uses relatively expensive equipment for sensor manipulation. Better accuracy can be achieved with offline calibration methods when a large number of sensor orientations or carefully predefined sensor orientations are used. A combination of both methods could therefore result in better accuracy of parameter estimation. However, this approach would extend the total calibration time, creating a disadvantage compared to our online calibration method, where the parameter estimation is complete immediately after the final iteration.

The CEMS calibration method, in the future, can also be applied to three-axial magnetometer calibration. Because the manipulation of the magnetic sensor is not ideal due to magnetic-field disturbances around the robotic arm, a modified method that involves a three-axial magnetic coil can be used. In this case, the direction of the magnetic field would also be determined by the calibration method. Because there would be no need for physically moving the sensor and the change in the magnetic field can instantly be done, this approach could represent a very fast method of magnetometer calibration.

V. Conclusion

This paper has presented an online automatic calibration method for a three-axial accelerometer. A robotic arm is used to rapidly place the sensor in a number of different orientations, and the UKF estimates the three main accelerometer parameters (gain, misalignment, and bias) in each orientation. These orientations are automatically calculated during calibration using the parameter covariance matrix to represent the optimal orientations for parameter estimation.

Several simulations were performed to evaluate the CEMS calibration method. Its success was measured by observing parameter estimation accuracy as a function of the number of iterations. High accuracy was achieved after a relatively low number of iterations compared to an offline calibration method with randomly generated sensor orientations. The proposed calibration method was then applied to a real accelerometer, where a parameter estimation relative error of less than 0.3% was achieved. Although other offline methods could potentially achieve higher accuracies, our approach represents a promising method that can automatically determine appropriate sensor orientations for calibration and thus rapidly produce accurate sensor parameters online, without the need for operator involvement.

Acknowledgment

The authors would like to thank D. Novak for the complete overview of this paper and for the grammatical corrections.

References

[1] G. Grenon, P. An, S. Smith, and A. Healey, "Enhancement of the inertial navigation system for the Morpheus autonomous underwater vehicles," *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 26, no. 4, pp. 548–560, Oct. 2001.

[2] C. Tan and S. Park, "Design of accelerometer-based inertial navigation systems," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 54, no. 6, pp. 2520–2530, Dec. 2005.

[3] E. Bachmann, I. Duman, U. Usta, R. McGhee, X. Yun, and M. Zyda, "Orientation tracking for humans and robots using inertial sensors," in *Proc. IEEE Int. Symp. CIRA*, 1999, pp. 187–194.

[4] M. Mathie, B. Celler, N. Lovell, and A. Coster, "Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 42, no. 5, pp. 679–687, Sep. 2004.

[5] M. Mihelj, "Inverse kinematics of human arm based on multisensor data integration," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 47, no. 2, pp. 139–153, Oct. 2006.

[6] R. Mayagoitia, A. Nene, and P. Veltink, "Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: An inexpensive alternative to optical motion analysis systems," *J. Biomech.*, vol. 35, no. 4, pp. 537–542, Apr. 2002.

[7] S. Won and F. Golnaraghi, "A triaxial accelerometer calibration method using a mathematical model," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 59, no. 8, pp. 2144–2153, Aug. 2010.

[8] F. Camps, S. Harasse, and A. Monin, "Numerical calibration for three-axis accelerometers and magnetometers," in *Proc. IEEE EIT Conf.*, 2009, pp. 217–221.

[9] J. Wang, Y. Liu, and W. Fan, "Design and calibration of a smart inertial measurement unit for autonomous helicopters using MEMS sensors," in *Proc. IEEE Int. Conf. Mechatron. Autom.*, 2006, pp. 956–961.

[10] R. Zhu and Z. Zhou, "Calibration of three-dimensional integrated sensors for improved system accuracy," *Sens. Actuators A: Phys.*, vol. 127, no. 2, pp. 340–344, Mar. 2006.

[11] A. Kim and M. Golnaraghi, "Initial calibration of an inertial measurement unit using an optical position tracking system," in *Proc. IEEE PLANS*, 2004, pp. 96–101.

[12] E. Renk, M. Rizzo, W. Collins, F. Lee, and D. Bernstein, "Calibrating a triaxial accelerometer-magnetometer-using robotic actuation for sensor reorientation during data collection," *IEEE Control Syst. Mag.*, vol. 25, no. 6, pp. 86–95, Dec. 2005.

[13] P. Batista, C. Silvestre, P. Oliveira, and B. Cardeira, "Accelerometer calibration and dynamic bias and gravity estimation: Analysis, design, and experimental evaluation," *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 19, no. 5, pp. 1128–1137, Sep. 2011.

[14] H. Kuga, R. da Fonseca Lopes, and W. Einwoegerer, "Experimental static calibration of an IMU (inertial measurement unit) based on MEMS," in *Proc. XIX COBEM*, Brasília, DF, Brazil, 2007.

[15] D. Jurman, M. Jankovec, and R. Kamnik, "Calibration and data fusion solution for the miniature attitude and heading reference system," *Sens. Actuators A: Phys.*, vol. 138, no. 2, pp. 411–420, Aug. 2007.

[16] R. Van Der Merwe, "Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models," Ph.D. dissertation, Oregon Health Sci. Univ., Portland, OR, 2004.

[17] J. Ambadan and Y. Tang, “Sigma-point Kalman filter data assimilation methods for strongly nonlinear systems,” *J. Atmos. Sci.*, vol. 66, no. 2, pp. 261–285, Feb. 2009.
[18] M. VanDyke, J. Schwartz, and C. Hall, Unscented Kalman Filtering for Spacecraft Attitude State and Parameter Estimation, Blacksburg, VA2004.
[19] S. Bonnet, C. Bassompierre, C. Godin, S. Lesecq, and A. Barraud, “Calibration methods for inertial and magnetic sensors,” *Sens. Actuators A: Phys.*, vol. 156, no. 2, pp. 302–311, 2009.
[20] C. Bishop and S. S. en Ligne, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer, 2006.

Tadej Beravs received the B.S. degree from the University of Ljubljana, Ljubljana, Slovenia, in 2010. He is currently working toward the Ph.D. degree in the Laboratory of Robotics, Department of Measurement and Robotics, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana.

He is also a Junior Researcher with the Laboratory for Robotics, Department of Measurement and Robotics, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana. His research interests include calibration methods and development of inertial measurement units.

Janez Podobnik received the B.S. degree in electrical engineering and the Ph.D. degree from the University of Ljubljana, Ljubljana, Slovenia, in 2004 and 2009, respectively.

He is currently a Researcher and Teaching Assistant with the University of Ljubljana. His research interests include haptic interfaces, real-time control of robots for virtual-reality-supported rehabilitation, and sensory fusion techniques.

Marko Munih (M’88) received the Ph.D. degree in electrical engineering from the University of Ljubljana, Ljubljana, Slovenia.

From 2004 to 2006, he was the Head of the Department of Measurement and Robotics, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, where he is currently a Full Professor and the Head of the Laboratory of Robotics. He was a Principal Investigator for eight European Union (EU) projects. His early research interests were focused on the functional electrical stimulation of paraplegic lower extremities with surface electrode systems, including measurements, control, biomechanics, and electrical circuits. In the last 15 years, his research focus was on robot contact with environment, as well as the construction and use of haptic interfaces in the industry and rehabilitation engineering, in combination with VR. In the industry, his research interests include specific robot applications in construction and robots for deburring and measurement tasks, covering laser technology for the measurement of distance and deviation.

Dr. Munih is the recipient of the Zois Award from the Slovene Ministry of Science, Education and Sport in 2002 for his outstanding scientific contributions and the Vidmar Award for Best Professor from the Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, in 2011. He is a corecipient of the 2010 EUROP/EURON Robotics Technology Transfer Award, Third Prize.

Dodatek: IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Accepted 2013

Magnetometer Calibration Using Kalman Filter Covariance Matrix for Online Estimation of Magnetic Field Orientation

Tadej Beravs, Samo Beguš, Janez Podobnik, and Marko Munih, *Member, IEEE*

***Abstract*— The inertial/magnetic measurement units are an affordable instrument for the determination of orientation. The sensors embedded in the system are affected by nonidealities that can be greatly compensated by proper calibration, by determining sensor parameters, such as bias, misalignment, and sensitivity/gain. This paper presents an online calibration method for a three-axial magnetometer using a 3-D Helmholtz coil. The magnetometer is exposed to different directions of the magnetic field created by the 3-D coil. The parameters are estimated by using an unscented Kalman filter. The directions are calculated online by using a sensor parameter covariance matrix. The method evaluation is achieved by first running numerous simulations, followed by experiments using a real magnetometer, finally resulting in better accuracy of parameter estimation with a low number of measurement iterations compared with the method where magnetic field directions are determined manually.**

***Index Terms*— Magnetometer calibration, orientation determination, sensor parameter estimation, unscented Kalman filtering (UKF).**

I. INTRODUCTION

THE applicability of inertial/magnetic measurement units is increasing, as they represent an inexpensive and lightweight instrument for orientation estimation compared with more sophisticated optical measurement systems [1]. Inertial/magnetic measurement systems can be found in navigation systems [2], robotics [3], and in applications for estimating human body kinematics [4]. In general, the inertial measurement unit system consists of a gyroscope, accelerometer, and in some cases also a magnetometer, and can deliver good dynamics specifications with a relatively low investment. However, the implementation of an inexpensive sensor results in numerous disadvantages, such as sensor misalignment, large offsets, nonlinearity, drift, and random noise.

In general, the estimation of orientation is derived from the gyroscope during dynamic movements and the correction of orientation is derived from the accelerometer and magnetometer while the sensor is stationary using different mathematical algorithms [5]. It is therefore important that the outputs from the accelerometer and magnetometer are accurate, which can be achieved by correct sensor calibration.

Both the accelerometer and magnetometer can be calibrated using the same calibration methods since the basic principles of the sensors are the same. However, the accelerometer has an advantage since the magnitude and orientation of the gravitational field is constant regardless of the position of the sensor. The only condition that must be met during calibration is that the sensor must be stationary during the measurement. The homogeneity of the magnetic field, especially inside buildings, where electromagnetic noise is unavoidable, is hard to achieve. Large ferromagnetic materials inside the floors and walls, and moving metal objects, such as elevators, contradict the assumption that the magnetic field has a constant orientation and amplitude. However, if the indoor magnetic field stays constant it can be used for the calibration, even with the presence of magnetic perturbations.

These disadvantages are generally addressed by using a sensor calibration method. The calibration can be done by using different mathematical approaches that estimates parameters either offline or online. A comprehensive list of offline calibration methods can be found in [6]. The numerical calibration method for estimating sensor parameters requires several different sensor orientations set manually as described in [7]. The parameters are determined by using the Levenberg–Marquardt algorithm. A similar algorithm is used in [8], where the parameters are determined by using Newton iterative arithmetic. A procedure for estimating sensor parameters using the least-mean square method is presented in [9], where a large set of measurements is required. To obtain a large set of measurements, different types of equipment can be used to perform the calibration. This can be done by either moving the sensor in a constant magnetic field or by keeping the sensor in fixed orientation or changing the direction of magnetic field. A method that use a sophisticated equipment is described in [10], where the magnetometer is placed in different orientations using a custom-designed platform equipped with sensors, which measure the orientation of the platform. A method where a robot arm is used to position the sensor to a known predefined orientation is presented in [11], where the parameters of the sensor are again determined using the least-mean square method. In [12], a precise setup of a 3-D Helmholtz coil is used for calibration. However, since several of the factors that contribute to sensor errors are time-varying (e.g., temperature), initial offline calibration cannot completely negate their effects. Thus, an online cal-

Manuscript received May 27, 2013; revised September 27, 2013; accepted November 17, 2013. The Associate Editor coordinating the review process was Dr. Salvatore Baglio. This work was funded by the European Union Collaborative Project CareToy grant FP7-ICT-287932, the European Union Collaborative Project CYBERLEGs grant FP7-ICT-287894 and additionally supported by the Slovenian Research Agency (ARRS).

T. Beravs, J. Podobnik and M. Munih are with the Laboratory of Robotics, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, Ljubljana 1000, Slovenia (e-mail: tadej.beravs@robo.fe.uni-lj.si).

S. Begus is with the Laboratory of Metrology and Quality, Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana, Ljubljana 1000, Slovenia.

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at http://ieeexplore.ieee.org.

Digital Object Identifier 10.1109/TIM.2014.2302240

ibration procedure could potentially achieve higher accuracy. Online approaches have already been demonstrated in [13] and [14], but the different sensor orientations needed for the calibration must be predefined in both cases. These methods require a manual determination of the appropriate orientations of the sensor where a misalignment of the sensor can result in a lower accuracy of the sensor parameters, or a large number of random orientations must be acquired to accomplish an accurate calibration resulting in a time-consuming task.

This paper presents an automatic calibration method of the magnetometer, where the parameters and orientations of the magnetic field are estimated by an unscented Kalman filter (UKF). A 3-D Helmholtz coil is used to create a magnetic field in the estimated orientation. The method is used to determine three parameters of gain, misalignment, and bias together with the alignment angles of the coil (since the reference magnetometer and sensor board are not perfectly aligned). The proposed method repeatedly uses the covariance matrix decomposition for the estimation of the maximal sensitivity axis to assess the next best orientation of the magnetic field that the sensor should be exposed to for optimal parameter estimation, taking into account maximal sensitivity. This results in a fast method convergence. The sensor is thus exposed to a small number of automatically determined orientations of the magnetic field, eliminating the need for a large number of predefined orientations, which leads to a faster calibration procedure.

This paper is organized as follows. The hardware setup of the calibration system and the corresponding mathematical model of the sensor system in conjunction with the 3-D Helmholtz coil is described in the first part of Section II. Parameter estimation based on the UKF is described together with the method for determining the magnetic field orientation using singular value decomposition (SVD) in the second part of Section II. The simulation and measurement procedures are described at the end of the section. The simulation and measurement results are presented in Section III, and a detailed discussion is given in Section IV. Section V summarizes the proposed calibration method and the contributions of this paper.

II. Method

A. Hardware Design

The 3-D magnetometer that is subject of the calibration is part of a wireless battery-powered inertial measurement system also consisting of a 3-D accelerometer and a 3-D gyroscope [15]. Data acquisition from all three sensors is carried out with a frequency of 100 Hz, and the data are sent wirelessly to a personal computer. Since the ferromagnetic materials embedded in the battery interfere with the magnetic field, the battery must be placed away from the sensor during the calibration.

The wireless inertial measurement system is placed on a plastic platform in the center of a 3-D Helmholtz coil as shown in Fig. 1. The 3-D Helmholtz coil consists of three perpendicular placed pairs of coils [16]. The coils are current driven and can be used in conjunction with an analog or digital

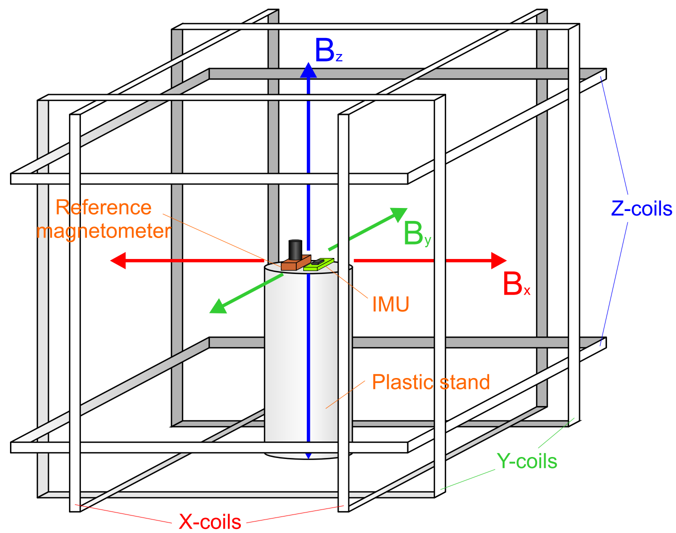


Fig. 1. Illustration shows the 3-D Helmholtz coil. The axes B_x, B_y, and B_z represent the components of the magnetic field generated by each coil pair. Inside the center of the coil is a plastic stand on which the reference and calibrated magnetometer are placed.

controller. By controlling the current that runs through the coils, we can generate a magnetic field in any direction in the center of the 3-D coil as shown in (1). The maximal amplitude of the magnetic field in any direction is 0.1 mT

$$\mathbf{B} = B_x \cdot \mathbf{i} + B_y \cdot \mathbf{j} + B_z \cdot \mathbf{k} = \mathbf{B}_x + \mathbf{B}_y + \mathbf{B}_z. \quad (1)$$

With the appropriate analog controller, the coil is able to compensate the magnetic field for the earth as well as 50-Hz electromagnetic interferences and other magnetic disturbances. For control purposes, the reference 3-D magnetometer is also placed in the center of the coil. Since the desired direction of the magnetic field is computer calculated, the coils need to be computer driven. Thus, the digital controller is implemented in such a way that it is able to compensate for the magnetic field of the earth and other slowly changing magnetic disturbances. However, due to the slower refresh rate of the digital controller, the 3-D Helmholtz coil is not able to compensate for 50-Hz electromagnetic interferences.

B. Kinematic Model of the Sensor

A basic mathematical model of a three-axis magnetometer that includes gain, misalignment, and bias parameters can be described as

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{u} + \mathbf{b} + N \quad (2)$$

where vector $\mathbf{y}$ represents the output of the sensor in x, y, and z axes direction, matrix $\mathbf{s} = \mathrm{diag}([\, s_x \; s_y \; s_z \,])$ denotes the scaling factor of the each axis, matrix $\mathbf{T}$ is described as

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \cos\alpha & 1 & 0 \\ \cos\beta & \cos\gamma & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

where $\alpha, \beta,$ and γ represent misalignment angles, vector $\mathbf{b} = [b_x \; b_y \; b_z]^{\mathrm{T}}$ denotes the bias, N represents the noise, and vector $\mathbf{u} = [u_x \ u_y \ u_z]^{\mathrm{T}}$ denotes the magnetic field projection on the sensor axes [17].

The 3-D Helmholtz magnetic coil with the appropriate control system is capable of compensating for outer magnetic field and produces a magnetic field in an arbitrary direction. The reference magnetometer that is used to control the coil is placed on the same plane as the magnetometer to be calibrated; however, due to the casing of the magnetometer, misalignment can occur. A transformation matrix between the orientation of the reference magnetic field and the orientation of the magnetometer to be calibrated must therefore be considered. The transformation matrix can be described as

$$\mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}} = \mathrm{Rot}Z(\varphi_z) \cdot \mathrm{Rot}X(\varphi_x) \tag{4}$$

where φ_x and φ_z denote the rotation angles around the x and z axes in the coordinate system of the reference magnetometer. The functions Rot$Z$ and Rot$X$ are determined as follows:

$$\mathrm{Rot}X = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi_x & -\sin\varphi_x \\ 0 & \sin\varphi_x & \cos\varphi_x \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\mathrm{Rot}Z = \begin{bmatrix} \cos\varphi_z & -\sin\varphi_z & 0 \\ \sin\varphi_z & \cos\varphi_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{6}$$

With both orientational matrices known, a transformation between the reference magnetic field and the real projection of the magnetic field on the sensor $\mathbf{u}$ can be calculated by

$$\mathbf{u} = \mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}} \cdot \mathbf{B}. \tag{7}$$

With the transformation matrix specified, the output $\mathbf{y}$ of the magnetometer can be described as

$$\mathbf{y} = \mathbf{s} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{R}_{\mathrm{r\_m}}^{-1} \cdot \mathbf{B} + \mathbf{b} + N. \tag{8}$$

C. Magnetometer Parameter Estimation

The UKF is an extension of the traditional Kalman filter for the estimation of nonlinear systems that attempts to remove some of the shortcomings of the extended Kalman filter in the estimation of nonlinear systems [18]–[20]. The UKF uses deterministic sampling to approximate the state distribution. The unscented transformation uses a set of samples, or sigma points that are determined from the *a priori* mean and covariance of the state. The sigma points are then propagated through the nonlinear system. The posterior mean and covariance are then calculated from the propagated sigma points. The parameter estimation equations for the UKF are similar to those for state estimation. This section expounds upon the differences. A detailed description of parameter estimation using the UKF filter for a similar mathematical model is presented in [21].

The filter is initialized with the initial mean and covariance of the parameters

$$\hat{\mathbf{w}}(t_0) = E\{\mathbf{w}\} \tag{9}$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{w}}_0} = E\left\{(\mathbf{w}(t_0) - \hat{\mathbf{w}}_0)(\mathbf{w}(t_0) - \hat{\mathbf{w}}_0)^{\mathrm{T}}\right\} \tag{10}$$

where $E\{\}$ is the expectation operator, $(\mathbf{w} - \hat{\mathbf{w}}_0)$ is the estimation error of initial value, $\mathbf{w}$ is the unknown true parameter, and $\hat{\mathbf{w}}_0$ is the estimated initial parameter value. The UKF time-update is given by

$$\hat{\mathbf{w}}_k^- = \hat{\mathbf{w}}_{k-1} \tag{11}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^- = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_{k-1}} + \eta_k \mathbf{R}_{\mathbf{w}_k} \tag{12}$$

where parameter vector $\mathbf{w}_k = [s_x\, s_y\, s_z\, \alpha\, \beta\, \gamma\, b_x\, b_y\, b_z\, \varphi_x\, \varphi_z]$ is updated using previous values, $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$ is the process noise diagonal matrix, and the $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$ is the covariance matrix. Calculation of the covariance matrix $\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-$ is based on recursive least-squares algorithm [18], [22] and is the sum of the covariance matrix from the previous step and $\mathbf{R}_{\mathbf{w}_k}$ matrix, which is annealed toward zero during the estimation of parameters. The decay parameter η_k is $\eta_k = \lambda^k$, where $\lambda \in(0,1]$ is a forgetting factor. The sigma points $\boldsymbol{\chi}_k$ are calculated from the values of the mean and covariance of the parameters

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1} = \left[\hat{\mathbf{w}}_k^- \quad \hat{\mathbf{w}}_k^- + \delta\sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-} \ \hat{\mathbf{w}}_k^- - \delta\sqrt{\hat{\mathbf{P}}_{\mathbf{w}_k}^-}\right] \tag{13}$$

where $\delta = \sqrt{L + \lambda}$ is the proportion of the dispersion of the sigma point from the $\bar{\mathbf{x}}$. The expected measurement values are determined by the vector $\boldsymbol{\mathcal{Y}}$, by using the nonlinear sensor model denoted by $\mathbf{h}$ described earlier by (8)

$$\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{k|k-1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}). \tag{14}$$

The measurement mean, $\hat{\mathbf{d}}_k^-$, and the measurement covariance, $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$, are calculated based on the statistics of the expected measurements

$$\hat{\mathbf{d}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^m \boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} \tag{15}$$

$$\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^c \left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)\left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_{\mathbf{e}_k}. \tag{16}$$

The weights $w_i{}^{(c)}$ and $w_i{}^{(m)}$ are calculated by equations described in [18].

The cross-correlation covariance, $\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}$, is calculated using

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k} = \sum_{i=0}^{2L} w_i{}^c \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{w}}_k^-\right)\left(\boldsymbol{\mathcal{Y}}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right)^{\mathrm{T}}. \tag{17}$$

The Kalman gain matrix is a product of the cross-correlation and the measurement covariances

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{w}_k\mathbf{d}_k}\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}^{-1}. \tag{18}$$

The measurement update equations are as follows:

$$\tilde{\mathbf{w}}_k = \hat{\mathbf{w}}_k^- + \mathbf{K}_k\left(\mathbf{d}_k - \hat{\mathbf{d}}_k^-\right) \tag{19}$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}_k} = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{w}}_k} - \mathbf{K}_k\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}\mathbf{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

where current measurement is denoted as $\mathbf{d}_k$.

D. Determination of Magnetic Field Orientation

During the parameter estimation, the sensor must be subjected to several different orientations of the magnetic field to acquire an appropriate set of measurements for successful parameter estimation. In the proposed calibration algorithm, each subsequent orientation of the magnetic field is chosen in a direction in which maximal sensitivity is achieved for the parameters with the largest variance. This orientation can be determined from the covariance matrix $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$. The variance of parameters is described by the sigma points $\chi_{k|k-1}$, which are then propagated through the measurement model $\mathbf{h}$ (14). The outputs are transformed sigma points $\mathcal{Y}_{k|k-1}$, which capture the variance of parameters transformed from parameter space into cartesian space. This is needed to properly calculate the next orientation of the magnetic field, since it needs to be defined in cartesian space. The SVD algorithm is applied to covariance matrix $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ [6]. Since a covariance $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}$ is a positive semidefinite and symmetric matrix the following decomposition is obtained:

$$\mathrm{SVD}(\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{d}}_k}) = \mathbf{U} \cdot \Sigma \cdot \mathbf{U}^{\mathrm{T}}. \tag{21}$$

The $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1\ \mathbf{u}_2\ \mathbf{u}_3]$ is an orthogonal matrix of singular vectors and matrix Σ is a diagonal matrix of singular values $[\sigma_1\ \sigma_2\ \sigma_3]$. Singular values are associated with the variance. The singular value σ_1 is associated with the highest variance and thus, a unit vector $\mathbf{u}_1$ corresponds to the principle axis with the highest variance of the covariance matrix.

An intuitive interpretation of the proposed SVD approach is given by the principal component analysis (PCA) technique. The PCA uses an orthogonal transformation to transform the original space into a new one where the first axis points in the direction of the maximum variance, and the subsequent axes are ranked according to variance, with the final axis pointing in the direction of the lowest variance [23].

The magnetometer is placed inside the 3-D Helmholtz coil. First, all the magnetometer parameters are set to initial values. The initial direction of the magnetic field is induced by the coil and then in opposite direction. During the measurements, the magnetic field is stationary and homogenous. The magnetometer acquires two measurements (in the initial direction and the opposite direction) and these measurements are used in the UKF algorithm to update the initial values of the parameters with new estimated values. The subsequent direction of the magnetic field vector of the coil for the next instance of measurements for the set of measurements needed for calibration is calculated from the singular vector $\mathbf{u}_1$. This singular vector $\mathbf{u}_1$ corresponds to the principle axis with the highest variance expressed in the coordinate frame of the magnetometer. The algorithm calculates the direction of the magnetic field in the direction of the largest variance of the estimated parameters. Then, the sensor takes measurements of the magnetic field in the calculated direction and also in the opposite direction. Thus, the sensor measures the magnetic field in both directions where the variance of the estimated parameters is highest. Then, after the new set of measurements of the magnetic field has been taken, the parameters are updated. With each new update of the estimated sensor parameters, a new direction of the magnetic field is also computed and applied by the 3-D Helmholtz coil to reduce the variance along the axis with largest uncertainty. The final result is a sequence of magnetic field directions, which subsequently maximize the sensitivity of the parameter with largest variance.

E. Simulation and Measurements

Simulation is used to verify the kinematic model and the proposed procedure, since the true parameters of the real sensor are not known. In the simulation, all sensor parameters are manually predefined in the kinematic model of the magnetic sensor and are later compared with the simulation results. The simulation is built and run in MATLAB. The simulation is organized into three parts. First, the data from the magnetometer are acquired (in simulation, the values are calculated using the initially predefined parameters), then the sensor output is fed into the UKF algorithm. The outputs of the UKF algorithm are estimated parameters and the magnetic field orientation for the next measurement. The last part is the changing of the direction of the magnetic field for the next parameter estimation.

Each simulation has a fixed number of 15 measuring/calibrating iterations. Since the model of the sensor and the UKF algorithm have a fixed noise parameter, different simulation runs produce different sensor outputs and parameter estimates. The scattering of the parameter values around the true predefined value can be used to evaluate the calibration method.

In the same way as for the simulation, multiple calibration runs are performed using a real three-axial magnetometer to evaluate the calibration method by comparing the estimated sensor parameters of the magnetometer between calibration runs. The magnetometer is placed in a 3-D Helmholtz coil that is controlled by a computer running the calibration method.

III. Result

A. Simulation Results

The evaluation is carried out by comparing the errors between the estimated parameters and the predefined parameters using three different calibration approaches. The first approach uses the proposed adaptive calibration method with the determination of magnetic field orientation for optimal parameter estimation. The second approach uses the UKF parameter estimation method with random predefined orientations of the magnetic field. The third approach uses manually chosen predefined orientations of the magnetic field in such a manner that all three sensor axes are sequentially covered with the magnetic field in both directions, including different combinations where all three sensor axes together are excited by the magnetic field. The simulation enables the determination of the parameters' estimation errors. Since the sensor parameters are predefined in the mathematical model that is used in the simulation, the estimated parameters that are the result of the calibration can be compared with the predefined parameters. The errors of parameter estimation are determined by running 100 simulation runs. Each simulation run has different randomly chosen sensor parameters that are used in

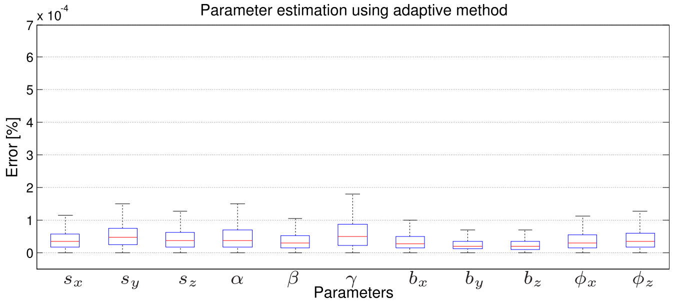


Fig. 2. Scatter of gain, misalignment, bias, and orientation parameters errors using adaptive method calibration. The middle line, the bottom, and the top of the box represent the median, the 25th and the 75th percentiles, respectively. The whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges.

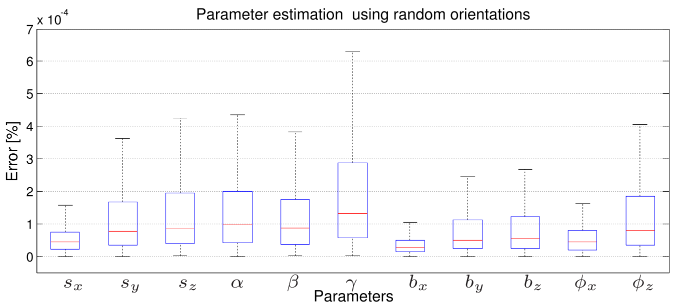


Fig. 3. Scatter of gain, misalignment, bias, and orientation parameters errors using the calibration method with random predefined magnetic field orientations. The middle line, the bottom, and the top of the box represent the median, the 25th, and the 75th percentiles, respectively. The whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges. Outliers that occurred are not represented in this figure.

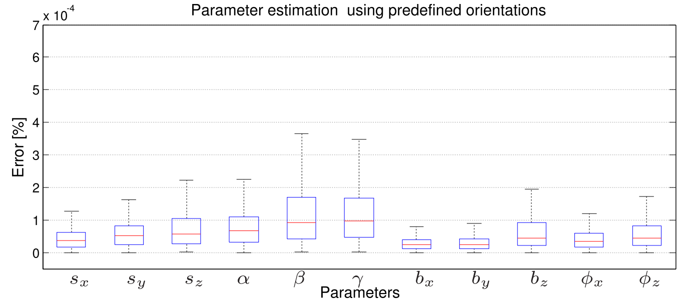


Fig. 4. Scatter of gain, misalignment, bias, and orientation parameters errors using the calibration method with manually predefined magnetic field orientations. The middle line, the bottom, and the top of the box represent the median, the 25th, and the 75th percentiles, respectively. The whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges.

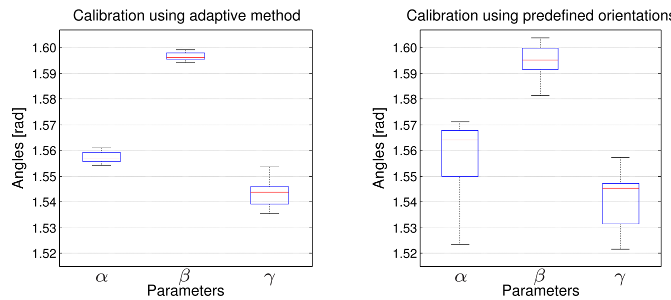


Fig. 5. Left plot presents the dispersion of misalignment parameters using the adaptive calibration method and the right plot presents the dispersion of the misalignment parameters using predefined magnetic field orientations. The dispersion is based on 10 calibration runs. In both plots, the middle line represents the median, and the bottom and the top of the box represent the 25th and 75th percentiles, respectively. The whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges.

the mathematical model of the sensor. The gain parameters are in the range 0.9–1.1, the misalignment parameters are in the range 1.52–1.62 rad, the bias parameters are in the range -6–6 μT, and the orientation parameters are in the range -0.1–0.1 rad. Each simulation run consists of 1000 calibration runs. The calibration outputs are stored and used for statistical analysis.

Fig. 2 shows the distribution of the error difference between preset and estimated parameters for gain, misalignment, bias, and orientation. The data are gathered by simulating the adaptive calibration method, where the orientations of the magnetic field are determined automatically. The middle line of each box represents the median value, the bottom and the top of the box present the 25th and 75th percentiles, and the whiskers represents the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges.

Similarly to the previous figure, Fig. 3 shows the error distribution of the estimated parameters where the data are gathered by simulating the calibration method using random predefined orientations of the magnetic field. Since some combinations of random orientations are not suitable to successfully estimate sensor parameters, higher errors (up to 0.035%) occur. Higher errors are not represented in this figure in order to achieve a better comparison between methods.

The errors of parameters estimation determined by using the simulation of calibration with manually predefined orientations of magnetic field are shown in Fig. 4. The middle line of each box represents the median value, the bottom and the top of the box represent the 25th and 75th percentiles, and the whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges.

B. Real Magnetometer Results

Evaluation of the calibration method is also performed by using the real magnetometer in a 3-D Helmholtz coil with compensation of the outer magnetic field. The coil is set to induce a magnetic field in any direction that the calibration method calculates with an amplitude of 40 μT. Since the actual sensor parameters are unknown, the evaluation can be carried out by comparing the results of ten calibration runs of the same magnetometer using the adaptive calibration method and ten calibration runs with predefined magnetic field orientations. The method with random magnetic field orientations is excluded due to the inaccuracy of the parameters estimation.

Fig. 5 shows the output of misalignment parameter estimation for ten calibrations of the same magnetometer. The left subfigure presents data obtained from the adaptive calibration method, while the right subfigure presents data obtained from the calibration method with manually predefined magnetic field orientations. The middle line of each box represents the median value, the bottom and the top of the box represent the 25th and 75th percentiles, and the whiskers represent the furthermost value in the 1.5 interquartile ranges. The output values of bias and gain parameters obtained by both calibration methods are presented in Table I.

TABLE I

CALIBRATION RESULTS OF ESTIMATING PARAMETERS GAIN AND BIAS USING THE PROPOSED CALIBRATION METHOD AND THE CALIBRATION METHOD WITH PREDEFINED ORIENTATIONS. THE FIRST COLUMN REPRESENTS MINIMUM VALUES, THE SECOND COLUMN REPRESENTS THE 25TH PERCENTILE, THE THIRD COLUMN REPRESENTS MEDIAN VALUES, THE FOURTH REPRESENTS THE 75TH PERCENTILE, AND THE LAST COLUMN REPRESENTS THE MAXIMUM VALUES OF ESTIMATED PARAMETERS

		min	25th	median	75th	max
Calibration with adaptive determined orientations						
gain	x	1.037	1.041	1.044	1.045	1.047
	y	1.032	1.036	1.036	1.038	1.039
	z	0.970	0.973	0.974	0.976	0.977
bias [μT]	x	11.380	11.456	11.800	11.932	12.008
	y	-4.224	-4.272	-4.380	-4.428	-4.552
	z	0.408	0.488	0.544	0.592	0.652
Calibration with manually predefined orientations						
gain	x	1.044	1.046	1.047	1.048	1.051
	y	1.020	1.032	1.037	1.042	1.052
	z	0.967	0.970	0.973	0.973	0.975
bias [μT]	x	11.892	11.792	11.812	11.848	11.868
	y	-3.976	-4.296	-4.440	-4.624	-4.788
	z	0.216	0.400	0.468	0.528	0.708

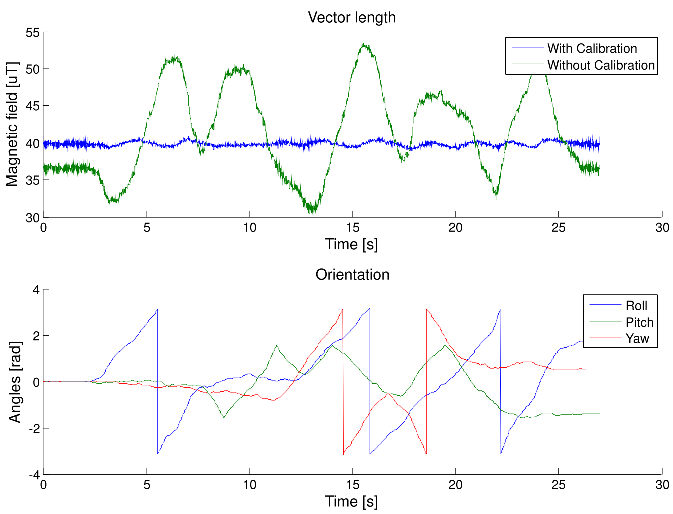


Fig. 6. Upper plot represents measurements of the constant magnetic field during manual rotation of the magnetometer. The green line represents sensor output before calibration and the blue line represents sensor output after calibration. The lower plot represents the orientation of the sensor calculated from the on-board gyroscope.

The estimated parameters of the real magnetometer are further evaluated by observing the magnitude of the magnetic field measured by all three axes of the magnetometer before and after the calibration. The Helmholtz coil is set to create a constant magnetic field of 40 μT in a Z-direction of the coil. The magnetometer is rotated by hand in the center of the coil where the field uniformity is within 1% [24]. The upper part of Fig. 6 shows the output of the magnetometer before and after calibration. The lower part of Fig. 6 shows the orientation of the sensor obtained from the on-board gyroscope. The orientation calculated using the gyroscope was added for illustrative purposes, to show that the unit has been rotated around all axes.

In the next test, the comparison between parameters obtained by the proposed adaptive method and the method with predefined orientations is done with the same conditions as the previous comparison, except that the magnetometer is attached to a plastic cube and placed in six different orientations marked in Fig. 7 while the measurements of the magnetic field are observed using calibration data obtained from both methods. Fig. 7 shows the output of the magnetometer with the blue line representing the output of the magnetometer with parameters obtained with the adaptive calibration method, and the green line representing the output of the magnetometer after calibration with the calibration method with the predefined orientations. Calibration of 40 magnetometers of the same type shows that the range of gain parameters is 0.9–1.1, the range of misalignment parameters is 1.5–1.6 rad, and the range of bias parameters is -16–16 μT.

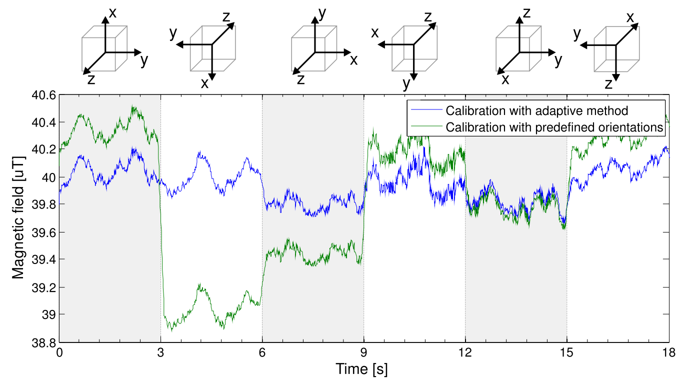


Fig. 7. Lower plot presents measurements of the constant magnetic field while the magnetometer is placed in six different orientations using a cube. The blue line represents the magnetometer output after calibration with the adaptive calibration method and the green line represents the magnetometer output after calibration with the calibration method that uses predefined orientations. The upper figure presents informative orientations of the magnetometer.

IV. DISCUSSION

The comparison of results presented in Figs. 2–4 shows that the calibration method with random predefined orientations (Fig. 3) of the magnetic field generally yields the highest error of the estimation of the magnetometer parameters. Due to the low number of iterations, the random orientations of the magnetic field are not sufficient for successful parameters estimation. In some cases where subsequent orientations do not differ enough from each other, errors can be significantly higher, up to 0.035%. These higher error values are not shown in Fig. 2 to maintain the same scale of the plots for better comparison of the methods. The results also show that the median values of parameter estimation errors of the method using random orientations are higher, compared with the proposed adaptive calibration method.

A smaller difference in median values of what is observed between the adaptive calibration method and the calibration method with predefined orientations is shown in Fig. 4. This can be expected, since the predefined orientations are selected in such a manner that each of the sensor axes is exposed to the magnetic field in both directions, which should lead to enough measurements to accurately estimate the magnetometer parameters. However, the sensor is not always perfectly aligned with the axes of the magnetic coil, which results in a lower effectiveness of parameters estimation. Thus, higher errors can occur in parameters estimation, which can be seen in Fig. 4, especially in the estimation of gain and misalignment parameters. Based on simulation results, it can be concluded that the adaptive calibration method can estimate sensor parameters more accurately, due to the ability to calculate the optimum magnetic field orientations for the given placement of the magnetometer inside the coil and the estimate effect of the nonidealities of the given magnetometer on the output of the sensor. The median values of the parameters errors are the lowest in the proposed adaptive method compared with the other two methods. Furthermore, the maximum parameter errors are, in general, the lowest in the adaptive calibration method.

The simulation results show that both the adaptive method and the method with predefined orientations can deliver satisfactory results. Both methods are therefore tested on a real magnetometer using a 3-D Helmholtz magnetic coil. Fig. 5 shows that dispersion of the estimated misalignment error of a real magnetometer is lower with the adaptive method. The bias and gain parameters presented in Table I also have lower dispersion when using the adaptive method. Results obtained from the real magnetometer correspond to the simulation results with the observation that magnitude of the errors is higher. Considering that the calibration methods are simulated in ideal conditions, the difference in magnitude of errors is expected. The real system consists of a reference magnetometer and a control system that controls the magnetic coils and compensates for the external magnetic field. The main contributor to the errors in real calibration is the dynamically changing external magnetic field that cannot be compensated by the magnetic coil [16].

The results shown in Fig. 7 demonstrate the influence of the parameter estimation dispersion on the magnetometer output. If the sensor parameters were perfectly estimated, the output of sensor in the constant magnetic field would be constant regardless of the sensor orientation.

Fig. 7 shows that the output of the magnetometer varies in the range of 0.2 μT when it is placed in different orientations. This difference is even larger in the case of sensor parameters obtained from the calibration exploiting predefined orientations. In the same figure can be seen the variation of the magnetic field during experimental time, especially in the last sensor orientation, when the output changes from 39.9 to 40.2 μT even though the sensor is stationary, and the coil closed loop control is set to induce a constant magnetic field.

However, the output of the magnetometer is unusable without highly precise calibration (Fig. 6). In this case, the output changes by more than 17 μT, depending on the orientation of the magnetometer. In the same figure, it can be also seen that the output of the calibrated sensor is constant, taking into account that the coil can compensate for the dynamical magnetic disturbances.

The results show an advantage of the proposed adaptive calibration method in parameter estimation. With only 15 iterations, the estimation error using the adaptive calibration method is lower compared with the calibration method with predefined orientations. Since the optimal magnetometer calibration orientations are determined online by the adaptive calibration method, there is no need to manually interfere, set, adjust, or orient the magnetic field to the appropriate value, as this is automatic and shortens the time of calibration. In contrast to the method presented in [25], a large number of samples must be acquired to obtain satisfactory results. Special equipment must also be used to manually determine different sensor orientations and some precautions must be taken to ensure that magnetic field stays constant during calibration. Although calibration method presented in [26] achieves higher accuracy in parameter estimation, it also requires a large number of samples and more processing time. On the other hand, the disadvantage of this method is use of relatively expensive equipment for magnetic field orientation. While the method described in [27] does not require any special equipment or reference information it still requires sufficient number of random sensor orientations that are set manually.

The equipment setup for the proposed method includes the reference magnetometer used in the coil and a controller for controlling the magnetic field produced by the coil. The reference magnetometer must be more accurate and should be calibrated with traceability to the higher standards. The system must also be able to compensate for external magnetic fields together with any dynamic deviations of the magnetic field due to external disruptions.

V. Conclusion

This paper presents an online adaptive calibration method for a three-axial magnetometer. A 3-D Helmholtz coil is used to create a number of different orientations of the magnetic field inside the coil. A UKF estimates three main magnetometer parameters (gain, misalignment, and bias) in an online algorithm during the calibration. The subsequent orientations of the magnetic field to which the calibrated magnetometer are exposed and are automatically calculated during the calibration procedure, using the output covariance to estimate the next optimal orientation of the magnetic field for parameter estimation.

An evaluation of the proposed adaptive method was performed using simulation and real measurements in the 3-D Helmholtz coil. High accuracy was achieved and demonstrated after a low number of 15 iterations. The results from the adaptive approach were compared with the results obtained with the calibration method where magnetic field orientations were predefined. Although the offline calibration method with a higher number of iterations could achieve higher accuracies, this paper represents a method that can automatically determine appropriate magnetic field orientations for calibration and thus rapidly produce sufficiently accurate sensor parameters using a low number of iterations.

References

[1] R. Mayagoitia, A. Nene, and P. Veltink, “Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: An inexpensive alternative to optical motion analysis systems,” *J. Biomech.*, vol. 35, no. 4, pp. 537–542, 2002.

[2] J. Včelàk, P. Ripka, J. Kubik, A. Platil, and P. Kašpar, “AMR navigation systems and methods of their calibration,” *Sens. Actuators A, Phys.*, vol. 123, pp. 122–128, Nov. 2005.

[3] E. Bachmann, I. Duman, U. Usta, R. McGhee, X. Yun, and M. Zyda, "Orientation tracking for humans and robots using inertial sensors," in *Proc. IEEE Int. Symp. CIRA*, Nov. 1999, pp. 187–194.

[4] M. Mihelj, "Inverse kinematics of human arm based on multisensor data integration," *J. Intell. Robot. Syst.*, vol. 47, no. 2, pp. 139–153, 2006.

[5] Z.-Q. Zhang, X.-L. Meng, and J.-K. Wu, "Quaternion-based Kalman filter with vector selection for accurate orientation tracking," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, no. 10, pp. 2817–2824, Oct. 2012.

[6] S. Bonnet, C. Bassompierre, C. Godin, S. Lesecq, and A. Barraud, "Calibration methods for inertial and magnetic sensors," *Sens. Actuators A, Phys.*, vol. 156, no. 2, pp. 302–311, 2009.

[7] F. Camps, S. Harasse, and A. Monin, "Numerical calibration for 3-axis accelerometers and magnetometers," in *Proc. IEEE Int. Conf. Electro/Inf. Technol.*, Jun. 2009, pp. 217–221.

[8] J. Wang, Y. Liu, and W. Fan, "Design and calibration for a smart inertial measurement unit for autonomous helicopters using MEMS sensors," in *Proc. IEEE Int. Conf. Mechatron. Autom.*, Jun. 2006, pp. 956–961.

[9] D. Campolo, M. Fabris, G. Cavallo, D. Accoto, F. Keller, and E. Guglielmelli, "A novel procedure for in-field calibration of sourceless inertial/magnetic orientation tracking wearable devices," in *Proc. 1st IEEE/RAS-EMBS Int. Conf.*, Feb. 2006, pp. 471–476.

[10] V. Petrucha, P. Kaspar, P. Ripka, and J. M. Merayo, "Automated system for the calibration of magnetometers," *J. Appl. Phys.*, vol. 105, no. 7, p. 07E704, 2009.

[11] E. Renk, M. Rizzo, W. Collins, F. Lee, and D. Bernstein, "Calibrating a triaxial accelerometer-magnetometer-using robotic actuation for sensor reorientation during data collection," *IEEE Control Syst. Mag.*, vol. 25, no. 6, pp. 86–95, Dec. 2005.

[12] R. L. Mcpherron and R. C. Snare, "A procedure for accurate calibration of the orientation of the three sensors in a vector magnetometer," *IEEE Trans. Geosci. Electron.*, vol. 16, no. 2, pp. 134–137, Apr. 1978.

[13] H. E. Soken and C. Hajiyev, "UKF-based reconfigurable attitude parameters estimation and magnetometer calibration," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 48, no. 3, pp. 2614–2627, Jul. 2012.

[14] L. Bartolomeo, Z. Lin, S. Sessa, M. Zecca, H. Ishii, and A. Takanishi, "Online magnetic calibration of a cutting edge 9-axis wireless inertial measurement unit," *Int. J. Appl. Electromagn. Mech.*, vol. 39, no. 1, pp. 779–785, 2012.

[15] T. Beravs, P. Rebersek, D. Novak, J. Podobnik, and M. Munih, "Development and validation of a wearable inertial measurement system for use with lower limb exoskeletons," in *Proc. 11th IEEE-RAS Int. Conf. Humanoid Robot.*, Oct. 2011, pp. 212–217.

[16] S. Begus, M. Stanonik, and D. Fefer, "Stabilizacija magnetnega polja v 3D helmholtz tuljavi," in *Proc. 21st Int. Electrotech. Comput. Sci. Conf.*, 2012, pp. 185–188.

[17] D. Jurman, M. Jankovec, R. Kamnik and M. Topič, "Calibration and data fusion solution for the miniature attitude and heading reference system," *Sens. Actuators A, Phys.*, vol. 138, no. 2, pp. 411–420, 2007.

[18] R. Van Der Merwe, "Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models," Ph.D. dissertation, OGI School Sci. Eng. Oregon Health, Sci. Univ., Beaverton, OR, USA, 2004.

[19] J. Ambadan and Y. Tang, "Sigma-point Kalman filter data assimilation methods for strongly nonlinear systems," *J. Atmos. Sci.*, vol. 66, no. 2, pp. 261–285, 2009.

[20] M. VanDyke, J. Schwartz, and C. Hall, "Unscented Kalman filtering for spacecraft attitude state and parameter estimation," Ph.D. dissertation, Dept. Aerosp. Ocean Eng., Virginia Polytechnic Inst. State Univ., Blacksburg, VA, USA, 2004.

[21] T. Beravs, J. Podobnik, and M. Munih, "Three-axial accelerometer calibration using Kalman filter covariance matrix for online estimation of optimal sensor orientation," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, no. 9, pp. 2501–2511, Sep. 2012.

[22] A. T. Nelson and E. A. Adviser-Wan, *Nonlinear Estimation and Modeling of Noisy Time Series by Dual Kalman Filtering Methods*. Hillsboro, OR, USA: Oregon Graduate Inst. Sci. Technol., 2000.

[23] C. Bishop and S. S. Enligne, *Pattern Recognition and Machine Learning*, vol. 4. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2006.

[24] E. L. Bronaugh, "Helmholtz coils for calibration of probes and sensors: Limits of magnetic field accuracy and uniformity," in *Proc. IEEE Int. Symp. Electromagn. Compat. Symp. Rec.*, Aug. 1995, pp. 72–76.

[25] F. Hoflinger, J. Muller, R. Zhang, L. Reindl, and W. Burgard, "A wireless micro inertial measurement unit (IMU)," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 62, no. 9, pp. 2583–2595, Sep. 2013.

[26] Z. Wu, Y. Wu, X. Hu, and M. Wu, "Calibration of three-axis magnetometer using stretching particle swarm optimization algorithm," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 62, no. 2, pp. 281–292, Feb. 2013.

[27] J. Fang, H. Sun, J. Cao, X. Zhang, and Y. Tao, "A novel calibration method of magnetic compass based on ellipsoid fitting," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 60, no. 6, pp. 2053–2061, Jun. 2011.

Tadej Beravs received the B.Sc degree from the Faculty of Electrical Engineering, University of Ljubljana (UL), Ljubljana, Slovenia, in 2010.

He is currently a Junior Researcher and Ph.D. Student with the Laboratory of Robotics, UL. His current research interests include calibration methods and development of inertial measurement units.

Samo Beguš received the B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees in electrical engineering from the University of Ljubljana, Ljubljana, Slovenia, in 2001, 2004, and 2007, respectively.

His current research interests include electrical measurements, precision magnetic measurements, sensor systems, audio signal processing, and audio measurements.

Janez Podobnik received the B.Sc degree in electrical engineering and the Ph.D. degree from the University of Ljubljana (UL), Ljubljana, Slovenia, in 2004 and 2009, respectively.

He is currently a Researcher and Teaching Assistant with UL. His current research interests include haptic interfaces, real-time control of robots for virtual-reality-supported rehabilitation, and sensory fusion techniques.

Marko Munih (M'88) received the Ph.D. degree in electrical engineering from the University of Ljubljana (UL), Ljubljana, Slovenia.

He is currently a Full Professor and Head of the Laboratory of Robotics and was the Head of the Department for Measurements and Process Control, Faculty of Electrical Engineering, UL, from 2004 to 2006. He was a principal investigator on eight EU projects. His research focuses on robot contact with environment, as well as construction and use of haptic interfaces in the fields of industry and rehabilitation engineering, in combination with virtual reality. His expertise includes applications in construction and robots for measurement tasks. His current research interests include functional electrical stimulation of paraplegic lower extremities with surface electrode systems, including measurements, control, biomechanics, and electrical circuits.

Izjava

Izjavljam, da sem doktorsko delo izdelal samostojno pod vodstvom mentorja prof. dr. Marka Muniha. Vsa pomoč drugih sodelavcev je izkazana v Zahvali. Že objavljeni dosežki drugih avtorjev so navedeni v Literaturi.

Ljubljana, 2014 Tadej Beravs