

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE
Elektronikas un Telekomunikāciju Fakultāte
Transporta elektronikas un telemātikas katedra

Vadims Bistrovs

Doktora studiju programmas „Transporta datorvadības, informācijas un elektroniskās sistēmas” doktorants

**ZEMU IZMAKSU INTEGRĒTU GPS/IMU ZEMES
TRANSPORTLĪDZEKĻU NAVIGĀCIJAS SISTĒMU VEIKTSPĒJAS
PALIELINĀŠANA**

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskais vadītājs
Dr. sc. ing., profesors
A.KLŪGA

RTU Izdevniecība
Rīga 2014

UDK 629.056.6(043.2)
Bi 902 z

Bistrovs V. Zemu izmaksu integrētu GPS/IMU
zemes transportlīdzekļu navigācijas sistēmu
palielināšana. Promocijas darba kopsavilkums.-
R.:RTU Izdevniecība, 2014.- 40 lpp.

Iespiests saskaņā ar ETF promocijas padomes
„RTU P-08” 2014. gada 27. marta lēmumu,
protokols Nr.20



Šis darbs izstrādāts ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu projektā «Atbalsts RTU doktora studiju īstenošanai».

ISBN 978-9934-10-578-4

**PROMOCIJAS DARBS
IZVIRZĪTS INŽENIERZINĀTŅU DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI
RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ**

Promocijas darbs inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2014. gada 27. jūnijā Rīgas Tehniskās universitātes Elektronikas un telekomunikāciju fakultātē, Āzenes ielā 16/20, 437. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

Vadošais pētnieks, *Dr. sc. comp.* Modris Greitāns
Elektronikas un datorzinātnes institūts

Profesors, *Dr. habil. sc. ing.* Igors Kabaškins
Transporta un sakaru institūts

Asociētais profesors, *Dr. sc. ing.* Viktors Boicovs
Informācijas sistēmu menedžmenta augstskola

APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājis doto promocijas darbu, kas iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai. Promocijas darbs nav iesniegts nevienā citā universitātē zinātniskā grāda iegūšanai.

Vadims Bistrovs(Paraksts)

Datums:

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, satur ievadu, 8 nodaļas, nobeigumu, literatūras sarakstu, 219 zīmējumus un ilustrācijas, kopā 197 lappuses. Literatūras sarakstā ir 100 nosaukumi.

SATURS

DARBA VISPĀRĪGAIS RAKSTUROJUMS	7
Tēmas aktualitāte.....	7
Darba mērķis un uzdevumi	8
Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti	8
Aizstāvamās tēzes	9
Pētījumu metodika.....	9
Darba praktiskais pielietojums	10
Aprobācija	10
 1. NAVIGĀCIJAS SISTĒMAS	12
1.1. GNSS.....	12
1.2. Inerciālā navigācijas sistēma	13
1.3. Sensoru datu sapludināšanas iespējas	13
1.4. GPS/IMU integrēšanas shēmas	14
1.5. Novērtēšanas algoritmi navigācijas sistēmās	14
 2. MEMS BALSTĪTAS INERCIĀLAS NAVIGĀCIJAS SISTĒMAS	15
2.1. Darbā izmantotās reālās uz MEMS tehnoloģijas balstītās IMU	15
2.2. Inerciālo sensoru signālu modeļi.....	15
2.3. Inerciālo sensoru kalibrēšana	16
2.4. Eksperimenti automobiļa ātruma un noietā ceļa aprēķinam pēc inerciālo sensoru datiem.	16
2.5. Augstfrekvences trokšņu samazināšana	18
 3. MEMS INERCIĀLO SENSORU SIGNĀLU ANALĪZE	18
3.1. Inerciālo sensoru signālu svārstības	19
3.2. Akselerometra mērījumu kļūdu samazināšana.....	19
3.3. Inerciālo sensoru mērījumu kļūdas veidu identificēšana	20
 4. IMU NOLĪDZINĀŠANA UN TELPISKĀ STĀVOKĻA NOVĒRTĒŠANA	22
 5. NOVĒRTĒŠANAS ALGORITMI.....	25
5.1. Kalmana pastiprinājuma koeficientu korekcijas algoritms	26
5.2. GPS un akselerometra datu sapludināšana izmantojot LKF	27
5.3. Intelektuālais Kalmana filtra algoritms	27
5.4. 1-D navigācijas sistēma ar EKF novērtēšanas algoritmu.....	28
5.5. Sigma punktu Kalmana filtrs.....	29
 6. NOVĒRTĒŠANAS ALGORITMU VEIKTSPĒJA GPS SIGNĀLA UZTVERŠANAS PĀRTRAUKUMU LAIKĀ.....	33
6.1. Adaptīvais EKF algoritms.....	33
6.2. UKF algoritms.....	34
 NOBEIGUMS	37
 TURPMĀKIE PĒTĪJUMU VIRZIENI.....	38
 LITERATŪRA.....	39

SAĪSINĀJUMU SARAKSTS

AF	autokorelācijas funkcija (angl. <i>autocorrelation function</i>)
AI	mākslīgais intelekts (angl. <i>artificial intelligence</i>)
AV	Alena dispersija dispersionālā analīze (angl. <i>Allan variance</i>)
DGPS	diferenciālā GPS (angl. <i>differential GPS</i>)
DR	ceļa skaitīšana (angl. <i>dead reckoning</i>)
EKF	paplašinātais Kalmana filtrs (angl. <i>extended Kalman filter</i>)
ENU	austrumi-ziemeļi-uz augšu (angl. <i>east-north-up</i>)
GINs	platformas inerciālā navigācijas sistēma (angl. <i>gimballed INS</i>)
GM	Gausa-Markova (modelis) (angl. <i>Gaussian Markov</i>)
GPS	globālā pozicionēšanas sistēma (angl. <i>global positioning system</i>)
GNSS	globālā navigācijas satelītu sistēma (angl. <i>global navigation satellite system</i>)
GSUP	GPS signāla uztveršanas pārtraukumi (angl. <i>GPS signal outage</i>)
IKF	intelektuālais Kalmana filtrs (angl. <i>intelligent Kalman filter</i>)
IMU	inerciālā mērierīce (angl. <i>inertial measurement unit</i>)
INS	inerciālā navigācijas sistēma (angl. <i>inertial navigation system</i>)
ISA	inerciālo sensoru kopums (angl. <i>inertial sensor assembly</i>)
IS	inerciālais sensors (angl. <i>inertial sensor</i>)
KF	Kalmana filtrs (angl. <i>Kalman filter</i>)
LKF	lineārs Kalmana filtrs (angl. <i>linear Kalman filter</i>)
LVNS	sauszemes transportlīdzekļa navigācijas sistēma (angl. <i>land vehicle navigation system</i>)
MEMS	mikroelektromehāniskās sistēmas (angl. <i>microelectromechanical systems</i>)
MSE	vidējā kvadrātiskā kļūda (angl. <i>mean square error</i>)
RMSE	standartkļūda (angl. <i>root mean square error</i>)
PF	daļiņu filtrs (angl. <i>particle filter</i>)
PDF	varbūtību blīvuma funkcija (angl. <i>probability density function</i>)
PDR	gājēju ceļa skaitīšana (angl. <i>pedestrian dead reckoning</i>)
SINS	bezplatformas inerciālā navigācijas sistēma (angl. <i>strapdown INS</i>)
UKF	sigma punktu Kalmana filtrs (angl. <i>unscented Kalman filter</i>)
ZVU	nulles ātruma atjaunināšana (angl. <i>zero velocity update</i>)

KOPSAVILKUMĀ LIETOTO MATEMĀTISKO SIMBOLU SARAKSTS

I_a	akselerometra mērījumi, [m/s ²]
I_g	žiroskopa mērījumi, [°/s]
a	paātrinājuma īstā vērtība, [m/s ²]
ω	leņķiskā ātruma īstā vērtība, [°/s]
b_g	žiroskopa signāla novirze, [°/s]
b_a	akselerometra signāla novirze, [m/s ²]
S	mēroga koeficients
ε	sensoru mērījumu trokšņi
v	transportlīdzekļa ātrums, [m/s], [km/h]
s	distance, [m]
β	rimšanas koeficients
ψ	transportlīdzekļa kurss, [°]
γ	IKF parametrs (sliexsnis)
ϕ	sānsvere, [°]
θ	slīpuma leņķis, [°]
N	ātruma/leņķa gadījuma dreifa koeficients, [m/s/ h ^{1/2}], [°/h ^{1/2}]
K	paātrinājuma/leņķiskā ātruma gadījuma dreifa koeficients, [m/s ² /h ^{1/2}], [°/h /h ^{1/2}]
B	novirzes nestabilitātes koeficients, [m/s ²], [°/h]
$\mathbf{K}$	Kalmana filtra pastiprinājuma koeficients
$\mathbf{H}$	mērījumu matrica
Φ	stāvokļu pārejas matrica
$\mathbf{Q}$	sistēmas trokšņu kovariācijas matrica
$\mathbf{R}$	mērījumu trokšņu kovariācijas matrica
$\mathbf{P}$	sistēmas kļūdu kovariācijas matrica

DARBA VISPĀRĪGAIS RAKSTUROJUMS

Mūsdienās strauji pieaug zemu izmaksu mikroelektromehāniskās sistēmas (angl. *microelectromechanical system* – MEMS) inerciālo sensoru pielietojumu klāsts pateicoties jaunākajiem ražošanas attīstības rezultātiem, to raksturojumu pilnveidošanai un uzticamības palielināšanai. MEMS tehnoloģija liek pamatus rītdienas inerciālo navigācijas sistēmu radīšanai. Inerciālie sensori tiek pielietoti sākot no transportlīdzekļu navigācijas un vadības, gājēju ceļa skaitīšanas (angl. *pedestrian dead reckoning*) līdz pat viedtālrunu spēlēm.

Inerciālās navigācijas ēra sākās tad, kad kā vadības instrumentus Vācijas V2 raķetēs (1942. gadā) sāka izmantot žiroskopus un akselerometrus. Šīs navigācijas sistēmas bija kardānpiekares (platformas) vai peldošās sistēmas [16]. Šīs sistēmas bija ļoti dārgas un tās bija ļoti sarežģīti uzturēt darba kārtībā. Nākamais inerciālo navigācijas sistēmu attīstības posms sākās tiklīdz kļuva pieejamas ciparu skaitļošanas mašīnas (ar pietiekamu skaitļošanas jaudu un atmiņas iespējām). Inerciālās sistēmas orientācijas mehānisko realizāciju nomainīja analītiskā realizācija (bezplatformas sistēmas) [3]. Nākamais attīstības posms ir saistīts ar MEMS tehnoloģiju radīšanu. Apvienojot elektriskās un mehāniskās sistēmas mikro mērogā radās mikroelektromehāniskās sistēmas, kuru tehnoloģija radikāli pārveidoja inerciālos sensorus [1].

Tā kā augstas precizitātes inerciālo sistēmu izmantošanu ierobežo to lielā cena un valdības noteikumi, tādēļ civilajā pielietojumā plaši sāk izmantot zemu izmaksu MEMS inerciālos sensorus [2], [26].

Tēmas aktualitāte

Navigācijas uzdevums ir pozīcijas, ātruma un telpiskā stāvokļa noteikšana, neatkarīgi no tā, vai tas notiek manuāli, vai automātiski. Pastāv atšķirīgas tehnoloģijas, kuras tiek izmantotas sauszemes transportlīdzekļa pozīcijas noteikšanai. Viena no tām ir inerciālā navigācija. Dārgās inerciālās navigācijas sistēmas ir samērā labi attīstītas, bet tās izmantot automobiļu navigācijā nav ekonomiski efektīvi. Tādēļ šī brīža izaicinājums ir attīstīt un izstrādāt navigācijas sistēmas pielietojot MEMS inerciālos sensorus, kā arī izstrādāt šo sensoru datu apstrādes algoritmus [2], [17], [19], [21], [29].

Mūsdienās transportlīdzekļu ražotājiem ir ļoti svarīgas inerciālo sensoru izmaksas, veiktspēja un izmēri. Tādēļ pašreizējā inerciālo sensoru attīstība koncentrējas uz MEMS tehnoloģiju [17], [21], [29].

Tomēr MEMS inerciālo sensoru veiktspēja ir ierobežota [2], [29], kas izsauc navigācijas uzdevuma risinājuma strauju precizitātes samazinājumu citu informācijas avotu neesamības gadījumā. Šo ierobežojumu izraisa augsts mērījuma trokšņa līmenis [22], tādēļ ir nepieciešams nodrošināt inerciālo navigācijas sistēmu ar regulāriem mērījumu datu atjauninājumiem no citiem sensoriem (GPS uztvērējs, magnetometri), lai noturētu kļūdas pieļaujamā līmenī [15], [17]. Lai sasniegtu uz MEMS sensoriem balstītu navigācijas sistēmu labāku veiktspēju, ir jāpēta sensoru datu sapludināšanas metodes.

Signāla pārtraukumi ir viens no galvenajiem iemesliem, kas ietekmē GPS navigācijas risinājumu nepārtrauktību un uzticamību [17], [20]. GPS sistēmas veiktspēja samazinās sliktos satelītu redzamības apstākļos, piemēram, pilsētas un meža teritorijās, kur ēkas un blīva lapotne var daļēji vai pilnībā nobloķēt GPS signālu [13], [15]. GPS signāls nav pieejams tuneļos, pazemē un zem ūdens.

Inerciālie sensori var nodrošināt pozīcijas, ātruma un telpiskā stāvokļa novērtējumus GPS signāla uztveršanas pārtraukumu laikā.

Inerciālo sensoru un GPS integrācija ir labi piemērota, izstrādājot virkni aplikāciju, tā kā katra sistēma kompensē otras sistēmas trūkumus [16], [17]. Uz satelītiem balstīto navigācijas sistēmu primārā funkcija ir nodrošināt pozīcijas informāciju, kamēr inerciālo sensoru primārā funkcija ir nodrošināt objekta telpiskā stāvokļa informāciju. GPS sistēma tiek izmantota inerciālo sensoru kalibrēšanai kustības laikā, lai inerciālie sensori varētu tikt izmantoti, GPS signāla uztveršanas pārtraukumu laikā [21].

Darba mērķis un uzdevumi

Darba mērķis ir palielināt zemu izmaksu (MEMS) inerciālās mērierīces (MotionNode IMU) veikspēju sauszemes transportlīdzekļu navigācijas pielietojumam.

Lai realizētu uzstādīto mērķi bija nepieciešams veikt šādus pamatuzdevumus:

1. Izpētīt uz MEMS balstītu inerciālu sensoru mērījumu trokšņu raksturojumus;
2. Izstrādāt MotionNode IMU akselerometru un žiroskopu kļūdas signālu modeļus;
3. Izpētīt sensoru (GPS, magnetometru, MEMS akselerometru un žiroskopu) datu apstrādes algoritmus;
4. Izpētīt uz Kalmana filtra balstītus zemu izmaksu navigācijas sistēmas stāvokļa novērtēšanas algoritmus;
5. Novērtēt izstrādātu zemu izmaksu navigācijas sistēmu veikspēju lauka izmēģinājumos kā arī GPS signāla uztveršanas pārtraukumu simulācijas laikā.

Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti

1. Sauszemes transportlīdzekļa navigācijas sistēmai ar MotionNode MEMS IMU inerciāliem sensoriem tika sasniegta IMU taktiskās kategorijas veikspēja, izmantojot izstrādātus sensoru datu apstrādes algoritmus (t.sk. sensoru datu sapludināšanas algoritmus).

2. Parādīts, ka, lai MEMS inerciālu sensoru mērījumu kļūdas nepārsniegtu pieļaujamo līmeni, nepieciešams veikt sistemātisku sensoru kalibrēšanu un pielietot specializētus algoritmus (intelektuālais KF, adaptīvie KF) sensoru datu sapludināšanai.

3. Daļiņu filtra pielietojuma pētījumi parādīja, ka filtrs novērtē sistēmas stāvokli pie jebkuras VBF, kas ir liela priekšrocība MEMS inerciālo sensoru datu apstrādē. Bet šis algoritms nav efektīvs mūsdienu zemu izmaksu navigācijas sistēmām, tā lielās skaitļošanas noslodzes un nestabilitātes dēļ.

4. Eksperimentāli parādīta iespēja izmantot Alena dispersionālo un datu kadru statistisko analīzi MEMS IMU trokšņu signālu modeļu noteikšanai, kuri savukārt tiek izmantoti datu apstrādes algoritmos. Tas ļauj palielināt GPS/IMU sistēmas veikspēju (t.sk. nodrošināt neatkarīgu inerciālo navigācijas risinājumu (60 – 90)s GPS signāla uztveršanas pārtraukuma laikā, kas ir tuvu taktiskās kategorijas IMU).

5. Izstrādāti sensoru datu apstrādes algoritmi MATLAB vidē: inerciālo sensoru signālu pirmapstrādes algoritmi, sensora signāla Alena dispersionālās analīzes algoritms, LKF un tā algoritma uzlabojumi, objekta telpiskā stāvokļa novērtēšanas algoritms (ieskaitot magnetometru signālu kalibrēšanas procedūru), EKF ar noslēgtu korekcijas shēmu, PF algoritms, UKF algoritms.

Aizstāvamās tēzes

1. Ir iespējams palielināt MEMS balstītas IMU veikspēju līdz taktiskajai IMU kategorijai t.sk. nodrošināt uzdoto transportlīdzekļa ātruma, noietā ceļa novērtēšanas precizitāti pie 60-90 sekunžu GPS signāla uztveršanas pārtraukumiem.

2. GPS/MEMS IMU/magnetometru datu kompleksā apstrāde samazina objekta orientācijas leņķu novērtēšanas nenoteiktību līdz $\sigma < 0.03^\circ$ (nulles ātruma atjaunināšanas laikā) un palielina nobrauktā attāluma noteikšanas precizitāti vismaz par 30%.

3. UKF balstīti zemu izmaksu sensoru datu sapludināšanas algoritmi palielina GPS/MEMS IMU/ magnetometru integrētās navigācijas sistēmas veikspēju, izmantojot inerciālu sensoru signālu Alena dispersionālās un datu kadru statistiskās analīzes rezultātus.

4. Zemu izmaksu uz MEMS inerciāliem sensoriem balstītas navigācijas sistēmas izveidošanai ar uzlabotu veikspēju ir nepieciešams noteikt atbilstošo inerciālo sensoru signālu modeļus un raksturojumus. Tas ir pirmais nepieciešamais nosacījums zemu izmaksu navigācijas sistēmas izveidošanai ar uzlabotu veikspēju

5. Eksperimentāli pierādīts, ka LKF un UKF algoritmiem ir līdzīga veikspēja, kad automobiļa paātrinājums ir tuvu nullei un GPS signāls nav pieejams. Gadījumā, kad automobiļa kustības dinamika izmainās ātri (GPS signāls nav pieejams), tad UKF algoritms rāda ievērojami labāku navigācijas sistēmu stāvokļa (sensoru novirzes un ātruma) novērtēšanas precizitāti. Sistēmas stāvoklim atbilstoša novērtēšanas algoritma izvēle – tas ir otrais nepieciešamais nosacījums zemu izmaksu navigācijas sistēmas izveidošanai ar uzlabotu veikspēju.

Pētījumu metodika

Pētījumā tika izmantotas laika rindu analīzes, gadījumu procesu, sistēmu un sistēmu stāvokļu optimālās novērtēšanas teorijas elementi un paņēmieni. Pētījumā aktuālākie teoriju paņēmieni ir apkopoti 1. tabulā.

1. tabula

Promocijas darbā izmantojamo aktuālo paņēmienu daži piemēri

Teorija	Paņēmieni
Laika rindu analīze (angl. <i>time series analysis</i>)	Datu kadru statistika (angl. <i>frame statistics</i>); Alena dispersionāla analīze, (angl. <i>AV analysis</i>)
Gadījumu procesu teorija (angl. <i>random process theory</i>)	Stāvokļu modeļi gadījumu procesiem (angl. <i>state models for the stochastic processes</i>)
Sistēmu teorija (angl. <i>system theory</i>)	Stāvokļa telpas navigācijas sistēmas attēlojums (angl. <i>state-space representation of the navigation system</i>)
Sistēmu stāvokļu optimālās novērtēšanas teorija (angl. <i>optimal system state estimation theory</i>)	Sigma punktu Kalmana filtrs (angl. <i>unscented Kalman filter</i>); Daļiņu filtrs (angl. <i>particle filter</i>)

Algoritmu izstrādes process bija sekojošs:

- a) tika analizētas zinātniskās publikācijas, lai atrastu piemērotākus navigācijas sistēmu risinājumus (t.sk. datu apstrādes algoritmus);
- b) tika veikti lauka izmēģinājumi (ar automašīnu, kurā tika uzstādīti zemu izmaksu sensori), lai savāktu datus analīzei;
- c) tika izstrādāti datu apstrādes algoritmi MATLAB vidē;
- d) tika izstrādāti uzlabojumi zināmiem algoritmiem, vai piedāvāti jauni risinājumi, ņemot vērā promocijas darba mērķi;
- e) piedāvātie algoritmi tika validēti eksperimentāli, izmantojot lauka izmēģinājumu datus dažādiem automašīnas kustības scenārijiem.

Darba praktiskais pielietojums

1. Darba gaitā sniegtas rekomendācijas zemu izmaksu navigācijas sistēmu izstrādei.
2. Pierādīta iespēja izmantot automobiļu kategorijas IMU sauszemes transportlīdzekļa navigācijai.
3. Izstrādāti algoritmi MATLAB vidē zemu izmaksu inerciālo sistēmu analīzei un sensoru datu sapludināšanai.
4. Promocijas darba zinātnisko pētījumu rezultāti tika izmantoti zinātniskos projektos: „Objekta telpiskā stāvokļa novērtēšana”, projekts „Inovatīvas signālapstrādes tehnoloģijas viedu un efektīvu elektronisko sistēmu radīšanai”, Valsts pētījumu programma V7692; „Mobiļo sensoru tīklu struktūras analīze”, LZP grants Z09.1552 „Jaunu ciparu signālu apstrādes, mobilo telekomunikāciju tīklu un to elektronisko komponentu izpēti metožu izstrāde, efektivitātes pētīšana un realizācija”.

Aprobācija

Sekojoši raksti tika publicēti zinātniskajos žurnālos:

1. Bistrovs V. Analyze of MEMS Based Inertial sensors Parameters for land Vehicle Navigation Application// RTU zinātniskie raksti. 7. sēr., Telekomunikācijas un elektronika. – Rīga: RTU, 2008. - Vol. 8. - pp. 43-47.
2. Bistrovs V. Analyse of Kalman Algorithm for Different Movement Modes of Land Mobile Object // Electronics and Electrical Engineering. – Kaunas: Technologija, 2008. - Nr. 6 (86). - pp. 89-92.
3. Bistrovs V., Kluga A. Combined Information Processing from GPS and IMU using Kalman Filtering Algorithm // Electronics and Electrical Engineering. – Kaunas: Technologija, 2009.- No. 5(93). – pp. 15-20.
4. Bistrovs V., Kluga A. Distance Estimation using Intelligent Fusion of Navigation Data// Electronics and Electrical Engineering. – Kaunas: Technologija, 2010.- No. 5(101). - pp. 47-52.
5. Bistrovs V., Kluga A. MEMS INS/GPS data fusion using particle filter// Electronics and Electrical Engineering. – Kaunas: Technologija, 2011. – No. 6(112). – pp. 77–80.
6. Bistrov V. Study of the characteristics of Random Errors in Measurements by MEMS Inertial Sensors// Automatic Control and Computer Sciences. - New York : Allerton Press, 2011. - Vol. 45(5).- pp. 284–292.
7. Bistrovs V., Kluga A. Adaptive Extended Kalman Filter for Aided Inertial Navigation System// Electronics and Electrical Engineering. – Kaunas: Technologija, 2012. – No. 6(122). – pp. 37–40.

8. Bistrov V. Performance analysis of alignment process of MEMS IMU // International Journal of Navigation and Observation. - Hindawi Publishing Corporation, 2012.- Volume 2012.

9. Bistrovs V., Kluga A. The Analysis of UKF based Navigation during GPS outage// Electronics and Electrical Engineering, – Kaunas: Technologija, 2013. – Vol. 19, No 10. – pp. 13 – 16.

Dalība starptautiskās konferencēs

1. *12TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Lithuania, Kaunas, May 05, 2008* Analyze of Kalman algorithm for different movement modes of land mobile object.

2. *Riga Technical University 49th International Scientific Conference, Latvia, Riga, October 13-14, 2008* MEMS IMU parameter analysis for land vehicle navigation application.

3. *13TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Lithuania, Vilnius, May 14, 2009*, Combined Information processing from GPS and IMU using Kalman filtering algorithm.

4. *14TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Lithuania, Kaunas, May 15, 2010* Distance Estimation using Intelligent Fusion of Navigation Data.

5. *Riga Technical University 52nd International Scientific Conference, Latvia, Riga, October 13-14, 2011* Performance Analyse for MEMS IMU Alignment Process.

6. *15TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Vilnius, May 19, 2011* MEMS INS/GPS data fusion using particle filter.

7. *16TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Palanga, June 18-20, 2012* Adaptive Extended Kalman Filter for Aided Inertial Navigation System.

8. *17TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Palanga, June 17-19, 2013* The Analysis of the UKF-Based Navigation Algorithm during GPS Outage.

Dalība starptautiskās konferencēs ar prezentācijām nesaistītām ar promocijas darba tēmu

1. *12TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Lithuania, Kaunas, 21.05.2008* Response time and probability of packet loss in communication system with batch arrivals.

2. *12TH INTERNATIONAL CONFERENCE of ELECTRONICS, Lithuania, Kaunas, 21.05.2008* Comparing batch and self-similar arrivals in communication systems.

Darba struktūra

Darbs sastāv no astoņām nodaļām, secinājumiem un literatūras saraksta. Darba pirmā un otrā nodaļa satur GNSS, inerciālās navigācijas sistēmas un MEMS inerciālo sensoru aprakstu, kā arī sensoru datu sapludināšanas iespējas. MEMS inerciālo sensoru mērījumu datu analīze ir atrodama trešajā nodaļā. Tajā tiek izklāstīti arī sensoru mērījumu kļūdu modeļi. Darba ceturtā

nodaļa sniedz informāciju par atskaides sistēmām. Šeit arī skaidrota inerciālo sensoru datu korekcijas nepieciešamība, analizēta atskaides sistēmu transformācija. Zemu izmaksu inerciālās navigācijas sistēmas nolīdzināšanas un telpiskā stāvokļa novērtēšanas problēmas ir apskatītas piektajā nodaļā. Darba sestā nodaļa ir veltīta kompleksās sensoru sistēmas datu apstrādes algoritmu izstrādei. Sensoru datu apstrādes praktiskā izpilde un eksperimentālie rezultāti transportlīdzekļa navigācijas parametru aprēķinam tiek apskatīti sestajā un septītajā nodaļā. Visbeidzot izstrādāto algoritmu veikspēja GPS signāla pārtraukuma laikā ir izanalizēta astotajā nodaļā.

1. NAVIGĀCIJAS SISTĒMAS

Navigācijas sistēma nodrošina transportlīdzekļa vietas un kustības parametru noteikšanu. Pastāv dažāda veida navigācijas sistēma, kas izmanto dažādus fizikālos principus. Galvenās ir inerciālās navigācijas un radio navigācijas sistēmas (piemēram, globālā navigācijas satelītu sistēma (angl. *global navigation satellite system* – GNSS)).

1.1. GNSS

Vispopulārākā satelītu navigācijas sistēma ir globāla pozicionēšanas sistēma (angl. *global positioning system* – GPS). GPS sastāv no trīs segmentiem: kosmiskā segmenta (sastāv no satelītiem), vadības segmenta (navigācijas sistēmas uzturēšanas un vadības infrastruktūra) un lietotāja segmenta (GPS signāla uztvērējiem). Pavadoņi nepārtraukti pārraida radio signālus divos frekvenču diapazonos ar nesēja frekvenci 1575.42 MHz un 1227.6 MHz, un lietotāja iekārta tos uztver. Lai noteiktu lietotāja pozīciju, ir nepieciešams uztvert signālus no četriem satelītiem (ceturtais satelīts ir nepieciešams, lai aprēķinātu uztvērēja laika nobīdi, tā kā lietotāja pozīcijas noteikšanai teorētiski ir nepieciešami tikai trīs satelīti) [17].



1.1. att. GPS kosmiskā segmenta 24 satelītu zvaigznājs [30]

GPS mērījumi, līdzīgi visiem citiem izmērāmiem lielumiem, satur kļūdas un novirzes, kuras ir iespējams izslēgt vai samazināt, apvienojot dažādus GPS raksturlielumus. Vispār pastāv trīs GPS kļūdu un noviržu grupas: ar satelītiem saistītās, ar uztvērēju saistītās, un signāla izplatīšanās kļūdas un novirzes.

Pat ar visu 24 GPS pavadoņu grupu, pastāv daži laika periodi, kad virs noteiktā augstuma lēnā redzamo pavadoņu skaits nav pietiekams. Šāda pavadoņu redzamības problēma ir gaidāma pie augstiem platumu grādiem (virs apmēram 55°), kas saistīta ar GPS zvaigznāja

dabu (skat. 1.1. att.). Šāda problēma var parādīties arī dažās zemu vai vidēju augstuma grādu teritorijās noteiktā laika periodā. Tāpat arī pilsētu un mežu teritorijās, uztvērēja debess logs tiek samazināts augsto ēku un koku radītu šķēršļu rezultātā [2], [13], [16], [17], [20].

1.2. Inerciālā navigācijas sistēma

Inerciālo sistēmu pamata elementi ir akselerometri un žiroskopi. Akselerometrs mēra īpašo paātrinājuma spēku (angl. *specific force*) inerciālajā koordinātu sistēmā. Pēc tam šis mērījums tiek izmantots kustīgā objekta (sauszemes transportlīdzekļa, cilvēka, utt.) paātrinājuma aprēķinam. Žiroskops tiek izmantots leņķiskā ātruma mērījumiem inerciālo koordinātu sistēmā. Inerciālo sensoru darbībai nav nepieciešams ārējs signāls. Tas nozīmē to, ka inerciālo sensoru mērījumi ir pieejami visos apstākļos un visās vidēs.

Pamatā, inerciālā navigācijas sistēma (angl. *inertial navigation system* – INS) sastāv no inerciālās mērierīces (angl. *inertial measurement unit* – IMU), inerciālā sensora datu apstrādes bloka, energoapgādes avota un lietotāja interfeisa. IMU sastāv no akselerometriem, žiroskopiem (inerciālo sensoru kopums (angl. *inertial sensor assembly* – ISA)) un sensoru vadībai un signālu apstrādei nepieciešamās papildus elektronikas.

IMU ir iespējams klasificēt, pēc to precizitātes un mērījumu kļūdas līmeņa (inerciālā sensora signāla novirze). Visbiežāk izmantotās IMU klases vai kategorijas ir stratēģiskie, navigāciju (aviācijas), taktiskie un automobiļu (patērētāju) IMU [17]. Šajā darbā tiek analizēti automobiļu kategorijas IMU.

Inerciālo navigācijas sistēmu stiprās puses ir:

1. Tā ir autonoma sistēma, kurai ārējs signāls nav nepieciešams;
2. Akselerometra un žiroskopa izvades datu integrēšana var nodrošināt noderīgus navigācijas mērījumus, piemēram, transportlīdzekļa ātruma un telpiskā stāvokļa izmaiņu noteikšanu;
3. Zema līmeņa īstermiņa troksnis;
4. Augsts frekvenču joslas platums.

Pastāv platformas un bezplatformas inerciālas sistēmas. Šajā darbā tiks apskatīta tikai bezplatformas inerciālā sistēma.

1.3. Sensoru datu sapludināšanas iespējas

Pastāv vairākas MEMS inerciālo sensoru darbības uzlabošanas iespējas. Papildinformācijas avoti var tikt klasificēti sekojošā veidā [2]:

- a) palīdzība koordinātu apgabalā (GNSS, radars, utt.);
- b) palīdzība ātruma apgabalā (nulles ātruma atjaunināšana (angl. *zero velocity update*), neholonomā saite (angl. *nonholomic constraints*), odometrs);
- c) palīdzība telpiskā stāvokļa apgabalā (MEMS magnetometri, kartes saskaņošana (angl. *map matching*)).

Tā kā navigācijas sistēmā tiek izmantoti vairāki sensori, ir nepieciešams īstenot sensoru datu komplekso apstrādi (sensoru datu sapludināšanu (angl. *data fusion*)). Tas savukārt ļauj īstenot daudz robustāku, informatīvāku, uzticamāku un precīzāku navigācijas sistēmu.

Atkarībā no navigācijas sistēmas pielietojuma, ir nepieciešams definēt sensoru tipus, kuri būs iesaistīti navigācijas risinājumā. Transportlīdzekļa kursa informācija un garenvirziena paātrinājums (angl. *longitudinal acceleration*) ir viens no vissvarīgākajiem aprēķinātajiem sauszemes navigācijas parametriem. Tādēļ jebkurā navigācijas sistēmas konfigurācijā ir jāiekļauj atbilstoši šo parametru mērīšanas sensori. Šo konfigurāciju var saukt par pamata konfigurāciju. Teorētiski, sistēma ar pamata konfigurāciju var sniegt informāciju par sauszemes transportlīdzekļa ātrumu, nobraukto attālumu un pārvietošanās virzienu.

1.4. GPS/IMU integrēšanas shēmas

Visas zināmās GNSS/INS integrēšanas shēmas var iedalīt divās lielās grupās. Tās ir cieši un brīvi (neatkarīgi) saistītas integrēšanas shēmas.

Brīvi saistītajā integrēšanas shēmā GPS daļas noteiktā atrašanās vieta un ātrums tiek izmantoti inerciālās navigācijas risinājuma korekcijā. Šāda integrēšanas shēma ir balstīta uz GPS un inerciālās navigācijas funkciju neatkarību. Savukārt, cieši saistītajās integrēšanas shēmās vadošā informācija ir pseido-attālums vai pseido-ātrums. Galvenā tādas pieejas priekšrocība ir iespēja precizēt inerciālo sistēmu pat ar vienīgo satelīta signālu. Galvenais tādas shēmas trūkums – nav atsevišķā GPS risinājuma [17]. Salīdzinot ar brīvi saistītajām shēmām, cieši saistītās shēmas algoritms prasa lielāku skaitļošanas resursu daudzumu. Mērījumu modelis arī ir sarežģītāks cieši saistītajās integrēšanas shēmās. Lielāks stāvokļa vektora dimensiju skaits tādā integrēšanas shēmā palielina nepieciešamo laiku līdz filtra konverģences iestāšanās brīdim [16]. Šādu apsvērumu dēļ brīvi saistītas integrēšanas shēmas algoritmi ir populārāki daudzu uzdevumu realizēšanā.

1.5. Novērtēšanas algoritmi navigācijas sistēmās

Pastāv dažādu veidu novērtēšanas algoritmi, kas tiek pielietoti navigācijas sistēmās. Galvenie algoritmu veidi ir Kalmana filtra algoritmi (ieskaitot lineāro KF (angl. *linear Kalman filter* – LKF), paplašināto KF (angl. *extended Kalman filter* – EKF) un sigma punktu Kalmana filtru (angl. *unscented Kalman filter* – UKF)) un mākslīgā intelekta (angl. *artificial intelligence* – AI) metodes (mākslīgie neironu tīkli un adaptīvās faziloģikas sistēmas) [2], [17]. Galvenā atšķirība starp KF un AI algoritmiem ir tāda, ka AI metodēs nav iepriekš definēts sistēmas un mērījumu modeļa matemātiskais apraksts, kā arī tajās nepielieto statistisko informāciju sistēmas ieejā [2]. Vienīgais gadījums, kad sistēmas ar AI metodēm var nodrošināt augstāku veiktspēju, ir mērījumu atjaunināšanas ilgās pārtrauces gadījums (piem., nav GPS datu). Savukārt KF metodēm jādefinē piemērotais sistēmas dinamikas modelis. Ja KF apstrādes dati neatbilst modelim, navigācijas parametru novērtējums nebūs optimāls. Pozitīvā īpašība – modeli var vienkārši modificēt un apstiprināt [14]. Transportlīdzekļa zemo izmaksu navigācijas sistēmas stāvokļu novērtēšana tiek uzskatīta par nelineāru problēmu. Tādā gadījumā novērtēšanas algoritmam ir jābūt piemērotam nelineārajām sistēmām. EKF algoritms ir viens no plaši pielietojamiem algoritmiem tādās navigācijas sistēmās [17], [25]. Tomēr praksē EKF ir vairāki ierobežojumi. Pirmkārt, Jākobi matricas noteikšana gan sistēmas, gan mērījumu vienādojumiem var būt netriviāla, un var rasties ievērojamas realizēšanas grūtības. Otrkārt, ar EKF algoritmu drīkst apstrādāt tikai mazus stāvokļu kļūdu lielumus, jo pretējā gadījumā pirmās kārtas aproksimācijas var dot novirzīto risinājumu un pat novest pie filtra nestabilitātes [14]. Lai izvairītos no tādām problēmām un uzlabotu novērtēšanas rezultātus nelineārajās sistēmās, tiek rekomendēts pielietot UKF algoritmu [17], [24], [27]. Galvenā UKF algoritma ideja ir tāda, ka Gausa sadalījumu būtu vienkāršāk aproksimēt nekā patvaļīgo nelineāro funkciju vai transformāciju. UKF algoritmam ir liels potenciāls uzdevumos ar zemo izmaksu navigācijas sistēmām, galvenokārt pateicoties tā vienkāršajai un tiešajai metodei sistēmas un mērījumu modeļu definēšanā salīdzinājumā ar EKF algoritmu. Turklāt UKF algoritms nodrošina efektīvākās noskaņošanas iespējas filtru optimālās darbības pieskaņošanai. Galvenā problēma, kas saistīta ar UKF algoritma realizāciju, ir saistīta ar kovariācijas matricas definēšanu – tā nevar būt nepozitīvi definēta.

Daļiņu filtri (angl. *particle filter* – PF) parasti netiek izmantoti daudzdimensiju sistēmu realizēšanā [18].

2. MEMS BALSTĪTAS INERCIĀLAS NAVIGĀCIJAS SISTĒMAS

Pirmo mikromehāniskās apstrādes akselerometru 1979. gadā izstrādāja Stenforda Universitātē, taču bija nepieciešami vairāk nekā 15 gadi, kamēr šīs ierīces tika pieņemtas kā pamatprodukti masveida lietošanai. Mikroapstrāde ir tehnoloģiju kopa, kas tiek izmantota, lai saražotu struktūras ar mikrometriskām īpatnībām (piemēram, MEMS sensori). MEMS tehnoloģijas piedāvā zemu izmaksas, maza izmēra (mazāk par 100 mikrometriem), viegla svara (< 1 grams) sensorus ar zemu enerģijas patēriņu [1], [16].

Salīdzinājumā ar akselerometriem žiroskopi ir izaicinoša tehnoloģija, un tie joprojām ir attīstības stadijā. MEMS žiroskopi izmanto vibrējošos mehāniskos elementus, lai izmērītu rotāciju. Visi MEMS žiroskopi izmanto Koriolisa efektu, lai izmērītu leņķisko ātrumu [1].

2.1. Darbā izmantotās reālās MEMS tehnoloģijā balstītās IMU

Šajā darbā kā IMU tika izmantoti MTi-G IMU no *Xsens motion technologies* un automobiļu kategorijas MotionNode IMU no *GLI Interactive LLC*. MotionNode MEMS IMU ir trīs brīvības pakāpju (angl. *degree of freedom* – 3-DOF) inerciālā mērierīce.

MTi-G ierīcē ir integrēta GPS/MEMS IMU navigācijas sistēma ar navigācijas un telpiskā stāvokļa un kursa norādes sistēmas (angl. *attitude and heading reference system* – AHRS) procesoru. Iekšējais mazjaudas signāla procesors vada reālā laika Xsens Kalmana filtru, kas nodrošina uzlabotu 3D pozīcijas, ātruma un telpiskā stāvokļa novērtējumu.

2.2. Inerciālo sensoru signālu modeļi

MEMS inerciālo sensoru mērījumiem ir divu veidu kļūdas: sistemātiskās (novirze, mēroga koeficients) un gadījuma rakstura kļūdas. Gadījuma rakstura (jeb stohastiskās) kļūdas parādās no nejaušām īslaicīgām variācijām gan sensora novirzē, gan mēroga koeficientā vai IS trokšņa dēļ [2]. Gadījumkļūdas ir iespējams aproksimēt, izmantojot stohastisko procesu modeļus.

Lai samazinātu mērījuma sistemātiskās kļūdas daļu, pastāv daudzas inerciālā sensora kalibrēšanas metodes. Detalizēts šo metožu apraksts ir atrodams atsaucē [2].

Ražotājs ir noteicis sistemātiskās kļūdas un tās kompensējis kalibrēšanas laikā, tādēļ apskatītās inerciālās mērierīces sensoru mērījumus ir iespējams izteikt šādā veidā:

$$I_a = a + b_{a,rand} + S_{a,rand} \cdot a + \varepsilon(a), \quad (2.1)$$

$$I_g = \omega + b_{g,rand} + S_{g,rand} \cdot \omega + \varepsilon(\omega), \quad (2.2)$$

Gadījuma rakstura MEMS IMU novirzes (2.1) un (2.2) izteiksmē ir iespējams iedalīt divās daļās [17]:

$$\begin{aligned} b_{a,rand} &= b_{as} + b_{ad}, \\ b_{g,rand} &= b_{gs} + b_{gd}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

kur b_{as} un b_{gs} ir statiskās un b_{ad} un b_{gd} ir dinamiskās novirzes daļas.

Gadījuma novirzes statiskā sastāvdaļa ir pastāvīgā (fiksētā) novirze, kas saistīta ar palaišanas mainošo novirzi (angl. *run-to-run bias*), kā arī nepilnīgi kompensētā novirze pēc ražotāja kalibrēšanas operācijas. Šīs novirzes sastāvdaļa paliek nemainīga inerciālo sensoru darbības laikā pēc to palaišanas. Dinamiskā novirzes sastāvdaļa (angl. *in-run*), kuru vēl sauc par novirzes dreifu, mainās aptuveni minūtes laika intervālā (atkarībā no inerciālo sensoru raksturojumiem), un tajā ir iekļaujama atlikusī novirze (kas netika kompensēta kalibrēšanas

procesā), kura ir atkarīga no apkārtējās vides temperatūras. Tā kā tādas atlikušās novirzes simulācija ir apgrūtināta, tiek pieņemts, ka tas ir gadījumsprocess [2].

Līdzīgi mēroga koeficientam var izdalīt statisko un dinamisko komponenti. Šīs komponentes tiek interpretētas līdzīgi novirzei.

2.3. Inerciālo sensoru kalibrēšana

Lai varētu novērtēt MotionNode inerģiālās mērierīces nekompensētas novirzes lielumu un akselerometru mēroga koeficientu, statistiskajā režīmā tiek pielietota sešu punktu kalibrēšanas procedūra [17].

Akselerometra novirzes un mēroga koeficienta novērtējumu rezultāti ir apkopoti 2.1. tabulā.

2.1. tabula

MotionNode inerģiālās mērierīces akselerometru novirzes un mēroga koeficienti [4]

	x-ass	
	Novirze, m/s ²	Mēr. koef.
Vidējais	-0.1418	-0.0043
Standartnovirze	0.0014	9.6177e-005
	y- ass	
	Novirze, m/s ²	Mēr. koef.
Vidējais	0.2275	-0.00079
Standartnovirze	0.0023	4.9800e-004
	z-ass	
	Novirze, m/s ²	Mēr. koef.
Vidējais	-0.1060	-0.0019
Standartnovirze	0.0020	1.6733e-004

Pieņemot, ka maksimālais paātrinājums sauszemes transportlīdzeklim nepārsniedz 3 m/s², mēroga koeficienta kļūdas ietekme uz kopējo akselerometra signāla kļūdu būs nenozīmīga – to var neievērot. Tādējādi akselerometra signāla modeli var aprakstīt ar šādu izteiksmi:

$$I_a = a + b_{a,rand} + \varepsilon(a), \quad (2.4)$$

2.4. Eksperimenti automobiļa ātruma un noietā ceļa aprēķinam pēc inerģiālo sensoru datiem

Tagad navigācijas sistēmas veikspēja ar vienu akselerometru tiks pārbaudīta, pielietojot signāla modeli (2.4). Un šim nolūkam MotionNode inerģiālā mērierīce tika nostiprināta transportlīdzeklī. Kinemātikas mērījumi tika veikti maršrutā, kas parādīts 2.1. attēlā.

Akselerometru dati tika ierakstīti cietajā diskā un vēlāk tika apstrādāti transportlīdzekļa ātruma un nobrauktā ceļa garuma novērtējumam atbilstoši šādiem soļiem:

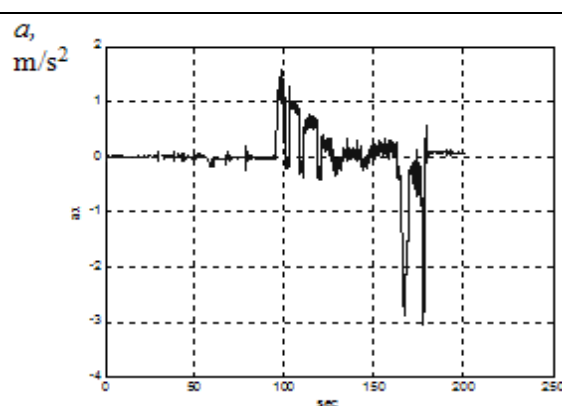
- akselerometra signāla novirzes aprēķināšana;
- transportlīdzekļa ātruma un nobrauktā ceļa garuma aprēķināšana, izmantojot paātrinājuma integrēšanu.

2.3.-2.4. attēlā ir atspoguļoti aprēķinu rezultāti transportlīdzekļa vienmērīgai kustībai ar ātrumu 60 km/h 1020 m distancē. Tādi pietiekami labi ātruma un veiktā ceļa novērtējumi

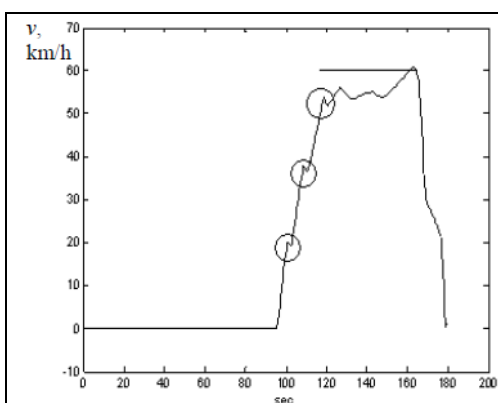
tika iegūti, pateicoties realizētajam mākslīgajam likumam paātrinājuma signāla apstrādes algoritmā, kurš aizvietoja kalibrētos akcelerometra mērījumus ar nulli, kad paātrinājuma vērtība ir mazāka par statistiskā akcelerometra signāla standartnovirzes vērtību.



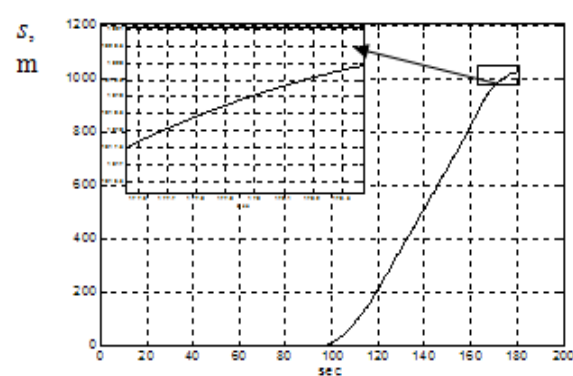
2.1. att. Eksperimenta maršruts



2.2. att. Akcelerometra (x-ass) kalibrētais signāls



2.3. att. Transportlīdzekļa ātruma novērtējums



2.4. att. Nobrauktā ceļa garuma novērtējums ($s = 1020$ m)

Šis vienkāršais piemērs parāda, ka

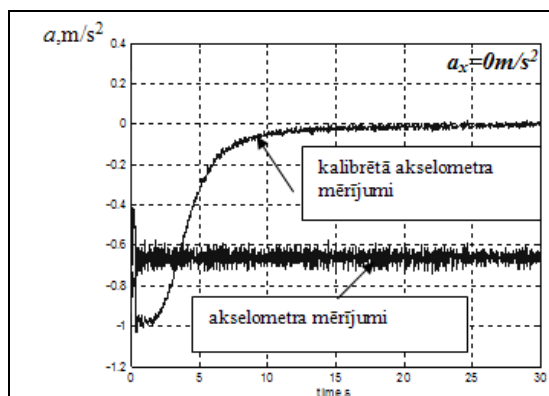
- ātrumu un nobrauktā ceļa garumu var vienkārši aprēķināt bez trokšņu fluktuācijām ar akcelerometra signāla integrēšanu (šajā gadījumā integrēšana izpilda zemfrekvenču filtra funkciju);
- inerciālā mērierīces darbība ir neatkarīga no ārējiem signāliem;
- šeit nav parādīts, bet ir acīmredzams, ka atrašanās vietas un ātruma kļūdas strauji pieaug laikā, ja akcelerometra novirze nav atņemta pirms paātrinājuma integrēšanas;
- inerciālo mērierīci ir pareizi jāizvieto un jāiestiprina transportlīdzeklī atrašanās vietas un ātruma novērtējumu precizitātes paaugstināšanai;
- īstermiņa novērtējumu precizitāte ir augsta (skat. transportlīdzekļa transmisijas pārslēgšanas momentus 2.4. attēlā).

Iepriekš apskatītajos piemēros tika pieņemts, ka akcelerometra mērījumu kļūdu veido nemainīgā palaišanas mainošā novirze un Gausa trokšņi. Patiesībā mikroelektromehānisko sistēmu (MEMS) akcelerometriem signāla novirze nav nemainīga, kā arī trokšņu daba var būt samērā sarežģīta. MEMS žiroskopiem ir vēl sarežģītāka mērījumu kļūdas daba to izstrādes nepilnīguma dēļ.

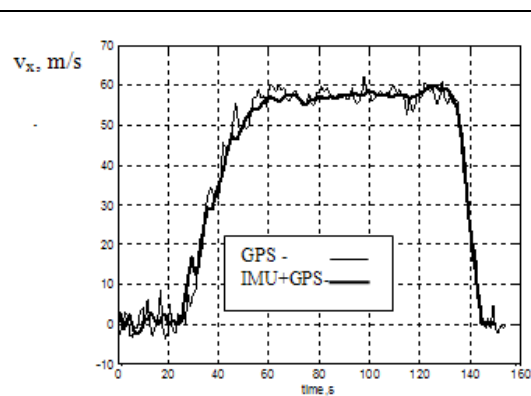
2.5. Augstfrekvences trokšņu samazināšana

Integrēšana ar GPS samazina tikai inerciālās sistēmas ilgtermiņa kļūdas. Lai samazinātu arī augstfrekvences trokšņus, ir nepieciešams izmantot sensoru signālu filtrēšanas paņēmienus (zemfrekvences filtrēšana, veivletu dekompozīcija, LKF).

LKF veic ne tikai augstfrekvenču kļūdas novēršanu, bet arī papildus samazina mērījumu zemfrekvenču kļūdu (2.5. att.), kas tika iekļauta LKF sistēmas modelī.



2.5. att. Akselerometra mērījumi ar korekciju pēc GPS un akselerometra datu apstrādes ar LKF

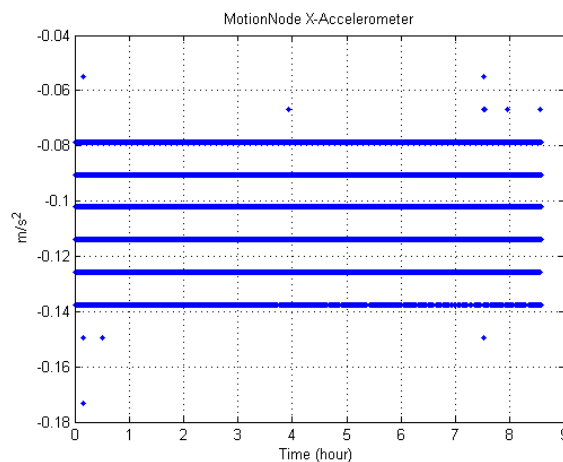


2.6. att. Transportlīdzekļa ātruma novērtējums, ja $v = 60 \text{ km/h}$, izmantojot GPS un MotionNode inerciālo mērierīci

Savukārt akselerometra mērījumi palīdz mazināt augstfrekvenču kļūdas GPS veidotajam ātruma novērtējumam. Piemēram, ātruma novērtējumā tikai pēc GPS mērījumiem pastāv stipras trokšņu fluktuācijas (skat. 2.6. attēlu). Šīs ātruma novērtējuma fluktuācijas samazinās pēc GPS un akselerometru datu kompleksās apstrādes, izmantojot LKF [6].

3. MEMS INERCIĀLO SENSORU SIGNĀLU ANALĪZE

MEMS inerciālo sensoru mērījumu kļūdu raksturojumu izpētes nolūkos tika veikta signālu analīze laika un frekvenču apgabalos. Akselerometra signāls stacionārā režīmā ir parādīts 3.1. attēlā.



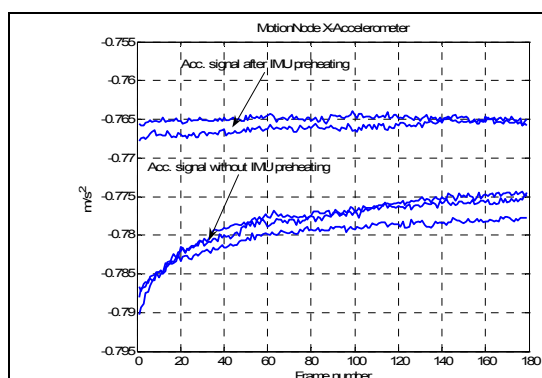
3.1. att. MotionNode inerciālās mērierīces x-ass akselerometra statistiskie mērījumi (8 stundu laikā)

Katrs punkts 3.1. att. grafikā atbilst vienai mēritajai vērtībai. Tā kā mērījumu frekvence akselerometram ir 60 Hz, bet mērījumu ilgums bija 8 stundas, tad atsevišķie punkti veido redzamās taisnās līnijas. No tāda signāla attēlojuma (skat. 3.1.att.) var vienkārši atrast signāla izšķirtspēju.

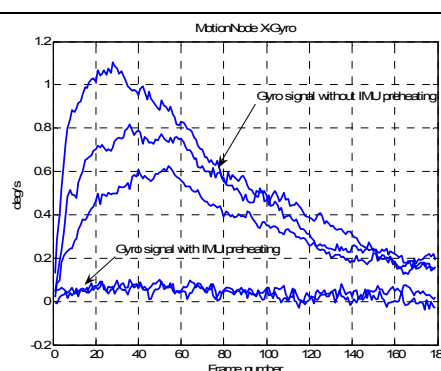
Statiskā akselerometra mērījumu datu modas vērtību var rekomendēt izmantot kā akselerometra gadījuma novirzes statistiskās daļas novērtējumu.

3.1. Inerciālo sensoru signālu svārstības

Jāievēro būtiskās sensoru izejas signālu izmaiņas inerciālajās mērierīcēs temperatūras izmaiņu apstākļos ierīcēm bez efektīvas temperatūras kompensācijas shēmas. Inerciālās mērierīces izejas signāla svārstības tās sasildīšanas laikā ir parādītas 3.2. un 3.3. attēlā. Akselerometru novirzes vidējais stabilizācijas laiks var sasniegt līdz pat 20 minūtēm (MotionNode inerciālā mērierīce).



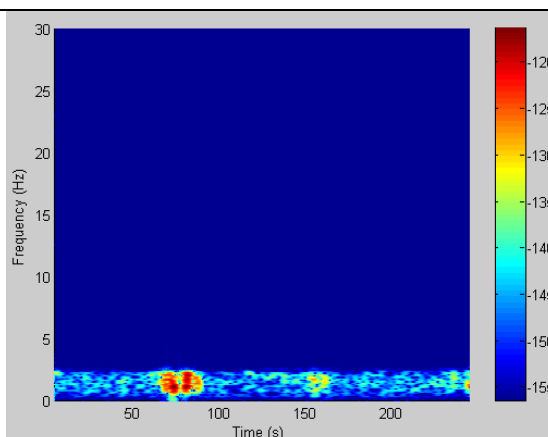
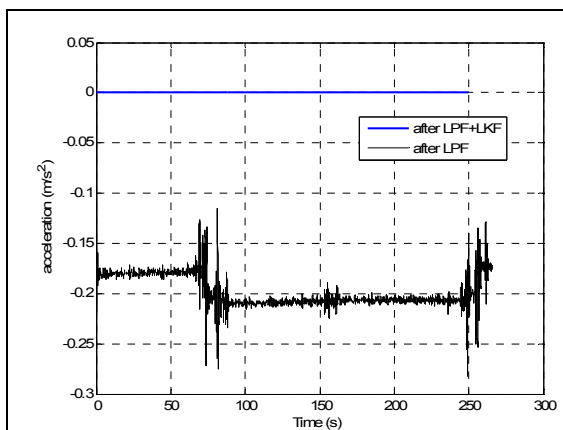
3.2. att. Statiskā akselerometra signāla vidējās vērtības novērtējums (1 stundas laikā) attiecībā pret kadru numuru (kadra garums veido 1000 mērījumus)



3.3. att. Statiskā žiroskopa signāla vidējās vērtības novērtējums (1 stundas laikā) attiecībā pret kadru numuru (kadra garums veido 1000 mērījumus)

3.2. Akselerometru mērījumu kļūdu samazināšana

LPF un LKF kopīga izmantošana ļauj ievērojami samazināt akselerometra mērījumu kļūdu (3.4. att.).



3.4. att. Garenpaātrinājuma analīze. Kļūdu samazināšana, izmantojot LPF (Čebiševa II tipa ciparu filtrs) + LKF. Signāla standartnovirze pēc trokšņu noņemšanas ir $\sigma = 3.34 \cdot 10^{-7} \text{ m/s}^2$

3.3. Inerciālo sensoru mērījumu kļūdas veidu identificēšana

Pirmkārt, jānosaka gadījumrakstura kļūdu veidi. Tālāk gadījumrakstura kļūdas apraksta ar stohastiskiem kļūdu modeļiem. Šos modeļus iekļauj navigācijas sistēmas novērtēšanas algoritmā. Inerciālo sensoru gadījumrakstura kļūdas var aprakstīt ar šādiem stohastiskiem modeļiem, vai arī to kombinācijām: baltie trokšņi, gadījuma konstantes, gadījuma dreifa trokšņi, pirmās kārtas Gausa-Markova modelis. Lielākajai zemo izmaksu inerģiālo sensoru daļai stohastiskās kļūdas aprakstam var pielietot pirmās kārtas Gausa-Markova (GM) vai gadījuma dreifa trokšņu un balto trokšņu modeli.

Novirzes dinamiskās komponentes trokšņus identificē ar Alena dispersionālo analīzi, kuras detalizēts apraksts ir atrodams standartā IEEE STD 647-2006. Lai aprēķinātu Alena dispersionālo funkciju, signālu sadala vairākos segmentos, kurus raksturo kopējais vidējais laiks τ . Alena dispersija katram laika intervālam tiek aprēķināta saskaņā ar formulu

$$\sigma^2(\tau) = \frac{1}{2 \cdot (N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} (\overline{s_{i+1}}(\tau) - \overline{s_i}(\tau))^2, \quad (3.1)$$

Aprēķinātie trokšņu parametri MotionNode inerģiālajās ierīces sensoriem ir apkopoti 3.1. un 3.2. tabulā [8].

3.1. tabula

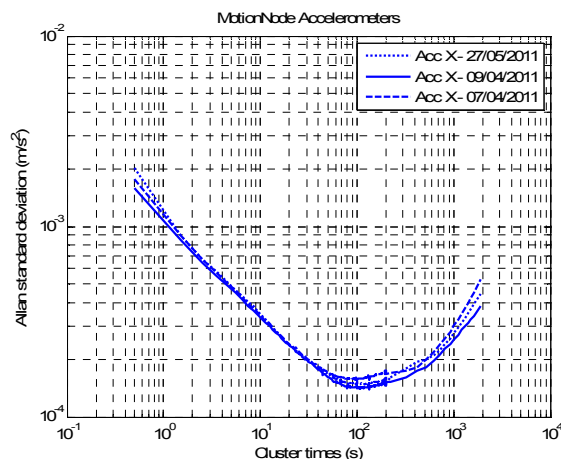
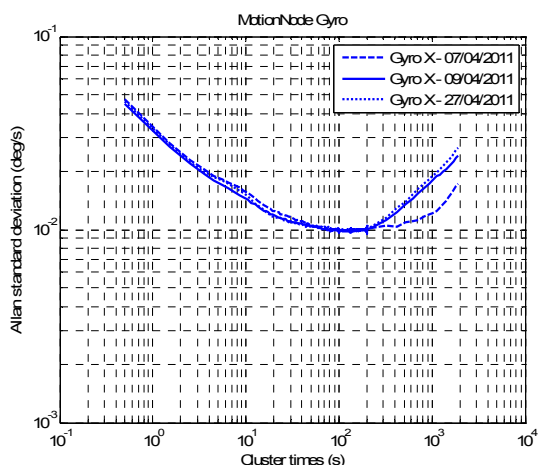
MotionNode inerģiālās mērierīces akselerometru trokšņu parametri

	N, m/s/ h ^{1/2}	AC	ε, %	K, m/s ² /h ^{1/2}	AC	ε, %	B, m/s ²	ε, %
X	0.06	-0.48	±2.4	9.326·10 ⁻⁴	0.50	±15	2.233·10 ⁻⁴	±3.4
Y	0.057	-0.49	±2.2	0.0051	0.65	±15	3.602·10 ⁻⁴	±2.1
Z	0.06	-0.46	±2.1	0.0021	0.57	±15	2.8833·10 ⁻⁴	±2.6

3.2. tabula

MotionNode inerģiālās mērierīces žiroskopu trokšņu parametri

	N, °/h ^{1/2}	AC	ε, %	K, deg/h /h ^{1/2}	AC	ε, %	B, °/h	ε, %
X	1.94	-0.38	±1	275	0.51	±15	54	±5.6
Y	2.71	-0.36	±0.6	2969	0.63	±15	143	±1.7
Z	2.16	-0.40	±0.6	-	-		75	±7.9



3.5. att. MotionNode inerciālās mērierīces Alena dispersijas līknes trim eksperimentiem

Kā arī tika sagaidīts, maksimālā nestabilitāte un visstiprākie trokšņi novērojami y-ass sensoriem (inerciālās mērierīces vertikālais kanāls) gravitācijas paātrinājuma ietekmes dēļ. Alena dispersionālā analīze parāda, ka kļūdu avoti akselerometra signālā ir ātruma gadījuma dreifa trokšņi un paātrinājuma gadījuma dreifa trokšņi. Y ass akselerometram pastāv arī korelācijas trokšņi ($\tau = 3.8$ s). Žiroskopam pārsvarā ir gadījuma dreifa leņķa trokšņi un gadījuma dreifa leņķiskā ātruma trokšņi, kā arī mirgoņas trokšņi (angl. *flicker noise*) (atbilstoši Alena dispersionālās funkcijas nulles novirzes nestabilitātes intervālam); pie tam pēdējais trokšņu veids ir stiprāk izteikts, nekā akselerometriem, kuriem gandrīz pavisam nebija mirgoņas trokšņu.

No grafikiem (skat. 3.5. att.) redzams, ka Alena dispersijas līknes atšķiras katrā testā. Vislielākā atšķirība novērojama vidējā laika $\tau > 30$ s diapazonā akselerometriem un $\tau > 100$ s diapazonā žiroskopiem [8].

Izmantojot eksperimentālus MotionNode IMU datus, tika identificēti x, z-akselerometra un y-žiroskopa sensoru signāla dinamiskās novirzes daļas matemātiskie modeļi, kuri ir apkopoti 3.3. tabulā. Šie modeļi tiek izmantoti novērtēšanas algoritma pareģošanas solī.

3.3. tabula
MotionNode IMU inerciālo sensoru signāla dinamiskās novirzes daļas modeļi

Modeļa īstenības periods	Vairākas sekundes	Dažas minūtes
X akselerometrs	baltais troksnis	SF+ Δ , $\Delta_{\max} \approx 10^{-3}$
Z akselerometrs	baltais troksnis	SF+ Δ , $\Delta_{\max} \approx 10^{-3}$
Y žiroskops	GM+DF(2),	GM+DF(2)

SF – stohastiskā funkcija (GM process vai GM un balta trokšņa procesa kombinācija) baltais troksnis, DF(n) – determinētā funkcija, kas definēta kā n -tās pakāpes polinoms.

4. IMU NOLĪDZINĀŠANA UN TELPISKĀ STĀVOKĻA NOVĒRTĒŠANA

IMU asis ir jāsavieto ar transportlīdzekļa asīm (t.i., panākt, lai ķermeņa koordinātu sistēma sakristu ar transportlīdzekļa koordinātu sistēmu) pirms navigācijas parametru novērtēšanas. Pēc tam ķermeņa koordinātu sistēmu pielīdzina navigācijas koordinātu sistēmai. Sānsvere, slīpuma leņķis un azimuts tiek novērtēti absolūtās pielīdzināšanas laikā.

Prasības IMU sākuma pielīdzināšanai ir augsta precizitāte un ātrdarbība. Precīza pielīdzināšana ir ļoti svarīga navigācijas parametru precīzai novērtēšanai. Bet precīzā pielīdzināšana var aizņemt daudz laika. Tādēļ nepieciešams atrast optimālu risinājumu, ņemot vērā precizitāti un tās sasniegšanas laiku.

Tomēr MEMS sensoru signāliem piemīt liela dreifa intensitāte un liels trokšņu līmenis, un tamdēļ žiroskopa signālu nav iespējams izmantot transportlīdzekļa azimuta (kursa) novērtēšanai. Kad GPS signāls ir pieejams un transportlīdzekļa ātrums nav nulle, ir iespējams aprēķināt transportlīdzekļa kursu, izmantojot attiecīgo ātruma novērtējumu no GPS sensora. Kad GPS signāls nav pieejams, magnetometri (kuri mēra Zemes magnētiskā lauka indukciju) tiek izmantoti kursa noteikšanai attiecībā pret lokāliem magnētiskajiem ziemeļiem.

Uz kvaternioniem bāzētais KF tiek piedāvāts objekta telpiskā stāvokļa novērtēšanai. Lai pārbaudītu ieteikto metodi objekta telpiskā stāvokļa noteikšanai, tās novērtēšanas rezultāts tiek salīdzināts ar MTi-G IMU apstrādes rezultātu. MTi-G IMU datu apstrādes algoritms un piedāvātais algoritms izmanto vienādus kalibrētus datus no MTi-G sensoriem, tādēļ telpiskā stāvokļa novērtēšanas rezultātu salīdzinājums nozīmē tikai algoritmu atšķirību salīdzinājumu. Eksperimentu laikā GPS signāls nebija pieejams MTi-G IMU. Eksperimenti telpiskā stāvokļa novērtēšanai tika veikti, izmantojot MTi-G IMU noteikto sānsveri un slīpuma leņķi pēc simulācijas ar slīpuma galda (angl. *tilt table*) palīdzību. Telpiskā stāvokļa novērtēšanas rezultāti ir apkopoti 4.1. – 4.3. tabulā [10].

4.1. tabula

Sānsveres un slīpuma leņķa novērtējuma statistiskie raksturojumi
($\theta = 0^\circ$ un $\phi = 0^\circ$ ar precizitāti $\pm 0.1^\circ$)

Statistiskie raksturojumi, grādi, [°]	Slīpuma leņķa novērtējums		Sānsveres novērtējums	
	MTi-G	Piedāvātais algoritms	MTi-G	Piedāvātais algoritms
Vidējā vērtība	-0.4699	-0.3142	0.3433	0.4896
Standartnovirze	0.1270	0.0168	0.1949	0.0150

4.2. tabula

Sānsveres un slīpuma leņķa novērtējuma statistiskie raksturojumi
($\phi = 39.5^\circ$ ar precizitāti $\pm 0.5^\circ$ un $\theta = 0^\circ$)

Statistiskie raksturojumi, grādi, [°]	Slīpuma leņķa novērtējums		Sānsveres novērtējums	
	MTi-G	Piedāvātais algoritms	MTi-G	Piedāvātais algoritms
Vidējā vērtība	39.7758	39.4934	39.3042	39.6591
Standartnovirze	0.1336	0.0307	0.3483	0.0318

Kursa novērtējuma statistiskie raksturojumi

Statistiskie raksturojumi, grādi, [°]	Azimuta novērtējums	
	MTi-G	Piedāvātais algoritms
Vidējā vērtība	119.0114	118.5133
Standartnovirze	0.8005	0.4083

MEMS IMU ir spējīga novērtēt telpiskā stāvokļa leņķu sākumvērtības stacionārajā darba režīmā bez ārējo sensoru (piemēram, GPS) korekcijas palīdzības. Telpiskā stāvokļa novērtēšanas precizitāte ($\pm 0.5^\circ$) ir pietiekama transportlīdzekļa navigācijas pielietojumam. Piedāvātā algoritma konverģences ātrums ir ļoti liels: ir nepieciešams laiks mazāks par 1 s, lai iegūtu sānsveres un slīpuma leņķa vērtību.

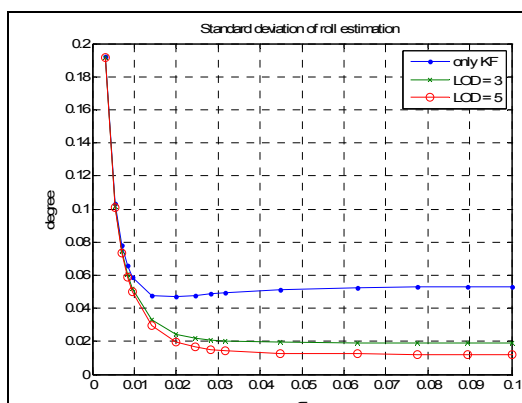
Ir iespējams samazināt stacionāra objekta sānsveres, slīpuma leņķa novērtējuma standartnovirzi vēl vairāk. Šīm nolūkam LKF algoritma stāvokļu pārejas matrica Φ tiek aizvietota ar atbilstošo vienības matricu ($\Phi = I$). Sistēmas trokšņa līmenis jāsamazina vismaz 1000-10000 reizes, salīdzinot ar MEMS žiroskopa specifikācijā noteiktajām vērtībām. Objekta telpiskā stāvokļa novērtēšanas rezultāti (kad sānsveres un slīpuma leņķis ir vienāds ar nulli ar precizitāti $\pm 0.1^\circ$) pēc šādas algoritma modifikācijas ir apkopoti 4.4. tabulā [10].

4.4. tabula

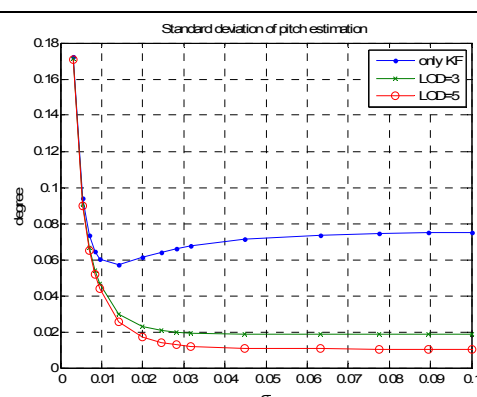
Sānsveres, slīpuma leņķa novērtējuma statistiskie raksturojumi ($R=0.01 \cdot I$)

Statistiskie raksturojumi, grādi, [°]	Slīpuma leņķa novērtējums		Sānsveres novērtējums	
	KF	Modificētais KF	KF	Modificētais KF
Vidējā vērtība	0.2648	0.2646	0.4512	0.4510
Standartnovirze	0.0096	0.0040	0.0128	0.0055

Ir veikta LKF sistēmas trokšņu vērtības σ ietekmes uz sānsveres un slīpuma leņķa novērtējumu analīze (4.1. un 4.2. att.).



4.1. att. Sistēmas trokšņu vērtības σ ietekme uz sānsveres novērtējumu; dekompozīcijas līmenis (angl. *Level of Decomposition – LOD*)

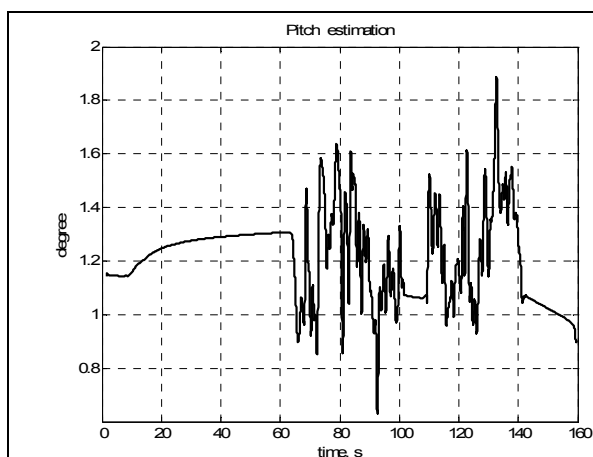


4.2. att. Sistēmas trokšņu vērtības σ ietekme uz slīpuma leņķa novērtējumu; dekompozīcijas līmenis (angl. *Level of Decomposition – LOD*)

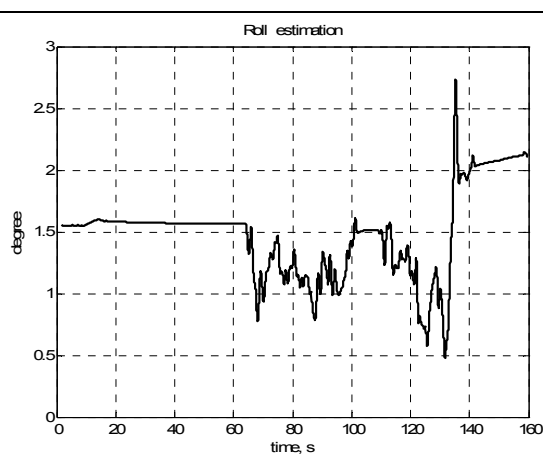
Sānsveres, slīpuma leņķa novērtēšanas standartnovirzei ir maksimālā vērtība, kad LKF algoritms tiek izmantots bez signāla pirmapstrādes ar veivletu algoritmu. Un ir tikai viena sistēmas trokšņu standartnovirzes optimālā vērtība, kura minimizē sānsveres un slīpuma leņķa novērtēšanas standartnovirzi, kad datu apstrādei tiek izmantots tikai LKF algoritms.

Parasti sānsveres un slīpuma leņķu novērtēšanai ir nepieciešami tikai akselerometra dati, ja transportlīdzeklis atrodas stacionārā režīmā. Kad transportlīdzeklis kustas, nav iespējams iegūt uzticamu risinājumu tā sānsveres un slīpuma leņķiem, izmantojot tikai akselerometra signālu. Tas ir saistīts ar to, ka akselerometra signāls satur informāciju ne tikai par transportlīdzekļa sānsveres un slīpuma leņķiem, bet arī par tā paātrinājumu. Tādēļ kustīgā objekta telpiskā stāvokļa novērtēšanai jāizmanto žiroskopa signāls. Ņemot to vērā, tika ieteiktas šādas algoritma modifikācijas. Kalmana pastiprināšanas koeficientu matrica ir vienāda ar nulles matricu, kad automobiļa ātrums izmainās vairāk par noteikto lielumu vienas sekundes laikā. Šī lieluma vērtība (0.15 m/s) tika noteikta empīriski. Stāvokļu pārejas matrica Φ tika aizvietota ar vienības matricu ($\Phi = \mathbf{I}$), kad automobiļa ātrums izmainās mazāk par 0.15 m/s vienas sekundes laikā [10].

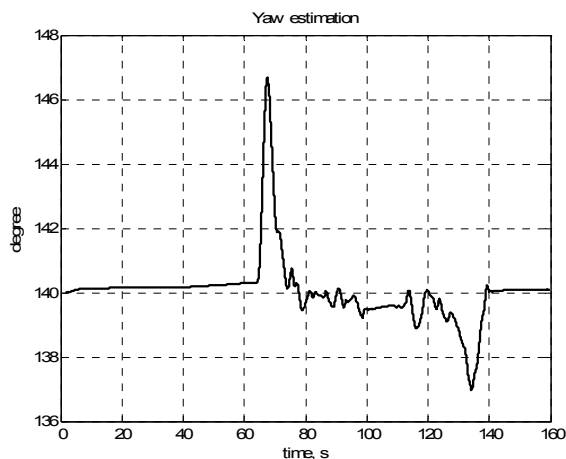
Transportlīdzekļa telpiskā stāvokļa novērtēšanas rezultāti ir parādīti 4.3. – 4.5. attēlā. Automobilis atrodas stacionārajā režīmā pirmo 60 sekunžu laikā un pēdējo 10 sekunžu laikā. Kā bija paredzēts, gadījumā, kad tika izmantoti akselerometru signāli un transportlīdzeklis atradās stacionārajā režīmā, sānsveres un slīpuma leņķu novērtēšanai ir mazāk fluktuāciju, salīdzinot ar gadījumu, kad tas atrodas kustībā [10].



4.3. att. Slīpuma leņķa novērtēšana



4.4. att. Sānsveres leņķa novērtēšana



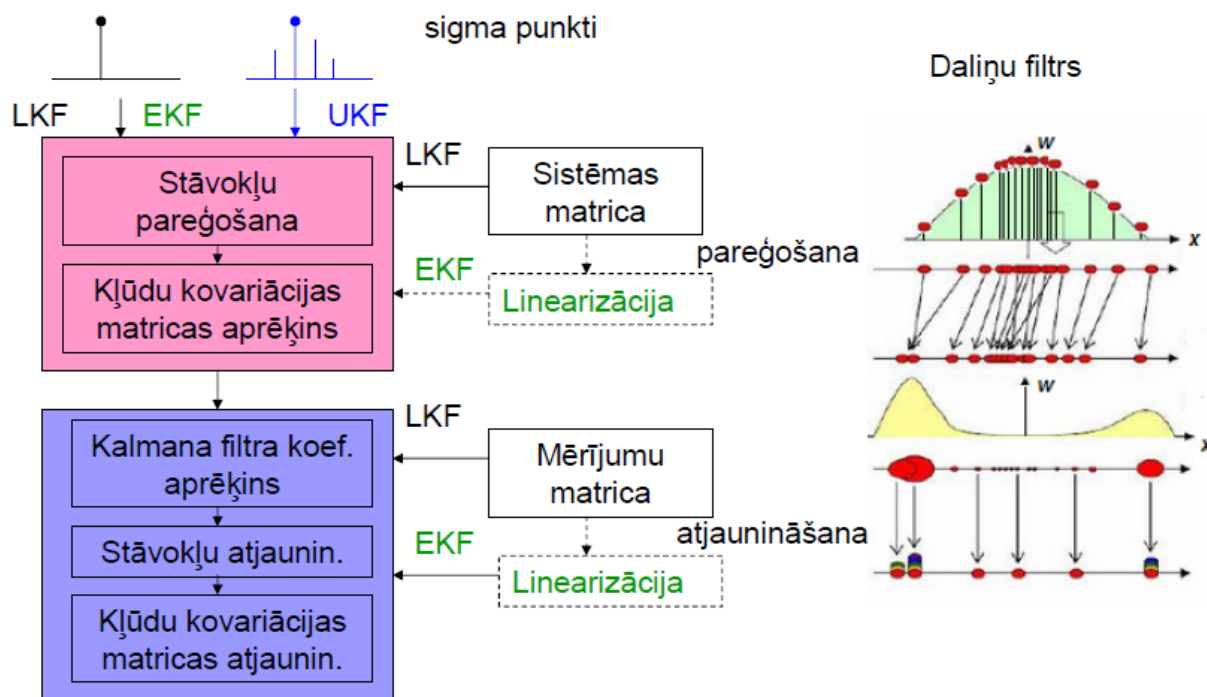
4.5. att. Kursa novērtēšana

5. NOVĒRTĒŠANAS ALGORITMI

Novērtēšanas algoritmi tiek pielietoti navigācijas risinājuma aprēķinam, izmantojot pieejamo sensoru datus. Šim nolūkam plaši tiek pielietoti algoritmi uz KF bāzes. Parasti navigācijas sistēmu modelē kā nelineāru dinamisko sistēmu un, ņemot vērā tās nelinearitāti, jāizmanto piemērots novērtēšanas algoritms. Mūsdienu navigācijas sistēmās paplašinātais Kalmana filtrs (angl. *extended Kalman filter* – EKF) tiek uzskatīts par novērtēšanas algoritma standartu. EKF izmanto navigācijas sistēmas nelineārā modeļa lineāro aproksimāciju (ar Teilora rindas palīdzību). Lineārs Kalmana filtrs (angl. *linear Kalman filter* – LKF) tiek izmantots, ja apskatītā novērtēšanas problēma tiek aprakstīta ar lineāro modeli. LKF algoritma priekšrocība ir vienkārša realizācija un zema skaitļotāja noslodze.

LKF, EKF, UKF, PF (daļiņu filtrs) novērtēšanas algoritmu darbības principa vienkāršotais salīdzinājums vienstāvokļa sistēmai ir parādīts 5.1. attēlā. Šie algoritmi sastāv no pareģošanas un atjaunināšanas soļiem. Sigma punktu Kalmana filtra darbības princips atšķiras no LKF un EKF, jo filtra ieejā pienāk nevis viens sistēmas stāvokļa novērtējums, bet vairāki sigma punkti. Sigma punkti aproksimē sistēmas stāvokļa vidējo vērtību un kovariāciju. Šie sigma punkti tiek apstrādāti algoritma pareģošanas un atjaunināšanas solī. Daļiņu filtra ieejā ir daudz vairāk viena stāvokļa novērtējumu (var būt pat 100). Šie novērtējumi aproksimē sistēmas stāvokļa VBF. Un visi šie stāvokļa novērtējumi tiek apstrādāti vienlaicīgi ar PF algoritmu.

Kā LKF algoritma trūkumus var minēt ierobežotas spējas; tā, piemēram, nav iespējams novērtēt sensora mēroga koeficientu. Tādējādi LKF algoritmam ir nepieciešams izstrādāt speciālas modifikācijas, lai uzlabotu tā novērtēšanas veikspēju. Šādas modifikācijas tiks aprakstītas zemāk (skat. 5.1. un 5.3. apakšnodaļu). Pēc tam tiks apskatīta navigācijas sistēmas izstrāde ar adaptīvo EKF (skat. 5.4. apakšnodaļu) un sigma punktu Kalmana filtru (angl. *unscented Kalman filter* – UKF) (skat. 5.5. apakšnodaļu) algoritmu.



5.1. att. Novērtēšanas algoritmu darbības principa vienkāršotais salīdzinājums

5.1. Kalmana pastiprinājuma koeficientu korekcijas algoritms

Kalmana pastiprinājuma koeficientu korekcijas algoritms (KPKA) tiek izmantots, lai samazinātu sistēmas stāvokļu (vieta, ātrums) novērtēšanas kļūdu [5]. Šī algoritma soļi ir šādi:

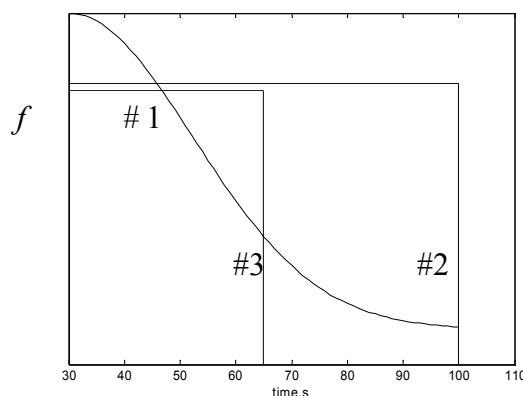
1. solis: noteikt laika momentu, kad transportlīdzekļa paātrinājums sāk mainīties;
- b) 2. solis: pievienot speciālas funkcijas vērtības pie Kalmana pastiprināšanas koeficientu matricas diagonāliem elementiem, lai uzlabotu algoritma veiktspēju transportlīdzekļa ātruma izmaiņas laikā un laika periodā pēc tā izmaiņas.

Korekcijas un atjaunināšanas vienādojumi Kalmana pastiprināšanas koeficientu matricai ir šādi:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k(\text{predicted})} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k(\text{predicted})} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \\ \mathbf{F}_k &= \text{diag} \left\{ f_\ell \right\}, \\ \mathbf{K}_{k(\text{corrected})} &= \mathbf{K}_k + \mathbf{F}_k, \end{aligned} \quad (5.1)$$

kur f – speciālas funkcijas vērtības laika momentā k , ℓ – dinamiskās sistēmas modeļa mainīgo stāvokļu skaits.

Tika pārbaudītas trīs funkcijas f . Šo funkciju formas ir parādītas 5.1. attēlā. Šo funkciju ilgums tika noteikts, ņemot vērā novērtēšanas kļūdu ar augstākām vērtībām ilgumu, t.i., no $t = 30$ s līdz $t = 100$ s (skat. 5.2. att.). Pozīcijas vidējās kvadrātiskās kļūdas novērtēšanas rezultāti (izmantojot trīs funkcijas korekcijai vienādojumā (5.1)), kad objekta paātrinājums bija $a_x = 10 \text{ m/s}^2$ no $t = 30$ s līdz $t = 50$ s, ir apkopoti 5.1. tabulā [5].



5.2. att. Funkcijas f trīs veidi

5.1. tabula

Pozīcijas vidējās kvadrātiskās kļūdas (VKK) novērtēšanas rezultāti

Funkcijas Nr.	#1	#2	#3
VKK, m ²	26	300	2569

Simulācijas rezultāti parāda, ka funkcija #1 ļauj samazināt pozīcijas novērtēšanas kļūdu lielākā mērā. Iemesls tam var būt tas, ka funkcijai #1 ir gluda pārejas forma, un tādēļ pēc tam, kad ir mainījies paātrinājums, Kalmana pastiprinājuma koeficienta korekcija notiek plūdeni, bez papildus traucējumiem.

Matemātiskais apraksts funkcijai #1 ir šāds [5]:

$$f(t_k) = Ae^{-B(t_k - t_D)^2}, \quad (5.2)$$

kur A , B – fiksētie lielumi, kurus noteic lietotājs vai algoritma projektētājs, t_D – laika moments, kad sāk izmainīties objekta paātrinājums.

5.2. GPS un akselerometra datu sapludināšana, izmantojot LKF

LKF algoritms tika pielietots transportlīdzekļa nobrauktā ceļa garuma novērtēšanai.

Transportlīdzekļa nobrauktā ceļa garuma ar ātrumiem 40, 60, 80 km/h novērtēšanas rezultāti ir apkopoti 5.2. tabulā [6]. LKF (pilnīga stāvokļa realizācija) tika izmantots GPS un akselerometra datu sapludināšanai. Novērtētā nobrauktā ceļa garuma precizitāte ir ļoti laba abām metodēm, kā varam redzēt 5.2. tabulā. Tiešas distances novērtēšanas metodes vidējā kvadrātiskā kļūda ir 5.33 m, izmantojot tikai GPS mērījumu. GPS un akselerometra datu sapludināšana, izmantojot LKF, deva VKK, kas vienāds ar 4.67 m.

5.2. tabula

Transportlīdzekļa nobrauktā ceļa garuma novērtēšana

Transportlīdzekļa nobrauktā ceļa garums ir 1004±1m	Nobrauktā ceļa garuma novērtēšanas metode	
	Tiešā, izmantojot tikai GPS datus	Akselerometra un GPS datu sapludināšana
MĒĢINĀJUMS 1 ar $v = 40$ km/h	1008 m	1007 m
MĒĢINĀJUMS 2 ar $v = 60$ km/h	1009 m	1009 m
MĒĢINĀJUMS 3 ar $v = 80$ km/h	1011 m	1010 m

5.3. Intelektuālais Kalmana filtra algoritms

Nobrauktā ceļa garuma mērījumu apstrādes mērķis, izmantojot intelektuālo Kalmana filtra algoritmu, ir distances novērtēšanas kļūdas samazināšana [7]. Galvenie šo kļūdu cēloņi ir trokšņi un GPS sensoru mērījumu nenoteiktība, īpaši gadījumos, kad transportlīdzeklis atrodas stacionārajā režīmā.

Nobrauktā ceļa garums tika aprēķināts, izmantojot secīgo distanču summēšanu starp blakus punktiem ar Zemi saistītās un centrētās atskaites sistēmas (angl. *Earth fixed Earth centered coordinate frame* – ECEF) koordinātām, kas definētas, izmantojot GPS mērījumus:

$$S_{x_GPS,i} = S_{x_GPS,i-1} + S_{x_GPS,i,i-1} \quad (5.3)$$

kur $S_{x_GPS,i}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika momentā $t=t_i$; $S_{x_GPS,i-1}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika momentā $t=t_{i-1}$; $S_{x_GPS,i,i-1}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika intervālā $[t_{i-1} \dots t_i]$.

Nobrauktā ceļa garuma mērījumiem pielietotais intelektuālā algoritma likums ir šāds [7]:

$$\begin{aligned} S_{x_GPS,i} &= S_{x_GPS,i-1} + S_{x_GPS,i,i-1}, & \text{ja } a_x > \gamma & \text{ laika momentā } t=t_{i-3}, t_{i-2}, t_{i-1}, \\ S_{x_GPS,i} &= S_{x_GPS,i-1} + 0, & \text{ja } a_x \leq \gamma & \text{ laika momentā } t=t_{i-3}, t_{i-2}, t_{i-1}, \end{aligned} \quad (5.4)$$

kur a_x – akselerometra signāla novērtējums; γ – noteikts sliekšnis, kurš atbilst akselerometra signāla novērtējuma trokšņa līmenim; $s_{x_GPS,i}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika momentā $t=t_i$; $s_{x_GPS,i-1}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika momentā $t=t_{i-1}$; $s_{x_GPS,i-1}$ – nobrauktā ceļa garuma vērtība laika intervālā $[t_{i-1} \dots t_i]$.

Šis likums tika noteikts eksperimentāli, veicot akselerometra signālu, kuri tika izmērīti ar sensoriem transportlīdzekļa dažādas kustības režīmu laikā, un nobrauktā ceļa garuma mērījumu ar DigiRoller Plus II mērīšanas riteni analīzi. Šī likuma galvenā ideja ir izslēgt nobrauktā ceļa garuma palielinājumu GPS mērījumu nenoteiktības un nekompensētu akselerometra mērījumu trokšņu dēļ.

Eksperimenti parādīja, ka γ vērtība ir atkarīga no transportlīdzekļa kustības režīma un ceļa tipa. Ja nobrauktā ceļa garuma vērtība ir zināma (piemēram, izmērot ar DigiRoller Plus II), ir iespējams atrast optimālas γ vērtības (kad distances novērtēšana kļūda tuvojas minimumam) un sakarību starp transportlīdzekļa kustības režīmu un γ vērtību [7].

Transportlīdzekļa mērenas dinamikas kustības režīma gadījumam (ātrums līdz 90 km/h) γ optimālās vērtības ir: $\gamma = [0.16 \dots 0.18]$. Transportlīdzekļa zemas dinamikas kustības režīma gadījumam (ātrums līdz 50 km/h) parametra γ optimālās vērtības ir: $\gamma = [0.04 \dots 0.05]$. Šie rezultāti ir ļoti svarīgi, jo tie sniedz diezgan šauru parametra γ optimālās vērtības diapazonu, kas tiks izmantots izstrādātajā algoritmā, lai iegūtu uzticamu nobrauktā ceļa garuma novērtēšanu dažādiem transportlīdzekļa kustības režīmiem.

Eksperimenti tika veikti ar dažādiem transportlīdzekļa ātrumiem 40 km/h, 80 km/h, kā arī uz asfalta un grantēta ceļa. Izmantojot mērīšanas riteni, tika iegūts nobrauktā ceļa garuma references lielums, un eksperimentu laikā tā vērtība bija 1005 m visiem mēģinājumiem. Kā redzams 5.3. tabulā, IKF algoritmam ir mazāka novērtēšanas kļūda [7].

5.3. tabula

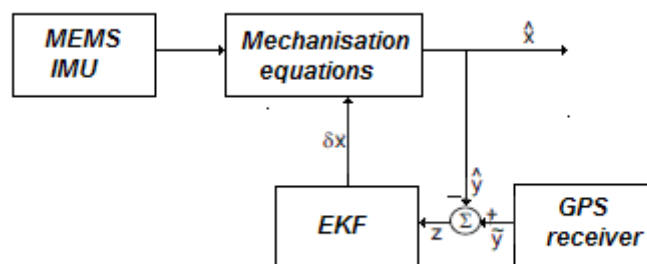
Nobrauktā ceļa garuma novērtēšanas kļūda, izmantojot KF un IKF algoritmu

Mēģinājums #	Nobrauktā ceļa garuma novērtēšanas kļūda, m		Mēģinājuma apraksts (ātrums, ceļa tips)
	KF	IKF	
1	38	9	40 km/h, grantēts ceļš
2	21	5	50 km/h, asfalta ceļš
3	22	6	40 km/h, asfalta ceļš
4	15	6	80-90 km/h, asfalta ceļš
5	20	5	80-90 km/h, asfalta ceļš
6	21	1	80-90 km/h, asfalta ceļš

Tika veikti papildus eksperimenti, lai pārbaudītu IKF algoritma funkcionalitāti. Eksperimentu laikā transportlīdzeklis nobrauca noteikto distanci ar vienu un divām pieturām. Nobrauktā ceļa garums bija 1005 m. Un arī šajā gadījumā IKF algoritmam bija mazāka novērtēšanas kļūda [7].

5.4. 1-D navigācijas sistēma ar EKF novērtēšanas algoritmu

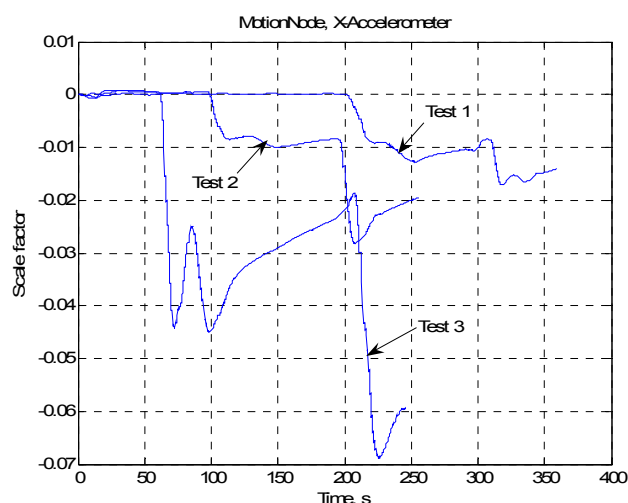
Šādas navigācijas sistēmas realizācijas shēma ir parādīta 5.3. attēlā.



5.3. att. EKF noslēgtā realizācijas shēma

Šeit kļūdu novērtējumi ar EKF tiek atkārtoti pievadīti katrā iterācijā, lai koriģētu pašu sistēmu un Kalmana filtra stāvokļu iestatīšanu nullē. Šī atgriezeniskā saite uztur mazas Kalmana filtra stāvokļu vērtības, minimizējot sistēmas stāvokļu augstākas pakāpes produktu neievērošanas efektu [17].

Izmantojot LKF, nav iespējams novērtēt akselerometra mēroga koeficientu. Tādēļ EKF tiek izmantots devēja mēroga koeficienta novērtēšanai. Inerciālo sensoru mērījumu dati bija iegūti kinemātisko eksperimentu laikā. Akselerometra mēroga koeficienta novērtējumi atbilstoši trim eksperimentiem ir parādīti 5.4. attēlā [9].

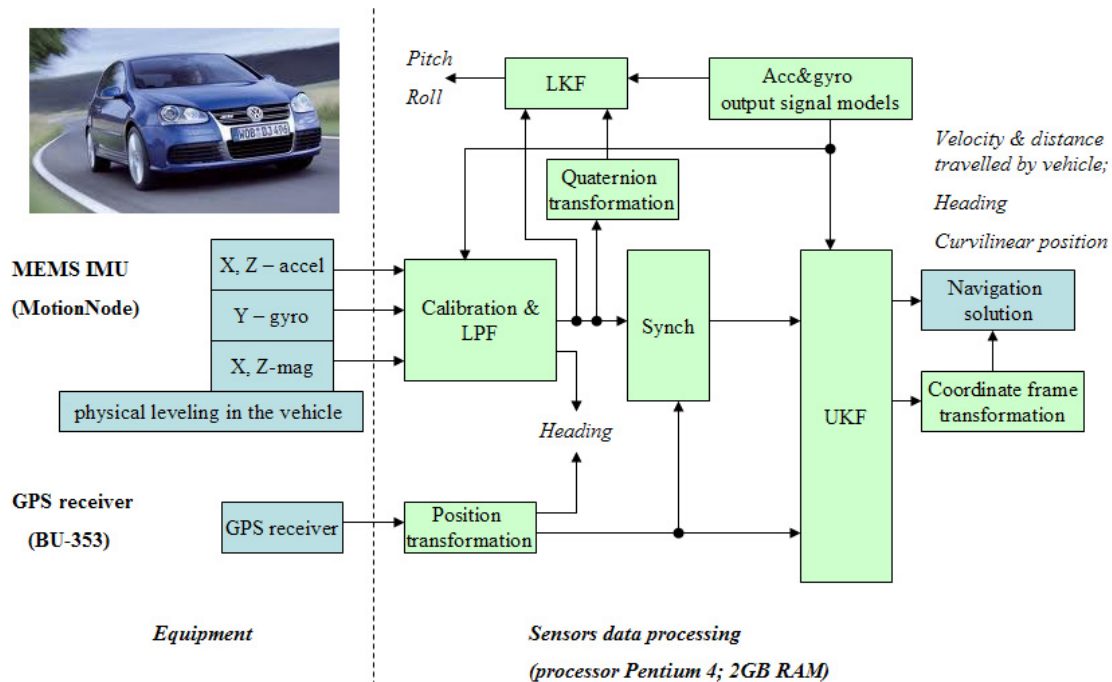


5.4. att. MEMS akselerometra mēroga koeficienta novērtējumi

Soļa lēcienu cēlonis mēroga koeficienta novērtēšanā ir pārslēgšanās starp posmu, kad sistēmas stāvoklis (mēroga koeficients) nav novērojams, jo transportlīdzekļa paātrinājums bija tuvs nullei, un posmu, kad sistēmas stāvoklis ir novērojams pēc transportlīdzekļa paātrinājuma. Sliktākais novērtējums ir novērots 3. eksperimentam. Cēlonis ir neprecīza GPS un IMU datu sinhronizācija, kura bija šajā eksperimentā.

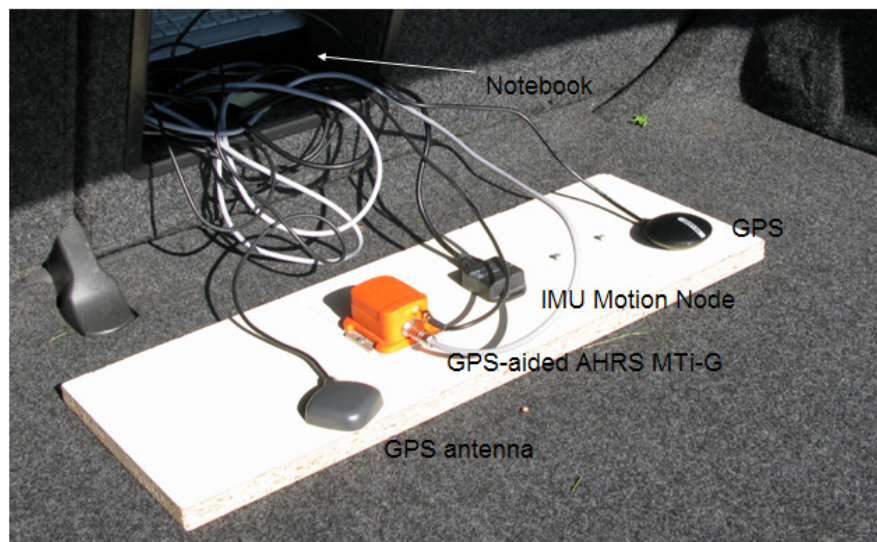
5.5. Sigma punktu Kalmana filtrs

Izmantojot pētījuma rezultātus, tika izstrādāta uz UKF algoritmu balstīta integrētā navigācijas sistēma (5.5. att.). Sensori tika pieslēgti automašīnā kā parādīts 5.6. attēlā.



5.5. att. Zemu izmaksu integrēta GPS/MEMS IMU/magnetometru navigācijas sistēma

Sensoru datu sapludināšanas algoritms (UKF) sastāv no pareģošanas un atjaunināšanas soļiem. Pareģošanas solim tiek izvēlēts datu ātrums $f_2 = 50$ Hz. Šis datu ātrums ir labi piemērots eksperimentiem, jo transportlīdzekļa ātrums nepārsniedz 30 m/s. Datu ātrums atjaunināšanas solim ir vienāds ar GPS sensora datu ātrumu $f_1 = 1$ Hz. GPS dati tiek izmantoti akselerometra un žiroskopa mērījumu kļūdu kompensācijai [11].



5.6. att. MEMS IMU MotionNode un GPS uztvērējs automašīnas iekšpusē

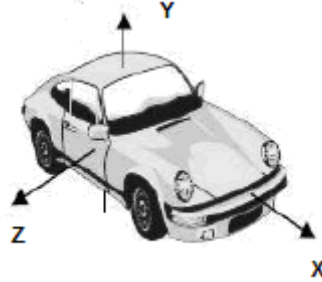
Šāds navigācijas sistēmas stāvokļu vektors tika izvēlēts UKF algoritmam:

$$\mathbf{x}_k = [b_{a_x} \ b_{a_z} \ a_x \ a_z \ v_x \ v_z \ b_{w_y} \ w_y \ \psi], \quad (5.5)$$

kur b_{a_x} un b_{a_z} – akselerometru novirzes novērtējumi, a_x un a_z – paātrinājuma novērtējumi x un z asu virzienos, v_x un v_z – ātruma novērtējumi x un z transportlīdzekļa koordinātu

sistēmas asu virzienos, b_{g_y} – žiroskopa signāla novirzes novērtējums, w_y – transportlīdzekļa leņķiskā ātruma novērtējums ap transportlīdzekļa koordinātu sistēmas y-asi, ψ – transportlīdzekļa kursa novērtējums.

Transportlīdzekļa koordinātu sistēmas orientācija ir parādīta 5.7.attēlā. Transportlīdzekļa koordinātu sistēmas garenass ir x-ass. Transportlīdzekļa koordinātu sistēmas frontālā ass ir z, un y-ass norāda uz leju. IMU ir novietota transportlīdzeklī tā, lai IMU x-asij un y-asij būtu vienāds virziens ar transportlīdzekļa garenasi un sānu asi.



5.7. att. Transportlīdzekļa koordinātu sistēma

Navigācijas sistēmas stāvokļu vektoru novērtē ar frekvenci $f_2 = 50$ Hz starp mērījumiem, izmantojot šādas izteiksmes [11]:

$$\hat{a}_{x,i+1}^- = \beta_1 \cdot \hat{a}_{x,i}^- , \quad (5.6)$$

$$\hat{a}_{z,i+1}^- = \beta_2 \cdot \hat{a}_{z,i}^- , \quad (5.7)$$

$$\hat{w}_{y,i+1}^- = \beta_3 \cdot \hat{w}_{y,i}^- , \quad (5.8)$$

$$\hat{a}_{x,i+1}^- = 0.5 \cdot (I_{x,i} + I_{x,i-1}) + \hat{a}_{x,i}^- , \quad (5.9)$$

$$\hat{a}_{z,i+1}^- = 0.5 \cdot (I_{z,i} + I_{z,i-1}) + \hat{a}_{z,i}^- , \quad (5.10)$$

$$\hat{w}_{y,i+1}^- = 0.5 \cdot (\varphi_{y,i} + \varphi_{y,i-1}) + \hat{w}_{y,i}^- , \quad (5.11)$$

$$\hat{v}_{x,i+1}^- = \hat{v}_{x,i}^- + T \cdot \hat{a}_{x,i+1}^- , \quad (5.12)$$

$$\hat{v}_{z,i+1}^- = \hat{v}_{z,i}^- + T \cdot \hat{a}_{z,i+1}^- , \quad (5.13)$$

$$\psi_{y,i+1}^- = \psi_{y,i}^- + T \cdot \hat{w}_{y,i+1}^- , \quad (5.14)$$

kur $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ – rimšanas koeficienti; I – neapstrādātie MEMS akselerometra mērījumi, $\varphi_{y,i}$ – neapstrādātie MEMS žiroskopa mērījumi, T – vērtēšanas intervāls. Rimšanas koeficientu vērtības tiek noteiktas eksperimentāli algoritmu parametru regulēšanas laikā, lai garantētu algoritma apmierinošo veikspēju, t.i., minimālo transportlīdzekļa ātruma novērtēšanas kļūdu. Vairākos gadījumos rimšanas koeficienti ir vienādi ar 0.9999. Navigācijas sistēmas mērījumu vektors ir [11]:

$$y_k = [v_N \quad v_E] , \quad (5.15)$$

kur v_E ir transportlīdzekļa austrumu ātruma komponente, v_N ir transportlīdzekļa ziemeļu ātruma komponente.

Novērošanas modelis ir uzstādīts, izmantojot šādus nelineārus vienādojumus [11]:

$$\hat{v}_{N,k} = \sqrt{[(\hat{v}_{x,k}^-)^2 + (\hat{v}_{z,k}^-)^2]} \cdot \cos(\hat{\phi}_{y,k}^-) , \quad (5.16)$$

$$\hat{v}_{E,k} = \sqrt{[(\hat{v}_{x,k}^-)^2 + (\hat{v}_{z,k}^-)^2]} \cdot \sin(\hat{\phi}_{y,k}^-). \quad (5.17)$$

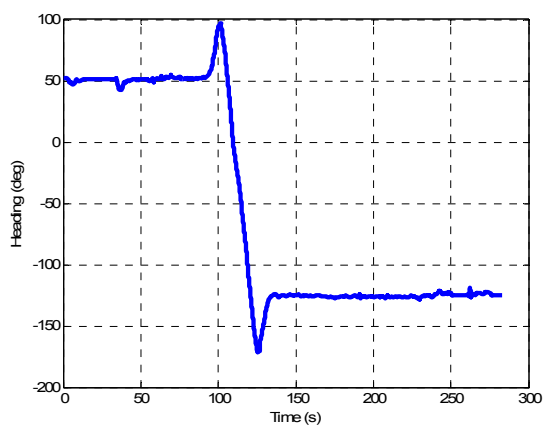
Šie vienādojumi tiek tieši izmantoti UKF algoritmā.



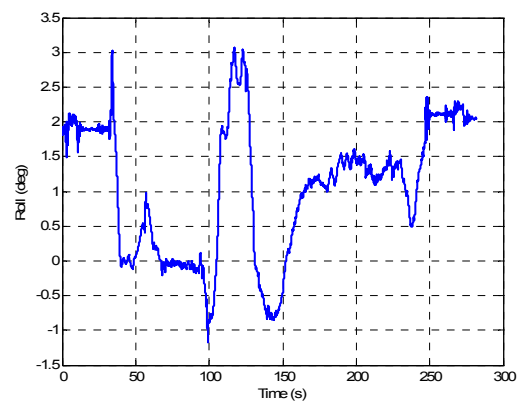
5.8. att. Kustīga transportlīdzekļa trajektorijas novērtēšana

Tika veikti lauka eksperimenti kustīga transportlīdzekļa kinemātikas datu vākšanai, un pēc tam tā atrašanās vietas tika novērtētas, izmantojot iepriekš aprakstīto algoritmu. Novērtētā trajektorija lokālajā navigācijas atskaides sistēmā (ENU) parādīta kartē Google Map© 2013 (skat. 5.8. att.)

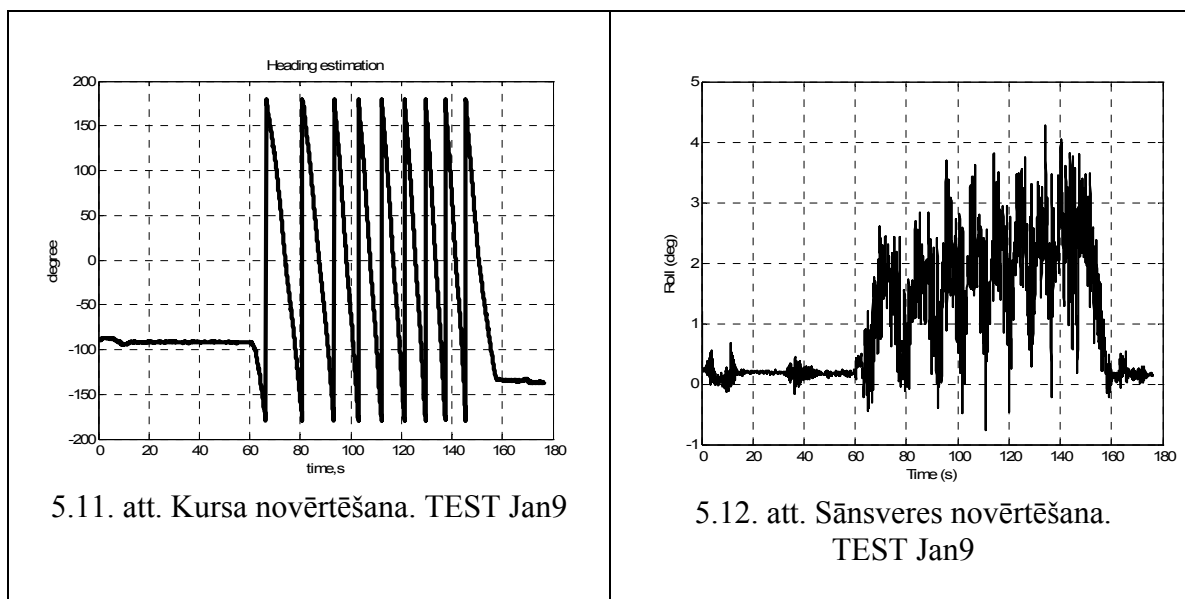
Automašīnas telpiskā stāvokļa novērtēšanas rezultāti ir parādīti 5.9. – 5.12. attēlā. Šie rezultāti ir iegūti, izmantojot LKF algoritmu un magnetometru datu apstrādi (skat. 5.5.att.).



5.9. att. Kursa novērtēšana. TEST Jan2

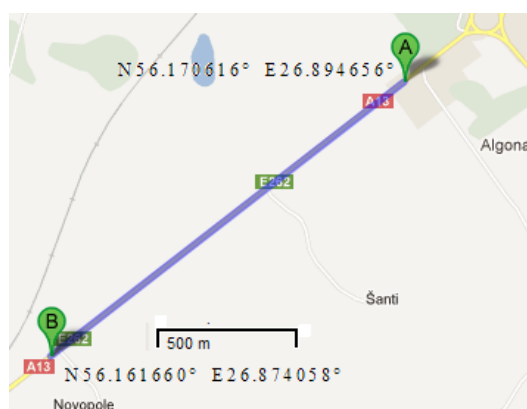


5.10. att. Sānsveres novērtēšana.
TEST Jan2



6. NOVĒRTĒŠANAS ALGORITMU VEIKTSPĒJA GPS SIGNĀLA UZTVERŠANAS PĀRTRAUKUMU LAIKĀ

Šajā nodaļā tiks apskatīta navigācijas risinājuma veiktspējas novērtēšana GPS signāla uztveršanas pārtraukuma (GPS signāla uztveršanas pārtraukumi – GSUP) laikā. Sensoru dati tika iegūti eksperimentos. Transportlīdzekļa kustības trajektorija ir parādīta 6.1. attēlā.

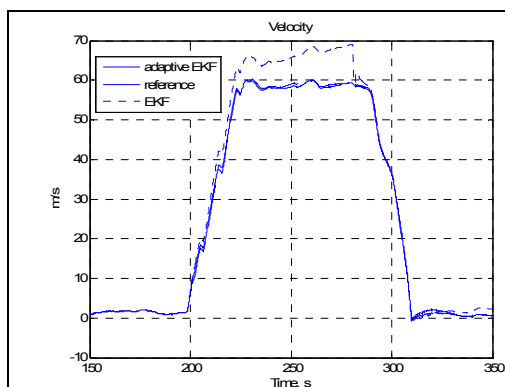


6.1. att. Automašīnas kustības trajektorija

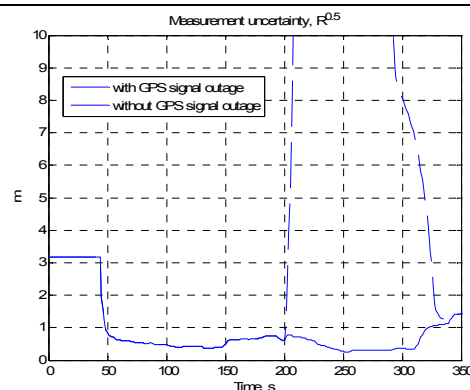
6.1. Adaptīvais EKF

GSUP rada nopietnas problēmas pienācīgai KF algoritmu regulēšanai un navigācijas sistēmas veiktspējas palielināšanai. Šo problēmu risināšanai tiek izmantotas uz inovācijām bāzētas adaptīvas novērtēšanas metodes kopā ar EKF. Automašīnas ātruma novērtējumi (1. mēģinājums) ir parādīti 6.2. attēlā GSUP simulācijas laikā [9].

Ātruma novērtēšanas kļūda palielinās ar laiku, kad tiek izmantots parasts EKF, turpretī ātruma novērtējums ar adaptīvo EKF ir ļoti tuvs tā references vērtībai. Ātruma references vērtība atbilst tās novērtētajai vērtībai, kad bija pieejami GPS mērījumi.



6.2. att. Automašīnas ātruma novērtējums GPS signāla 80 sekunžu uztveršanas pārtraukuma laikā (no 200 s līdz 280 s)



6.3. att. R vērtības novērtēšana ar adaptīvo EKF

Adaptācijas procesa norise ir parādīta 6.3. attēlā pozīcijas mērījumu trokšņu standartnovirzei. GSUP laikā varam novērot strauju R vērtības pieaugumu, tāpēc ka pozīcijas mērījumu nenoteiktība palielinās, kad GPS signāls ir bloķēts.

Parastā un adaptīvā EKF veikspējas salīdzinājuma rezultāti GSUP simulācijas laikā ir apkopoti 6.1. tabulā. Ātruma novērtēšanas kļūda ir daudz mazāka adaptīvajam EKF, izņemot 3. mēģinājumu, kad starpība nav liela. Lai arī parastā EKF parametri 3. mēģinājumam tika rūpīgi noregulēti, pat ar šīm milzīgajām pūlēm tā veikspēja nesasniedza adaptīvā EKF veikspēju [9].

Atkal 3. mēģinājumam ātruma novērtēšanas rezultāti, izmantojot adaptīvo EKF, nav teicami GPS un IMU datu sinhronizācijas nepilnības dēļ [9].

6.1. tabula

EKF algoritma veikspējas analīze GPS signāla pārtraukumu laikā

Mēģinājums #	Ātrums*	GSUP laiks	Ātruma standartklūda**, EKF	Ātruma standartklūda**, adaptīvais EKF
1	60km/h	200...280 s	6.70 km/h	0.54 km/h
2	60km/h	80...160 s	6.11 km/h	1.74 km/h
3	70km/h	60...160 s	4.79 km/h	1.72 km/h

* tipiskais ātruma profils mēģinājumu laikā ir parādīts 6.2. att.

** standartklūdas (RMSE) vērtība GSUP laikā

6.2. UKF algoritms

Analizētais ātrumu profils satur dažādus transportlīdzekļa kustības režīmus: stacionārais režīms laika periodā $t \in \{0...82\}_s$ un $t \in \{175...198\}_s$, augstas dinamikas kustības režīms ar mainīgo transportlīdzekļa paātrinājumu laika periodā $t \in \{82...115\}_s$ un $t \in \{137...175\}_s$, kustības režīms ar aptuveni pastāvīgu ātrumu laika periodā $t \in \{115...137\}_s$ [11]. GPS signāla pārtraukumi tika simulēti iepriekš minētajos automašīnas kustības laika posmos, lai salīdzinātu sensoru datu apstrādes algoritmu veikspēju. Datu apstrādes algoritmu uzstādītās parametru vērtības nemainījās katram analizētajam GSUP simulācijas gadījumam.

Ātruma novērtēšanas kļūda* GSUP laikā

GSUP periods	LKF		EKF		UKF	
	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h
5...65 s	20.7	36.0	19.0	33.0	24.3	41.0
6...66 s	9.2	16.0	17.6	31.0	22.0	37.0
10...70 s	6.6	11.0	15.2	26.0	13.1	22.0
15...75 s	13.9	26.0	9.0	18.0	8.0	13.5
20...80 s	6.7	13.5	6.8	13.0	3.5	5.7
21...81 s	15.8	27.0	5.4	10.7	3.3	5.4

* novērtēšanas kļūdas ir ātruma novērtēšanas standartkļūda (RMSE) un absolūtā maksimālā ātruma novērtēšanas kļūda (ΔV) GSUP laikā.

LKF, EKF, UKF veikspējas analīzes rezultāti ir apkopoti 6.2. tabulā stacionāram kustības režīmam. GSUP laika posms bija 60 s katram simulācijas gadījumam. Tikai GSUP sākums bija atšķirīgs (par 5 s), lai palielinātu laika periodu, kad automašīna atrodas stacionārā režīmā un kad bija pieejami GPS mērījumi. Ātruma novērtēšanas standarta kļūda (RMSE) nepārtraukti samazinās (EKF un UKF algoritmiem) vienlaikus ar laika perioda palielināšanu (par 5 sek.), kad automašīna atrodas stacionārā režīmā un bija pieejami GPS mērījumi. Tā ir pareiza algoritma uzvedība, kad algoritms pareizi novērtē inerciālo sensoru kļūdas un adekvāti modelē zemas izmaksas integrēto navigācijas sistēmu. Kā redzam 6.2. tabulā, ātruma novērtēšanas kļūda bija mazāka, kad tika izmantots UKF algoritms, izņemot gadījumus, kad UKF algoritma adaptācijas sākumperiods bija īss (5-6 sek.) [11].

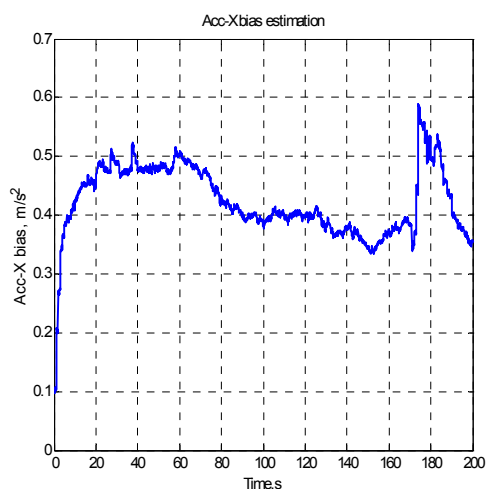
Ātruma novērtēšanas kļūdas rezultāti augstas dinamikas automašīnas kustības režīma gadījumam ir apkopoti 6.3. tabulā. Ļoti laba veikspēja tika novērota LKF, kad automašīna pārvietojās ar nemainīgu ātrumu. Tas nav pārsteidzoši, jo sistēmas parametri (transportlīdzekļa paātrinājums un ātrums, akselerometra novirze) izmainās lēni īsā GSUP laikā, un tie tika viegli pareģoti, izmantojot LKF. Visos citos gadījumos izstrādātais UKF algoritms precizitātes ziņā ievērojami pārspēj LKF un EKF algoritmus. Diezgan liela ir ātruma novērtējuma standartkļūdas vērtība, izmantojot UKF algoritmu un kad GSUP bija laika intervālā no 120 s līdz 180 s. To var izskaidrot ar faktu, ka GSUP sākās diezgan ātri pēc augstas dinamikas automašīnas kustības režīma. Tas neļauj UKF algoritmam stabilizēt sistēmas stāvokļu novērtējumus [11].

Ātruma novērtēšanas kļūda (LKF, EKF, UKF algoritmiem) sasniedz maksimumu (ΔV) GSUP perioda beigās, kad automašīna atradās stacionārā režīmā vai kustējās ar nemainīgu ātrumu. Kad automašīna kustas ar mainīgu paātrinājumu, tāds apgalvojums ne vienmēr ir patiess.

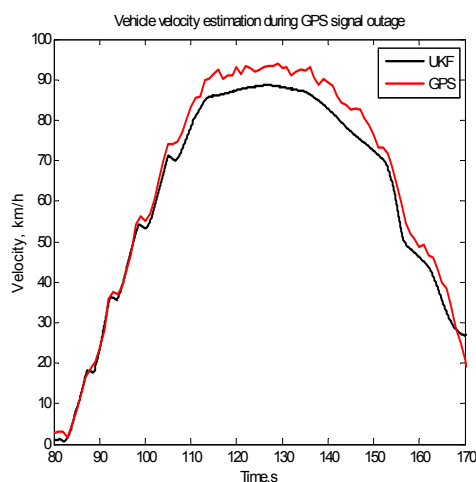
Ātruma novērtēšanas kļūda* GSUP laikā

GSUP periods	LKF		EKF		UKF	
	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h	Standart-kļūda (RMSE), km/h	ΔV , km/h
20...120 s	40.8	95.0	20.2	41.0	3.3	5.7
120..180 s	33.3	74.0	18.2	33.0	7.3	11.0
20...180 s	60.1	103.0	23.6	41.0	8.1	20.0
116..136 s	3.24	7.0	5.9	10.0	5.4	7.0
120..130 s	3.1	5.0	1.7	2.8	2.1	2.5

* novērtēšanas kļūdas ir ātruma novērtēšanas standartkļūda (RMSE) un absolūtā maksimālā ātruma novērtēšanas kļūda (ΔV) GSUP laikā.



6.4. att. Akselerometra signāla novirzes novērtēšana



6.5. att. Automašīnas ātruma novērtēšana

Tādējādi dažādiem transportlīdzekļa kustības režīmiem un ar GSUP tika veikta KF, EKF un UKF veikspējas salīdzinājuma analīze ātruma novērtēšanas gadījumam.

Izstrādātajam zemas izmaksas sensoru datu apstrādes UKF algoritmam piemīt mazāka ātruma novērtēšanas kļūda GSUP laikā, salīdzinot ar EKF algoritmu. Tas īpaši ir gadījumos, kad automašīnai ir ātras kustības režīms.

Automašīnas ātrums GSUP laikā $t \in \{80...170\}s$ ir novērtēts (izmantojot UKF algoritmu) un parādīts 6.5. attēlā, ka arī 6.4. attēlā ir parādīts x-ass akselerometra signāla novirzes novērtējums. References automašīnas ātrums ir aprēķināts izmantojot GPS datus (skat. 6.5. att.).

NOBEIGUMS

Promocijas darba galvenie rezultāti, kas atbilst ievada sadaļā izvirzītiem mērķiem un uzdevumiem, ir sekojoši:

1. Veiktās MotionNode IMU inerciālu sensoru trokšņu raksturojumu analīzes rezultātā iegūti šādi rezultāti:

- a) inerciāliem sensoriem aprēķināts lietderīgo signālu frekvenču joslas platums;
- b) identificēti akselerometru un žiroskopu signālu trokšņu tipi;
- c) lai palielinātu navigācijas uzdevuma risinājuma precizitāti un uzticamību, pirms MotionNode IMU izmantošanas nepieciešama tā iesildīšana (10-20 minūtes);
- d) magnetometriem ir nepieciešama kalibrēšana katru reizi, kad darbības vide izmainās, piemēram, ja ir mainījusies ierīces atrašanās vieta automobilī;
- e) MotionNode akselerometra mērījumu kļūdu varbūtību blīvuma funkcija var tikt aproksimēta ar Gausa varbūtību blīvuma funkciju nelielā laika periodā (dažas minūtes);
- f) MEMS sensoru signālu spektrogrammas, datu kadru statistiskā un Alena dispersionāla analīze var sniegt būtisku informāciju par inerciālo sensora signālu raksturojumiem.

2. Tika izstrādāti MotionNode IMU sensoru signālu modeļi:

- a) akselerometru un vertikālā kanāla žiroskopa (MotionNode IMU) gadījuma novirzes dinamiskā komponente var tikt modelēta, izmantojot determinētas un stohastiskas funkcijas summu;
- b) akselerometra gadījuma novirzes statiskā komponente var tikt aprēķināta kā kļūdas signāla modas vērtība, izmantojot ne vairāk kā 100 signāla nolases.

3. Veiktā sensoru datu apstrādes algoritmu analīze parādīja:

- a) MEMS akselerometri var tikt izmantoti slīpuma un sānsveres leņķa novērtēšanai ar pietiekamu precizitāti statiskā režīmā, pielietojot trokšņu filtrācijas algoritmus (sasniegtā novērtēšanas nenoteiktība ir $\sigma = 0.03$ grādi);
- b) dinamiskā režīmā automobiļa kursa novērtēšanas rezultāti ir vienādi gan izmantojot GPS uztvērēja mērījumus, gan MEMS magnetometra mērījumus (sasniegtā novērtēšanas nenoteiktība ir $\sigma = 0.3$ grādi);
- c) akselerometru un žiroskopu datu apstrādes adaptīvie algoritmi ar automobiļa kustības dinamikas atpazīšanu ir nepieciešami telpiskā stāvokļa novērtēšanai statiskā un dinamiskā režīmā, lai samazinātu novērtēšanas nenoteiktību.

4. LKF algoritma modifikācijas (KPKA un IKF) uzlabo nobrauktā ceļa novērtēšanas precizitāti (sasniegtais rezultāts ir precizitātes uzlabojums par 30%).

5. Vispiemērotākie signālu trokšņu filtrācijas algoritmi (Čebiševa ciparu II tipa filtrs, veivletu analīze un LKF) un to kombinācijas tika eksperimentāli pētītas, lai atrastu piemērotāko metodi, MEMS sensoru augstfrekvenču mērījumu trokšņu mazināšanai. Kombinācija Čebiševa ciparu II tipa filtrs + LKF parādīja labāko filtrācijas rezultātu.

6. Pētījumu rezultāti, kas ļauj vienkāršot sensoru datu apstrādes algoritmu realizēšanu:

6.1. Tika pierādīts, ka ar Zemes griešanās un transporta kustības ātruma komponentēm saistītā korekcija, ir ļoti maza, salīdzinot ar MotionNode inerciālo sensoru mērījumu trokšņiem. Šāda īpašība sevišķi piemīt MEMS žiroskopiem un, tādējādi ir iespējams neņemt vērā šo komponentu vērtības MEMS žiroskopiem;

6.2. Zemes griešanās un transporta kustības ātruma komponentu ietekme var tikt modelēta kā akselerometra statiskās novirzes daļa, kad automobiļa kurss ir nemainīgs. Kad automobiļa

kurss mainās, tad izmainās arī statistiskās novirzes daļa. Izmaiņas diapazons ir $\sim 10^{-3} \text{ m/s}^2$. To var modelēt ar determinēto funkciju;

6.3. Tika pierādīts, ka, lai vienkāršotu navigāciju algoritmu, neieviešot papildklūdas navigācijas risinājumā, ir nepieciešama sakritība starp inerciālās mērierīces (IMU), transportlīdzekļa saistīto un navigācijas koordinātu sistēmām.

7. Daļiņu filtrs un uz Kalmana filtra balstīti novērtēšanas algoritmi (LKF, EKF, un UKF) tika izpētīti un pielāgoti izmantošanai navigācijas procesorā, kā arī pārbaudīti izmantojot eksperimentālus datus. UKF algoritms tika identificēts kā vēlams opcija izmantošanai navigācijas procesorā, jo tam nav ierobežojumu sistēmas un mērījumu modeļa noteikšanai, tam ir patiekama novērtēšanas precizitāte GPS signāla uztveršanas pārtraukuma laikā $t = (60 \dots 90) \text{ s}$. Zemu izmaksu navigācijas sistēmām, daļiņu filtrs nav pieņemams, lielas skaitļošanas noslodzes un nestabilitātes dēļ. EKF algoritmam ir nepieciešama nelineāras dinamiskās sistēmas vienādojumu linearizācija. Linearizēta sistēma ne vienmēr var tikt piemērota MEMS inerciālo sensoru raksturojumu modelēšanai navigācijas sistēmās. Pieregulēšana prasa daudz laika un pūļu, lai sasniegtu KF balstītu algoritmu optimālo veikspēju. Tas ir būtisks šo algoritmu trūkums.

8. Izstrādātas GPS/MEMS IMU integrētas navigācijas sistēmas veikspēja tika novērtēta, izmantojot sensoru eksperimentālus mērījumus ar iekļautiem simulētiem GPS signāla uztveršanas pārtraukumiem. GPS signāla uztveršanas pārtraukuma laikā, UKF algoritmam bija mazākā ātruma novērtējuma kļūda, salīdzinot ar EKF un LKF algoritmiem. Īpaši tas vērojams gadījumos, kad transportlīdzekļa kustības dinamika strauji mainās.

9. Tika izstrādāta GPS/MEMS IMU integrētas navigācijas sistēmas arhitektūra un ar uzdotu veikspēju un samazinātu skaitļošanas slodzi MEMS balstītas integrētas navigācijas sistēmas projektēšanas metodoloģija.

10. Tika parādīts, ka GPS/MEMS akselerometra integrētā sistēma var sniegt papildinformāciju par mobilo objektu ar precīzu notikuma laiku (pārnesumu pārslēgšanas, dzinēja ieslēgšanas/izslēgšanas, pasažieru pārvietošanos automobiļu salonā, durvju atvēršanu/aizvēršanu). Šī informācija var būt noderīga automobiļa intelektuālo sistēmu izstrādāšanā.

TURPMĀKIE PĒTĪJUMU VIRZIENI

- 1) MEMS inerciālo sensoru adaptīvo (atbilstoši braukšanas dinamikai) informācijas sistēmu izstrāde ar optimālu veikspēju (balstoties uz LKF un UKF algoritmiem).
- 2) Zemas kvalitātes inerciālo sensoru mērījumu kļūdu adaptīvo modeļu izstrāde.
- 3) Zemas kvalitātes inerciālo sensoru autonomās darbības laika palielināšana ar noteikto veikspējas līmeņa sasniegšanu sauszemes transportlīdzekļu navigācijai.
- 4) MEMS žiroskopu datu apstrādes algoritmu izstrāde telpiskā stāvokļa novērtēšanas precizitātes palielināšanai.
- 5) GPS mērījumu precizitātes ietekme uz zemu izmaksu automobiļu komplekso navigācijas sistēmu.

LITERATŪRA

1. Acar Cenk, Shkel Andrei. MEMS vibratory gyroscopes.- Springer Science, 2009, -262 p.
2. Aggarwal Priyanka, Syed Zainab Noureldin Aboelmagd and El-Sheimy Naser, MEMS-Based Integrated Navigation. London: Artech House, 2010.
3. Bekir Esmat. Introduction to Modern Navigation Systems. – Singapore:World Scientific Publishing Co, 2007.-255 p.
4. Bistrovs V. Analyze of MEMS Based Inertial sensors Parameters for land Vehicle Navigation Application// *RTU zinātniskie raksti*. 7. sēr., Telekomunikācijas un elektronika. – Rīga: RTU, 2008. - Vol. 8. - pp. 43-47.
5. Bistrovs V. Analyse of Kalman Algorithm for Different Movement Modes of Land Mobile Object // *Electronics and Electrical Engineering*, ISSN 1392-1215. - 2008 Nr. 6 (86).- pp. 89-92
6. Bistrovs V., Kluga A. Combined Information Processing from GPS and IMU using Kalman Filtering Algorithm // *Electronics and Electrical Engineering*, ISSN 1392-1215. - 2009, No. 5(93).- pp. 15-20
7. Bistrovs V., Kluga A. Distance Estimation using Intelligent Fusion of Navigation Data// *Electronics and Electrical Engineering*, ISSN 1392-1215. - 2010, No. 5(101).- pp. 47-52.
8. Bistrov V. Study of the characteristics of Random Errors in Measurements by MEMS Inertial Sensors// *Automatic Control and Computer Sciences*. - Allerton Press 2011, Vol. 45, No. 5, pp. 284–292.
9. Bistrovs V., Kluga A. Adaptive Extended Kalman Filter for Aided Inertial Navigation System// *Electronics and Electrical Engineering*, – Kaunas:Technologija 2012. – No. 6(122). – pp. 37–40.
10. Bistrov V. Performance analysis of alignment process of MEMS IMU // *International Journal of Navigation and Observation*, Volume 2012, 2012/
11. Bistrovs V., Kluga A. The Analysis of UKF based Navigation during GPS outage// *Electronics and Electrical Engineering*, – Kaunas:Technologija 2013 Vol 19, No 10. – P.13 – 16
12. Brown R. G., Hwang Y. C.. Introduction to random signals and applied Kalman filtering. -New York: J. Wiley, 4d edition, 2012. – 400 p.
13. El-Rabbany Ahmed. Introduction to GPS. The Global Positioning System. - Boston London: Artech House, 2002, 176 p.
14. Farrell Jay A. Aided Navigation. – New York: McGraw-Hill, 2008.
15. Godha S., Cannon M. E. GPS/MEMS INS integrated system for navigation in urban areas// *GPS Solut*, 2007, No. 11, p.193–203
16. Grewal M., Weill L., Andrews A. Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration .- New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2007. -525 p.
17. Groves Paul D., Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems. Second Edition London: Artech House, 2013.-776 p.
18. Gustafsson F., “Particle filter theory and practice with positioning applications//”*Aerospace and Electronic Systems Magazine*, IEEE, 2010,vol. 25, no. 7.- pp. 53–82.
19. Honglei Qin, Li Cong, Xingli Sun. Accuracy improvement of GPS/MEMS-INS integrated navigation system during GPS signal outage for land vehicle navigation// *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, Volume 23, Issue 2.- pp. 256-264
20. Kaplan Elliott D., Christopher J. Hegarty Understanding GPS: Principles and Applications. - Artech House, 2005 - 723 p.

21. Kealy Allison , Retscher Günther, Grejner-Brzezinska Dorota, Vassilis. Gikas , Gethin Roberts.- Evaluating the performance of MEMS based inertial navigation sensors for land mobile applications//Archives of Photogrammetry, Cartography and Remote Sensing, Vol. 22, 2011.- pp. 237-248.
22. Mohd-Yasin F., Nagel D. J. and Korman C. E. Noise in MEMS Measurement science and technology 21, 2010.-pp. 1-22 .
23. Nassar S., Schwarz, K.P., El-Sheimy N. INS and INS/GPS Accuracy Improvement Using Autoregressive (AR) Modeling of INS Sensor Errors// Proceedings of the ION 2004 National Technical Meeting (NTM 2004), San Diego, California, USA, January 26-28, 2004.
24. Noureldin Aboelmagd, Tashfeen B. Karamat, Jacques Georgy. Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-based Positioning and their Integration.-Springer, 2013.- 313 p.
25. Otman Ali Awini, Application of Extended kalman filter algorithm in SDINS/GPS Integrated Inertial navigation system// Applied Mechanics and Materials, 2013, p. 528-535
26. Salychev Oleg S. MEMS-based Inertial Navigation:Expectations and Reality.- BMSTU Press, Moscow, Russia, 2012.-208 p.
27. Soken, H. and Hajiyeve, C. (2013). Adaptive Fading UKF with Q-Adaptation: Application to Picosatellite Attitude Estimation. // *J. Aerosp. Eng.*, 26(3), pp. 628–636.
28. Titterton D. et al., Strapdown inertial navigation technology, 2nd edition.- USA: The institution of electrical engineers, 2004. - 558 p.
29. Корнилов А.В. Система ориентации летательного аппарата на интегральных датчиках, Микромеханические системы, Труды Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева № 4(83), 2010, стр. 327-332
30. Federal Agencies Unanimously Say That LightSquared Interferes With GPS System/ Internet.- <http://www.fieldtechnologies.com/federal-agencies-unanimously-say-that-lightsquared-interferes-with-gps-system/>