



PROIECT DE CERCETARE
SISTEM DE NAVIGAȚIE ȘI CONTROL PENTRU MISIUNI MILITARE
ÎN MEDII CU BRUIAJ GNSS

RAPORT TEHNIC DE CERCETARE

Numărul 1

STUDIU PRIVIND SOLUȚII DE NAVIGAȚIE ÎN MEDII CU ACCES
RESTRICȚIONAT GPS

Autor:

Lector univ. dr. ing.

Ioana Raluca Adochiei

București

25.07.2023

CUPRINS

1.	CAPITOLUL I	4
1.1.	INTRODUCERE	4
1.2.	Actualitatea și importanța temei proiectului	5
	BIBLIOGRAFIE	7
1.3.	Integrarea senzorilor inerțiali în arhitecturi redundante	10
1.3.1.	Introducere	10
1.3.2.	Model de senzor accelerometric	14
1.3.3.	Model de senzor girometric	20
1.3.4.	Transformari de coordonate	24
1.3.4.1.	Transformarea vectorilor prin rotații plane	24
1.3.4.2.	Vectori de rotație și quaternioni	28
	BIBLIOGRAFIE	32
2.	CAPITOLUL 2	33
2.1.	Introducere	33
2.2.	Sisteme de inteligență artificială	37
2.2.1.	Rețele neuronale	39
2.2.2.	Logica fuzzy	43
2.2.3.	Sisteme neuro-fuzzy	49
	BIBLIOGRAFIE	52
3.	CAPITOLUL 3. Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de masurare inertiala IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizand doua metoda de procesare, PDC si DTF, în medii fara semnal GPS 56	
3.1.	Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de masurare inertiala IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizand metoda PDC în medii fara semnal GPS	57
3.1.1.	Introducere	57
3.1.2.	Principiile de bază ale metodelor de tunare/ optimizare wavelet	60
3.1.3.	Validarea experimentală a navigatorului optimizat	62
3.1.4.	Concluzii	66
3.2.	Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de masurare inertiala IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizand metoda DTF în medii fara semnal GPS	69
3.2.1.	Introducere	69

3.2.2.	Implementarea teoretică și software a navigatorului inerțial utilizat în optimizare.....	72
3.2.3.	Testarea metodei de reglare propuse cu date experimentale	74
3.2.4.	Concluzii	85
	BIBLIOGRAFIE	86

1. CAPITOLUL I

1.1. INTRODUCERE

Misiunile cu drone se confruntă adesea cu probleme cauzate intenționat, de tip bruiaj GNSS sau falsificare GPS, sau neintenționat, poziția UAV-ului devenind astfel inexactă. În zbor, în unele situații, erorile în poziționare cresc direct proporțional cu pătratul sau cubul timpului de deplasare, ducând la erori majore în detecția parametrilor deplasării vehiculului. În aceste cazuri, de obicei, misiunea este compromisă, iar mijlocul tehnic imposibil de recuperat. În astfel de situații, este evidentă necesitatea completării sistemelor de navigație, de la bordul UAV-urilor care desfășoară misiuni în medii ostile GNSS, cu sisteme auxiliare, care să nu fie dependente de semnalul GPS.

Scopul principal al acestui proiect de cercetare este dezvoltarea unui sistem sinergic de navigație și control, bazat pe fuziunea datelor achiziționate de la algoritmi de navigație de tip INS, LiDAR/BARO și VIDEO care, utilizând tehnici de inteligență artificială de procesare a semnalelor și imaginilor, să genereze computerizat soluții analitice pentru poziționare în medii militare. Pe baza informațiilor primite, procesarea se va efectua utilizând tehnici specifice inteligenței artificiale pe un computer de tip “companion” integrat, conectat la autopilot [1-4]. Computerul va oferi cu precizie informații privind poziția dronei pe care este montat, atât în spații cu/fără acces GNSS, comunicând informațiile pilotului automat și controlând deciziile autopilotului privind desfășurarea misiunii. În cadrul proiectului, propunem utilizarea unei serii de tehnici de inteligență artificială în procesul de cercetare științifică.

Obiectivul principal: Obiectivul principal al acestui proiect de cercetare este dezvoltarea unui model experimental al unui sistem, bazat pe algoritmi de navigație, care să poată ghida un UAV și estima cu precizie poziția sa la nivel global, completând soluțiile tehnice existente la momentul actual, cu informații achiziționate de la un sistem inteligent de achiziție și procesare video.

1.2. Actualitatea și importanța temei proiectului

Actualitatea și importanța temei din punct de vedere științific, tehnologic și socio-economic privind propunerea de îmbunătățire a sistemului de navigație inerțial

Cele mai multe dintre tehnologiile de poziționare din navigatorii moderni sunt disponibile de peste 25 de ani. *Dintre acestea, cele mai utilizate au fost sistemul de poziționare globală (GPS) și sistemele de navigație inerțială (INS).* Cu toate acestea, GPS-ul este încă obiectul unei degradări severe a performanțelor în prezența blocajelor de semnal, a difracției și a propagărilor pe căi multiple, utilizarea lui în medii cu semnal degradat rămânând o provocare importantă [5]-[6]. Cu caracteristici complementare GPS-ului, INS-ul a fost adoptat pe scară largă pentru a asista navigatorii, *un navigator integrat INS/GPS fiind capabil să ofere performanțe îmbunătățite în termeni de precizie, disponibilitate și fiabilitate* [7]-[10]. Pe de altă parte, pentru a realiza integrarea celor două sisteme, o prima problemă care trebuie depășită este legată de diferențele dintre cadențele de eșantionare ale acestora. Deși *filtrul Kalman* a fost adoptat ca un instrument optim de estimare pentru integrarea INS/GPS sau pentru a prezice datele GPS, cu scopul de a integra semnalele provenite de la sistemele INS, de cadență ridicată, cu cele de la sistemul GPS, de cadență joasă, în timp *au fost semnalate mai multe limitări ale acestei metode de integrare multi-senzor*, cum ar fi dependențele de cunoștințele anterioare, de senzorii utilizați și de liniarizare. Evitarea acestor limitări *este mare consumatoare de timp și necesită cunoștințe și experiență legate de ambele sisteme de navigație, presupunând intervenția operatorului uman* pentru acordarea algoritmului de fiecare dată când condițiile de implementare sunt schimbate. De asemenea, *acest tip de algoritmi limitează utilizarea componentelor low-cost*, cum ar fi senzorii inerțiali MEMS sau receptoarele GPS de cadență joasă, deoarece erorile pe termen lung ale acestora sunt foarte greu de modelat utilizând procese stohastice. Prin urmare, *cercetarea în această direcție are ca scop descoperirea de noi algoritmi de navigație, cu acuratețe ridicată, care reduc nivelul de intervenție umană și sunt capabili de autoînvățare pentru a se adapta la cel mai recent model dinamic.*

Pe lângă *aplicațiile aerospațiale, se constată o tendință crescătoare în utilizarea tehnologiilor de poziționare și navigație în aplicațiile cu sisteme mobile terestre (poziționare vehicule terestre, obiecte sau persoane, în aer liber sau în interiorul clădirilor), incluzând managementul flotelor, navigația automată, asistența de urgență, monitorizarea mediului, urmărirea activelor, evitarea coliziunii și asistența auto.* Convergența managementului informațiilor, locației și tehnologiilor de comunicații a creat o piață emergentă rapid, cunoscută

ca servicii bazate pe locație. Datorită importanței informației de localizare, chiar piața a forțat dezvoltarea sistemelor ambarcate precise, de navigație și orientare, oferind nu numai informații despre locație, ci și despre traseul de urmat. Această tendință de extindere a aplicațiilor tehnologiilor de poziționare și navigație la sisteme mobile terestre a atras după sine și o serie de probleme legate de faptul că, în foarte multe situații, navigația și poziționarea se realizează în medii ostile semnalelor GPS sau în medii în care semnalul GPS este inexistent. Prin urmare, în astfel de aplicații de poziționare și navigație, tendința tehnologică este de a dezvolta structuri sinergice în care, pe lângă GPS și INS, să fie adăugate și alte sisteme, care să furnizeze soluții de poziționare.

Limitările abordărilor curente, prin analiza stadiului actual al cunoașterii în domeniul navigației în lipsa GPS: Odată cu creșterea utilizării senzorilor miniaturizați (MEMS) în aplicațiile de poziționare și navigație, metodologia clasică de filtrare Kalman s-a dovedit a fi insuficientă datorită calității măsurărilor ([11]-[13]) și limitărilor în termeni ca *dependența de model, cunoștințele anterioare și de liniarizare* pentru aplicațiile generale INS/GPS ([14]-[17]). *Impactul acestor factori de limitare* se proiectează în erorile de poziționare, în perioadele de blocare sau de absență a semnalului GPS. Cu alte cuvinte, fiecare dintre acești factori contribuie la acumularea erorilor de poziționare, atunci când filtrul Kalman lucrează în modul predicție. Pentru a depăși sau a reduce impactul acestor limitări, au fost realizate mai multe studii de cercetare care au căutat algoritmi alternativi pentru integrarea sistemelor de navigație. Una dintre direcțiile identificate cu rezultate promițătoare este utilizarea unui filtru Kalman extins (extended Kalman filter -EKF), care efectuează o liniarizare a ecuațiilor de stare în funcție de vectorul de stare prezis.

Actualitatea și importanța temei privind propunerea de îmbunătățire a sistemului de navigație utilizat în medii cu bruiaj GNSS din punct de vedere științific, tehnologic și socio-economic; alternative care utilizează inteligența artificială vizuală

În [18] și [19], în locul navigației prin satelit este utilizat un sistem bazat pe tehnici de inteligență artificială vizuală, utilizat pentru a localiza și a urmări obiecte în mișcare într-un mediu dat. Sistemul se bazează pe o metodă numită "corelare extremă" (extreme correlation), care permite detectarea și urmărirea precisă a obiectelor în mișcare, chiar și în condiții de iluminare slabă sau de distorsiune a imaginilor. Prin utilizarea unor camere RGB (Red-Green-Blue) și a algoritmilor de procesare a imaginilor, sistemul poate identifica și urmări obiecte specifice, cum ar fi vehicule sau persoane, și poate genera informații de poziționare în timp real. Practic acest sistem determină periodic poziția aeronavei, în sistemul de referință local, prin

compararea unei imagini de referință, generată anterior din date video originale (de exemplu, fotografiile aeriene sau spațiale), cu o imagine curentă generată în timpul zborului aeronavei.

Câteva metode de filtrare neliniară pentru navigarea asistată de hărți, bazate pe compararea datelor de la senzori ambarcați (date privind diferite suprafețe geofizice), cu date calculate folosind o hartă de referință, sunt foarte bine explicate în [20] și [21]. De asemenea, problema integrării video într-o arhitectură hibridă GNSS/INS pentru apropierea și aterizarea unei drone a fost studiată în [22]. Recent, navigația în medii ostile este abordată și la nivelul formațiilor de drone, așa cum este prezentat în [23]. Formațiile de drone sunt sisteme de drone autonome sau coordonate. Aceste denumiri sugerează faptul că dronele dintr-o formație pot comunica între ele și pot fi programate pentru a executa diferite sarcini și misiuni într-un mod coordonat și autonom, fără intervenția umană, în timp real. Sistemele de drone autonome sunt utilizate în mod obișnuit în aplicații militare și civile, cum ar fi supravegherea și monitorizarea, cartografierea, livrarea și transportul, precum și în alte misiuni care necesită acțiuni coordonate și sincronizate ale mai multor drone. La nivel național, singura companie care produce și vinde propriile sisteme UAV este AFT (Autonomous Flight Technology) [24] cu sistemele UAV Hirus, Signus și Quarus, precum și GCS-uri și sisteme de comunicații aferente. În urma diferitelor proiecte de cercetare anterioare dezvoltate cu AFT, s-a evidențiat clar necesitatea îmbunătățirii sistemelor de navigație de la bordul UAV-urilor menționate cu sisteme auxiliare, care nu sunt dependente de semnalul GPS pentru a funcționa în medii GNSS ostile. De asemenea, la nivel național, nu există o altă echipă de cercetare românească, care să efectueze cercetări privind fuziunea datelor senzorilor pentru navigația non-GNSS.

BIBLIOGRAFIE

- [1] “<https://enciclopediaromaniei.ro>.”
- [2] Adochiei Ioana-Raluca, “Teză doctorat ‘Cercetări privind utilizarea micro si nano senzorilor in navigația inerțiala,’” 2012, București.
- [3] “http://gazebosim.org/tutorials?cat=guided_b&tut=guided_b1.”
- [4] “<https://www.rpanion.com/what-is-a-companion-computer/>], .”
- [5] L. R. A. P. Mohinder S, “Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration,” John Wiley & Sons, Inc..
- [6] L. H. C. J. Wellenhopf BH, “GPS Theory and Practice,” Springer-Verlag/Wien, 2001.

- [7] J. L. 19. David H, “Strapdown Inertial Navigation Technology,” Michael Faraday House, p. 58.
- [8] B. M. 20. Farrell J, “The Global Positioning System and Inertial Navigation,” McGraw-Hill Companies, Inc., p. 49.
- [9] H. X. , W. M. He X., “Trends in GNSS/INS integrated navigation technology,” *Coordinates*, Volume III, Issue 3, March 2007.
- [10] G. T. Schmidt, “INS/GPS Technology Trends, Low-Cost Navigation Sensors and Integration Technology ,” NATO RTO-EN-SET-116-2011, 28-29 March 2011, Bagneux, France..
- [11] A. , L. Y. Brown, “Performance Test Results on an Integrated GPS/MEMS Inertial Navigation Package,” in *Proc. Institute of Navigation GNSS 2004*, Long Beach, CA, Sept. 2004, pp. 825-832.
- [12] R. , B. S. , M. A. M. Jaffe, “Miniature MEMS Quartz INS/GPS Description and Performance Attributes,” in *Proc. Institute of Navigation GNSS 2004*, Long Beach, CA, Sept. 2004, pp. 852-863.
- [13] H. , L. G. , T. J. Kuusniemi, “Position and velocity reliability testing in degraded GPS signal environments,” *GPS Solutions*, vol. 8, no. 4, pp. 226-237, Dec. 2004.
- [14] I. S. Al-Faiz MZ, “Design of Kalman Filter for Augmenting GPS to INS Systems: International Conference on Advanced Remote Sensing for Earth Observation,” *Syst., Tech. Appl.*, pp. 14-20.
- [15] K. W. Chiang, “Development of an Optimal GPS/MEMS Integration Architecture for Land Vehicle Navigation Utilizing Neural Network,” *Journal of Global Position System*.
- [16] A. N. Lorinda S, “Bridging GPS outages using neural network estimates of INS position and velocity errors,” *Meas. Sci. Technol.*, 17: 2783-2798.
- [17] O. Vanicek P, “Does a navigation algorithm have to use Kalman Filter?,” *Canadian Aeronautics and Space J.*, 45:1-9..
- [18] E. V. S. Yu. S. V. and O. M. C. v. V. Scherbinina, “Functioning Methods and Algorithms of Color Vision Based Correlation Extremal Aircraft Navigation System,” ISSN 20751087, *Gyroscopy and Navigation*, 2013, Vol. 4, No. 1, pp. 39–49. © Pleiades Publishing, Ltd., 2013. .
- [19] G. B. G. , and S. E. P. Solunin V.L., “Correlation Extremal Systems for Aircraft High Accuracy Navigation and for Computer Diagnostics of Complex Disorders,” *Giroskopiya Navigatsiya*, 2005, no. 2, pp. 56–62.

- [20] G. G. I. , and A. L. I. Dhzandzhgava G.I., “Navigation and homing by spatial geophysical fields,” Izvestiya Yuzhnogo Federal.Universiteta, Engineering Sciences, 2013, no.3, pp. 74–83. .
- [21] I. Nygren, “Terrain navigation for vehicles,” Sweden: Stockholm Royal Inst. of Technology, 2005, 270 p.
- [22] Jérémy Vezinet; Anne-Christine Escher; Christophe Macabiau; Alain Guillet, “Video integration in a GNSS/INS hybridization architecture for approach and landing,” 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium - PLANS 2014 . .
- [23] X. V. A. F. G. F. Zhu, “An approach for multi-UAV system navigation and target finding in cluttered environments,” Proceedings of 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems: ICUAS’20, 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2020, pp.1113-1120.
- [24] “<https://www.aft.ro/en/> .”

1.3. Integrarea senzorilor inerțiali în arhitecturi redundante

1.3.1. Introducere

Tendențele din ultimii ani în ceea ce privește evoluția arhitecturii aparatelor de zbor și a sateliților artificiali au condus la creșterea cerințelor privind miniaturizarea sistemelor de navigație inerțială strap-down. Astfel, concentrarea cercetărilor spre realizarea de aeronave fără echipaj uman (UAV) și a micro sau nano-sateliților, ușor de lansat în spațiu și cu performanțe apropiate de cele ale sateliților actuali, a impus un ritm alert extinderii nanotehnologiilor și tehnologiei MEMS în cadrul senzorilor de accelerație și rotație folosiți cu precădere în sistemele inerțiale de navigație. Avantajele care au impus utilizarea senzorilor MEMS în astfel de aplicații sunt date de miniaturizarea acestora și de obținerea unor prețuri de fabricație foarte mici, datorate lansării producției de serie. Aceste avantaje fac posibilă asigurarea redundanței pentru sistemele de navigație inerțială strap-down prin utilizarea diverselor arhitecturi dedicate și la prețuri de cost mult mai scăzute decât în cazul utilizării unor senzori inerțiali de precizie ridicată și neminiaturizați. Tehnologia MEMS permite chiar realizarea întregului sistem de navigație într-un singur cip, incluzând aici senzorii și toate circuitele de condiționare a semnalelor.

Pe lângă avantajele menționate, senzorii MEMS prezintă însă și unele dezavantaje legate de scăderea performanțelor odată cu creșterea gradului de miniaturizare. Din literatura de specialitate referitoare la senzorii MEMS se poate constata că aceștia sunt destul de zgomotoși, la marea majoritate a celor accelerometrici densitatea zgomotului fiind cuprinsă între $100 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ și câteva sute de $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$, la benzi de trecere între 100Hz și 2500Hz, iar la cei girometrici între $0,0035 (^{\circ}/\text{s})/\sqrt{\text{Hz}}$ și $0,1 (^{\circ}/\text{s})/\sqrt{\text{Hz}}$, la benzi de trecere între 50Hz și 100Hz. De asemenea, pentru aceeași categorie de senzori, densitatea zgomotului poate varia de la un sensor la altul cu până la 20% din valoarea trecută în catalog. Filtrarea acestui zgomot nu este indicată deoarece este posibil să fie alterat semnalul util și ieșirea sensorului să nu reflecte întocmai semnalul aplicat la intrare. Pe lângă creșterea zgomotului, prin miniaturizare apar influențe negative asupra stabilității și valorii bias-ului, calibrării factorului de scală, a sensibilității la accelerații aplicate în plan perpendicular la accelerometre și la accelerații aplicate după o direcție arbitrară la girometre. Pentru toate acestea, fișele tehnice ale produselor MEMS prevăd valori maxime relativ mari, fără a putea preciza cu exactitate valoarea lor pentru a fi corectată.

Deoarece pentru un sensor MEMS, bias-ul, eroarea de etalonare a factorului de scală și sensibilitatea la accelerații pot lua fiecare o valoare întâmplătoare într-un interval rezultat din

caracteristicile tehnice, iar zgomotul senzorilor din aceeași categorie este generat aleator, având densitatea cuprinsă între 80% din valoarea maximă furnizată de fișa tehnică și cea valoare maximă, se poate realiza un algoritm care să reducă aceste perturbații care se suprapun peste semnalul util receptat de la senzori. S-a considerat astfel că este mult mai economic, atât din punct de vedere al greutateii, cât și al costurilor, ca pe fiecare axă de intrare a sistemului inerțial strap-down să se monteze mai mulți senzori MEMS de accelerație sau rotație, mai ieftini și mai puțin performanți, în locul unuia singur, mai scump, cu performanțe ridicate și de dimensiuni mari. Mai mult, dacă algoritmul de integrare a celor n senzori montați pe o axă este corect realizat, se poate obține un sistem redundant, care să izoleze pe oricare dintre cei n senzori în cazul în care acesta se defectează.

Algoritmul de integrare a celor n senzori are la bază ideea ca în calculul accelerației sau rotației aplicate pe axa respectivă fiecare senzor să aibă o pondere invers proporțională cu abaterea pătratică medie a ultimelor m eșantioane achiziționate de la acesta ([20]). Pentru asigurarea redundanței, în cazul în care un senzor sau mai mulți de pe acea axă se defectează acestora li se dau ponderi nule și sunt excluși din calcule.

Fie c_{ij} citirea numărul j , perturbată, de la senzorul i de pe axa de intrare. Media a m eșantioane consecutive achiziționate de la senzorul i este

$$\bar{c}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m c_{ij}, \quad (1.1)$$

iar dispersia citirilor

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (c_{ij} - \bar{c}_i)^2. \quad (1.2)$$

Fiecare senzor va primi o pondere $p(i)$ cu atât mai mare cu cât abaterea pătratică medie $\sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2}$ este mai mică. Notând cu $c_{i(m+1)}$ citirea numărul $m+1$ de la senzorul i , mărimea citită de sistemul integrat de n senzori după $m+1$ pași de achiziție a semnalelor de la aceștia va fi

$$c_{m+1} = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \cdot c_{i(m+1)}}{\sum_{i=1}^n p_i}. \quad (1.3)$$

Punând suma ponderilor celor n senzori

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (1.4)$$

și folosind inversa proporționalitate dintre ponderea p_i și abaterea pătratică medie σ_i

$$\sigma_1 \cdot p_1 = \sigma_2 \cdot p_2 = \dots = \sigma_n \cdot p_n, \quad (1.5)$$

rezultă

$$p_i = (1/\sigma_i) \cdot \left(1 / \sum_{k=1}^n (1/\sigma_k) \right). \quad (1.6)$$

Deci, mărimea de ieșire la eșantionul $m+1$ va fi

$$c_{m+1} = \frac{\sum_{i=1}^n (c_{i(m+1)} / \sigma_i)}{\sum_{k=1}^n (1/\sigma_k)}, \quad (1.7)$$

sau

$$c_{m+1} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \frac{1}{\sum_{j=1}^m (c_{kj} - \bar{c}_k)^2}} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{c_{i(m+1)}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (c_{ij} - \bar{c}_i)^2}}. \quad (1.8)$$

Dacă unul dintre senzori se defectează, atunci abaterea pătratică medie va fi nulă sau va avea valori foarte mari. La implementarea software a relației (1.8) se poate condiționa atribuirea ponderii zero sensorului defect dacă abaterea pătratică medie corespunzătoare acestuia este nulă. Aceeași pondere i se va atribui și în cazul în care abaterea pătratică medie depășește un prag superior, stabilit în funcție de tipul sensorului folosit în aplicație, de problema de navigație care trebuie rezolvată și de numărul m de eșantioane luate în calculul abaterii pătratice medii.

Pornind de la algoritmul anterior, s-a construit un model MATLAB/ SIMULNK (fig. 1.1) care poate simula comportamentul sistemului integrat de senzori pentru orice număr de senzori prezenți pe axa de intrare a sistemului de navigație inerțială strap-down. Pentru a realiza o simulare cât mai apropiată de realitate, la intrare se aplică semnalele perturbate obținute din modelele de eroare ale senzorilor de accelerație sau rotație realizate în cadrul ședințelor de laborator precedente. Modelul se poate utiliza, de asemenea, la prelucrarea în timp real a informațiilor de la senzori atunci când se optează pentru această arhitectură.

Aplicarea simultană a semnalelor provenind de la cei n senzori dispuși pe aceeași axă se realizează cu ajutorul blocului de multiplexare „Mux”, prevăzut cu n intrări. Blocul

„Buffer” are rolul unei memorii tampon, generând grupări de m eşantioane succesive din citirile senzorilor de pe fiecare canal de intrare în multiplexor, la fiecare pas de calcul intrând un nou eşantion în grupare și ieșind cel care a intrat primul. Practic această memorie tampon are structura unei matrici $n \times m$ în care intră la fiecare pas de calcul o coloană în stânga și iese ultima coloană din dreapta. Cu ajutorul blocului SIMULINK „Standard Deviation” este calculată abaterea pătratică medie pentru fiecare grupare de m eşantioane de pe cele n canale de intrare. Blocul „Switch” este cel care dă decizia de corectă funcționare a fiecăruia din cei n senzori, având capacitatea de a da ponderea zero, în calculul mărimii de ieșire, aceluia care s-au defectat. Blocurile cuprinse între „Switch” și „Product” concură la implementarea relației (1.6) pentru fiecare din cele n canale. Finalizarea implementării relației (1.8) este realizată cu blocul „Produs”, la a cărui intrare este adusă informația citită pe cele n canale la eşantionul $m+1$ ($c_{i(m+1)}$), și cu blocurile „Matrix Sum1” și „Frame Status Conversion”, care efectuează sumarea intrărilor $c_{i(m+1)}$ ponderate, respectiv conversia în format numeric a mărimii de ieșire c_{m+1} . [1]

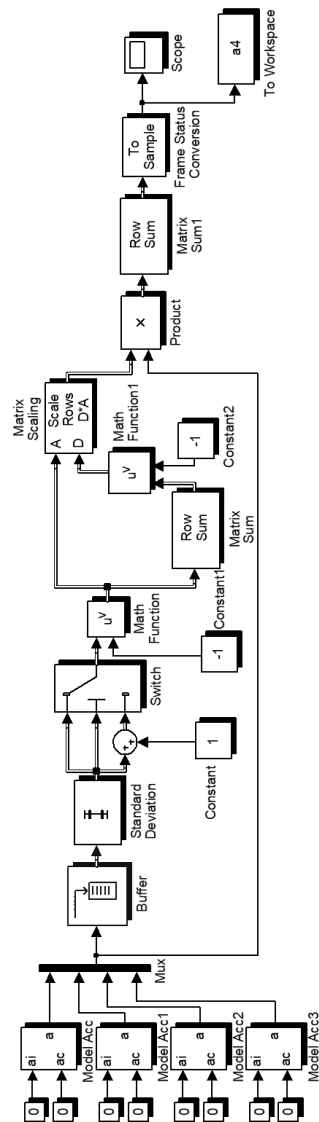


Fig. 1.1 Modelul de testare a algoritmului utilizând patru accelerometre MOEMS FOG

1.3.2. Model de senzor accelerometric

Pornind de la parametrii și erorile senzorilor de accelerație au fost realizate modele ale acestora, standardizate de către specialiștii IEEE. Modelele stabilite de către IEEE sunt utilizate la calibrarea senzorilor de către producători și la realizarea fișelor tehnice ale acestora. De asemenea, aceste modele au un rol extrem de important în procesul de compensare de către utilizatori a unei mari părți a erorilor care afectează senzorii.

Conform standardelor IEEE referitoare la modalitățile de testare a accelerometrelor , pentru accelerometre există un model unic adoptat, folosit în aplicațiile de mare precizie. Acesta presupune prezența erorilor datorate bias-ului, neliniarității scalei, nealiniamentului

dintre axa de intrare și cea de ieșire, sensibilității la accelerații aplicate în plan perpendicular pe axa de intrare (cross-axis sensitivity), zgomotului și etalonării greșite a factorului de scală.

Un astfel de model poate fi descris de relația

$$a_s = \frac{E}{K_1} = K_o + a_i + K_2 a_i^2 + K_3 a_i^3 + K_{ip} a_i a_p + K_{io} a_i a_o + \delta_o a_p - \delta_p a_o + v, \quad (1.1)$$

unde a_s este accelerația indicată de senzor, E – ieșirea senzorului, K_1 – factorul de scală, K_o – bias-ul, K_2, K_3 – coeficienți de neliniaritate de ordinul 2, respectiv 3, K_{ip}, K_{io} – constante de proporționalitate care evidențiază dependența ieșirii de produsul dintre accelerațiile aplicate normal și paralel cu intrarea (cross-coupling), δ_o – unghiul de nealiniament dintre axa de intrare a accelero-metrului și axa de intrare de referință generată de axa de ieșire, δ_p – unghiul de nealiniament dintre axa de intrare a accelerometrului și axa de intrare pusă în evidență de axa de pendulare, a_i, a_p, a_o – accelerațiile aplicate în lungul axelor de intrare, de pendulare și de ieșire ale senzorului, v – zgomotul senzorului.

Deoarece marea majoritate a simulărilor numerice ale unor sisteme de navigație inerțială strap-down, prezentate în literatura de specialitate, presupun aplicarea la intrarea sistemelor a unor semnale de accelerație și rotație curate, lipsite de zgomote și erori, studiul erorilor sistemelor de navigație în ansamblu se face, de obicei, fără a lua în considerație erorile senzorilor. Pentru a putea realiza un studiu complex și cât mai apropiat de condițiile reale pentru sistemul de navigație, care să includă și erorile reale ale senzorilor utilizați, se poate realiza un model echivalent celui descris de relația (1.1), dar care să țină seama de parametrii furnizați de fișele tehnice oferite de producători. Astfel, după un studiu amănunțit al fișelor tehnice pentru o serie de accelerometre electronice și optoelectronice se poate opta pentru un model simplificat, care să acopere principalele erori ale accelerometrelor, care nu pot fi compensate direct

$$a = (a_i + Na_i + B + k_c a_c + v) \left(1 + \frac{\Delta K}{K} \right), \quad (1.2)$$

în care a este accelerația de ieșire (semnalul perturbat), a_i – accelerația de intrare, N – nealiniamentul axei de sensibilitate, B – bias-ul, a_c – accelerația aplicată în plan perpendicular, k_c – sensibilitatea la accelerații aplicate în plan perpendicular pe axa de sensibilitate (cross-axis sensitivity), v – zgomotul senzorului, K – factorul de scală, iar ΔK – eroarea de etalonare a factorului de scală. Mărimile care intervin în modelul descris de relația (1.18) sunt exprimate

astfel: accelerațiile a , a_i și a_c în m/s^2 , N în radiani, B în procente din lungimea intervalului de măsurare (span), k_c în procente din a_c , K în mV/g , ΔK în procente din K , iar zgomotul v este dat prin densitatea sa v_d exprimată în $\mu g/\sqrt{Hz}$.

Pornind de la parametri și erorile senzorilor de accelerație au fost realizate modele ale acestora, standardizate de către specialiștii IEEE ([27]). Modelele stabilite de către IEEE sunt utilizate la calibrarea senzorilor de către producători și la realizarea fișelor tehnice ale acestora. De asemenea, aceste modele au un rol extrem de important în procesul de compensare de către utilizatori a unei mari părți a erorilor care afectează senzorii.

Conform standardelor IEEE referitoare la modalitățile de testare a accelerometrelor, pentru accelerometre există un model unic adoptat, folosit în aplicațiile de mare precizie. Acesta presupune prezența erorilor datorate bias-ului, neliniarității scalei, nealiniamentului dintre axa de intrare și cea de ieșire, sensibilității la accelerații aplicate în plan perpendicular pe axa de intrare (cross-axis sensitivity), zgomotului și etalonării greșite a factorului de scală.

Un astfel de model poate fi descris de relația

$$a_s = \frac{E}{K_1} = K_o + a_i + K_2 a_i^2 + K_3 a_i^3 + K_{ip} a_i a_p + K_{io} a_i a_o + \delta_o a_p - \delta_p a_o + v, \quad (1.1)$$

unde a_s este accelerația indicată de senzor, E – ieșirea senzorului, K_1 – factorul de scală, K_o – bias-ul, K_2, K_3 – coeficienți de neliniaritate de ordinul 2, respectiv 3, K_{ip}, K_{io} – constante de proporționalitate care evidențiază dependența ieșirii de produsul dintre accelerațiile aplicate normal și paralel cu intrarea (cross-coupling), δ_o – unghiul de nealiniament dintre axa de intrare a accelerometrului și axa de intrare de referință generată de axa de ieșire, δ_p – unghiul de nealiniament dintre axa de intrare a accelerometrului și axa de intrare pusă în evidență de axa de pendulare, a_i, a_p, a_o – accelerațiile aplicate în lungul axelor de intrare, de pendulare și de ieșire ale senzorului, v – zgomotul senzorului.

Deoarece marea majoritate a simulărilor numerice ale unor sisteme de navigație inerțială strap-down, prezentate în literatura de specialitate, presupun aplicarea la intrarea sistemelor a unor semnale de accelerație și rotație curate, lipsite de zgomote și erori, studiul erorilor sistemelor de navigație în ansamblu se face, de obicei, fără a lua în considerație erorile senzorilor. Pentru a putea realiza un studiu complex și cât mai apropiat de condițiile reale pentru sistemul de navigație, care să includă și erorile reale ale senzorilor utilizați, se poate realiza un model echivalent celui descris de relația (1.1), dar care să țină seama de parametrii furnizați de fișele tehnice oferite de producători. Astfel, după un studiu amănunțit al fișelor tehnice pentru

o serie de accelerometre electronice și optoelectronice, se poate opta pentru un model simplificat, care să acopere principalele erori ale accelerometrelor, care nu pot fi compensate direct

$$a = (a_i + Na_i + B + k_c a_c + v) \left(1 + \frac{\Delta K}{K} \right), \quad (1.2)$$

în care a este accelerația de ieșire (semnalul perturbat), a_i – accelerația de intrare, N – nealiniamentul axei de sensibilitate, B – bias-ul, a_c – accelerația aplicată în plan perpendicular, k_c – sensibilitatea la accelerații aplicate în plan perpendicular pe axa de sensibilitate (cross-axis sensitivity), v – zgomotul senzorului, K – factorul de scală, iar ΔK – eroarea de etalonare a factorului de scală. Mărimile care intervin în modelul descris de relația (1.18) sunt exprimate astfel: accelerațiile a , a_i și a_c în m/s^2 , N în radiani, B în procente din lungimea intervalului de măsurare (span), k_c în procente din a_c , K în mV/g , ΔK în procente din K , iar zgomotul v este dat prin densitatea sa v_d exprimată în $\mu g/\sqrt{Hz}$.

Pornind de la modelul simplificat se va realiza un model MATLAB/ SIMULINK general valabil pentru senzorii de accelerație, bazat pe limitele de variație ale parametrilor furnizate de fișele tehnice, conform fig. 2.1.

Modelul implementează observațiile conform cărora în fișa tehnică o parte dintre parametri nu au valoare fixă ci variază arbitrar într-o anumită plajă: biasul

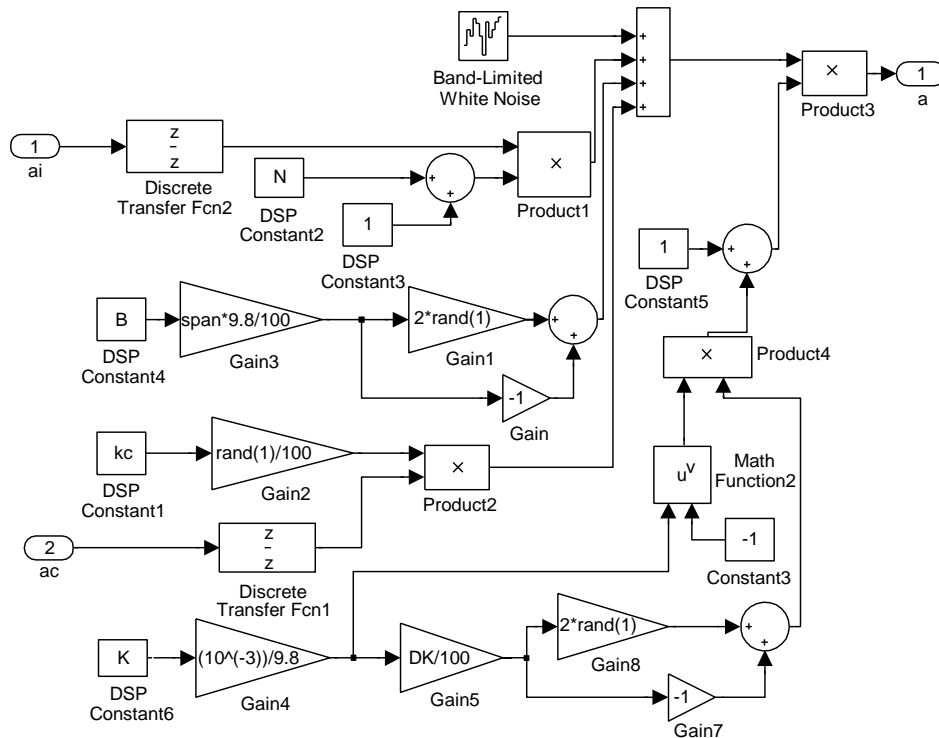


Fig. 2.1 Modelul MATLAB/SIMULINK al accelerometrelor

este dat prin valoarea sa absolută maximă B ca procent din span, sensibilitatea la accelerații perpendiculare este dată prin valoarea sa maximă k_c ca procent din a_c , eroarea de etalonare a factorului de scală este furnizată prin valoarea sa absolută maximă ΔK ca procent din K , iar zgomotul este dat prin valoarea maximă a densității sale. Cu ajutorul funcției MATLAB „rand(1)” sunt generate bias-ul printr-o valoare întâmplătoare în intervalul $(-B, B)$, sensibilitatea la accelerații perpendiculare în intervalul $(0, k_c)$ și eroarea de etalonare a factorului de scală în intervalul $(-\Delta K, \Delta K)$. Zgomotul este realizat cu ajutorul blocului SIMULINK “Band-Limited White Noise” și cu ajutorul funcției MATLAB “RandSeed” prin generarea unei valori întâmplătoare a densității sale în intervalul $(80\% \cdot v_d, v_d)$. Setarea blocului “Band-Limited White Noise” se va realiza conform fig. 2.2. Modelul creat are avantajul de a putea lucra independent cu fiecare dintre erorile care afectează senzorii și de a putea studia astfel influența acestora asupra navigatorului inerțial.

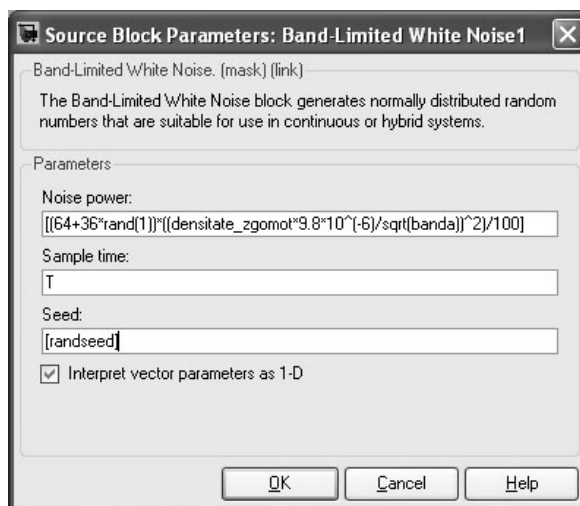


Fig. 2.2 Setarea blocului “Band-Limited White Noise”

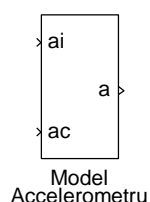


Fig. 2.3 Blocul „Model Accelerometru”

Prin gruparea schemei din fig. 2.1 a rezultat blocul din fig. 2.3, care are ca intrări accelerația a_i aplicată în lungul axei de sensibilitate și accelerația a_c aplicată în plan perpendicular, iar ca ieșire accelerația perturbată a . Modelul a fost testat pentru un număr de 10 senzori accelerometrici electronici și optoelectronici, realizați în tehnologie MEMS (MicroElectroMechanical Systems), MOEMS (MicroOptoElectroMechanical Systems) sau în variantă clasică (vezi Tabelul 2.1). Interfațarea modelului se realizează prin selectarea subsistemului “Model accelerometru” din fig. 2.3 urmată de comenzile Edit/Mask Subsystem. Modelul se poate folosi în simularea numerică a sistemului de navigație inerțială strap-down în condiții apropiate de realitate din punctul de vedere al deformațiilor pe care le suferă semnalul util de accelerație la trecerea prin orice tip de accelerometru care se dorește a fi implementat în navigator [1].

1.3.3. Model de senzor girometric

Apariția girometrelor optoelectronice și ridicarea performanțelor acestora peste cele ale girometrelor mecanice a condus la utilizarea lor pe scară largă în sistemele de navigație inerțială strap-down cu precizie ridicată și la renunțarea treptată la girometrele mecanice. Prin urmare, în anii '90 specialiștii IEEE au recurs la standardizarea procedurilor de testare pentru principalele tipuri de astfel de girometre (cu laser și interferometrice cu fibră optică). Tendințele actuale de miniaturizare a sistemelor inerțiale de navigație au avut asupra senzorilor de rotație un impact asemănător cu cel din cazul senzorilor de accelerație. Astfel, tehnologia MEMS s-a dezvoltat puternic și în această direcție, rezultând girometre miniaturizate al căror principiu de funcționare este bazat în general pe apariția unor forțe Coriolis datorate mișcării de rotație care trebuie detectată. Un standard recent al IEEE precizează procedurile de testare pentru girometrele de tip Coriolis cu vibrații.

Standardele IEEE referitoare la procedurile de testare a girometrelor conțin modele de eroare ale senzorilor utilizate de producători pentru calibrarea acestora, dar și de către utilizatori în procesul de compensare a unei mari părți a erorilor care afectează senzorii.

Conform standardelor pentru senzorii optoelectronici de rotație, modelul de eroare al girometrelor poate fi descris printr-o relație de forma

$$S_0(\Delta N / \Delta t) = [I + E + D][1 + 10^{-6} \varepsilon_K]^{-1}, \quad (1.1)$$

dacă ieșirea este digitală, cu S_0 factorul de scală nominal exprimat în "/impuls și $\Delta N / \Delta t$ viteza de ieșire a impulsurilor exprimată în impuls/s. În cazul în care ieșirea senzorului este analogică, modelul IEEE se exprimă cu relația

$$S_0 U = [I + E + D][1 + 10^{-6} \varepsilon_K]^{-1}, \quad (1.2)$$

unde S_0 factorul de scală nominal exprimat în $(^\circ/h)/V$, iar U este tensiunea analogică de ieșire exprimată în V . În relațiile (1.1) și (1.2) I este termenul inerțial de intrare $(^\circ/h)$, E - termenul sensibil la mediul înconjurător $(^\circ/h)$, D - termenul datorat abaterii (driftului) $(^\circ/h)$ și ε_K - eroarea de estimare a factorului de scală (ppm). Cele patru mărimi fizice au expresiile:

$$\begin{aligned} I &= \omega_{IRA} + \omega_{XRA} \sin \theta_X - \omega_{YRA} \sin \theta_Y, \\ E &= D_T \Delta T + D_T (dT/dt) + \overline{D}_{\nabla T} \cdot [d(\nabla T)/dt], \\ D &= D_F + D_R, \\ \varepsilon_K &= \varepsilon_T \Delta T + f(I), \end{aligned} \quad (1.3)$$

unde $\omega_{IRA}, \omega_{XRA}, \omega_{YRA}$ sunt componentele vitezei unghiulare a vehiculului purtător după axele marcate pe carcasa senzorului (IRA - axa de intrare), θ_x, θ_y - nealiniamentele dintre axa de intrare propriu-zisă (IA) a senzorului și axele XRA și YRA , $D_T \Delta T$ - abaterea vitezei unghiulare datorită unei schimbări ΔT a temperaturii ambiante, D_T - coeficientul de sensibilitate cu temperatura a abaterii vitezei unghiulare, $D_T(dT/dt)$ - abaterea vitezei unghiulare datorită unei rampe de temperatură, D_T - coeficientul de sensibilitate cu o rampă de temperatură a abaterii vitezei unghiulare, $\bar{D}_{\nabla T} \cdot [d(\nabla T)/dt]$ - abaterea vitezei unghiulare datorită unui gradient de temperatură variabil în timp $d(\nabla T)/dt$, $\bar{D}_{\nabla T}$ - vectorul coeficient de sensibilitate a vitezei unghiulare cu un gradient de temperatură variabil în timp, D_F - bias-ul, D_R - abaterea întâmplătoare (random drift) a vitezei unghiulare (echivalentă cu un zgomot), $\varepsilon_T \Delta T$ - eroarea factorului de scală datorată unei schimbări ΔT a temperaturii ambiante, iar $f(I)$ este eroarea factorului de scală care depinde de viteza unghiulară de intrare.

Modelele de eroare pentru senzorii girometrici electromecanici și electronomecanici ([30]) au expresii asemănătoare cu relațiile (1.1) și (1.2) în cazul în care ieșirea este digitală sau analogică. Dacă ieșirea este în frecvență, modelul se exprimă cu relația

$$S_0 F = [I + E + D][1 + 10^{-6} \varepsilon_K]^{-1}, \quad (1.4)$$

iar dacă ieșirea este proporțională, cu relația

$$S_0 (V_{ref}/V_p) U = [I + E + D][1 + 10^{-6} \varepsilon_K]^{-1} [1 + K_r (V_{ref}/V_p)], \quad (1.5)$$

unde F este frecvența de ieșire (Hz), V_{ref} - tensiunea de referință la care este determinat factorul de scală nominal, V_p - tensiunea de alimentare și K_r - coeficient de eroare de proporționalitate. Singura deosebire față de modelele senzorilor optoelectronici, din punctul de vedere al formulelor (1.3), constă în faptul că expresiile abaterii vitezei unghiulare E și a erorii ε_K conțin în plus termenii $D_a a$, respectiv $S_a a$, care arată ca E și ε_K sunt dependente de accelerația a aplicată după o direcție cu sensibilitățile D_a , respectiv S_a .

Pornind de la același considerent ca și în cazul accelerometrelor și anume acela de a crea un model echivalent celor realizate de IEEE, care să țină seama de parametrii din fișele tehnice oferite de producătorii de senzori și să permită realizarea unor studii cât mai apropiate de realitate a sistemelor de navigație inerțială strap-down, după un studiu amănunțit al site-urilor de specialitate și al fișelor tehnice ([2], [26], [34], [42], [45], [52]) pentru o serie de girometre

optoelectronice, electromecanice și electrono-mecanice, miniaturizate sau nu, se poate opta pentru modelul descris de relația

$$\omega = (\omega_i + S \cdot a_r + B + v) \left(1 + \frac{\Delta K}{K} \right), \quad (1.6)$$

în care ω este viteza unghiulară de ieșire (semnalul perturbat), ω_i - viteza unghiulară de intrare, S - sensibilitatea la accelerația a_r aplicată după o direcție arbitrară, B - bias-ul, K - factorul de scală, ΔK - eroarea de etalonare a factorului de scală și v - zgomotul senzorului. Mărimile fizice care intervin în modelul descris de relația (1.6) sunt exprimate astfel: vitezele unghiulare ω și ω_i în $^{\circ}/s$, sensibilitatea S în $(^{\circ}/s)/g$, accelerația a_r în g , B în procente din lungimea intervalului de măsurare (span), K în $mV/(^{\circ}/s)$, ΔK în procente din K , iar zgomotul v este dat prin densitatea sa v_d exprimată în $(^{\circ}/s)/\sqrt{Hz}$.

Pe baza modelului descris de ecuația (1.6) s-a realizat un model MATLAB/ SIMULINK general valabil pentru girometre, care ține seama de limitele de variație ale parametrilor, oferite de producători în fișele tehnice, conform fig. 2.1. Modelul are în vedere că bias-ul este dat prin valoarea sa maximă B ca procent din span, eroarea de etalonare a factorului de scală este dată prin valoarea sa absolută maximă ΔK ca procent din K , iar zgomotul este dat prin valoarea maximă a densității sale. Cu ajutorul funcției MATLAB „rand(1)” sunt generate bias-ul printr-o valoare întâmplătoare în intervalul $(-B, B)$, sensibilitatea S la accelerația a_r aplicată după o direcție arbitrară în intervalul $(0, S)$ și eroarea de etalonare a factorului de scală în intervalul $(-\Delta K, \Delta K)$. Zgomotul este realizat cu ajutorul blocului SIMULINK “Band-Limited White Noise” și cu ajutorul funcției MATLAB “RandSeed” prin generarea unei valori întâmplătoare a densității sale în intervalul $(80\% \cdot v_d, v_d)$. Setarea blocului “Band-Limited White Noise” se va realiza conform fig. 2.2. Modelul creat are avantajul de a putea lucra independent cu fiecare dintre erorile care afectează senzorii și de a putea studia astfel influența acestora asupra navigatorului inerțial.

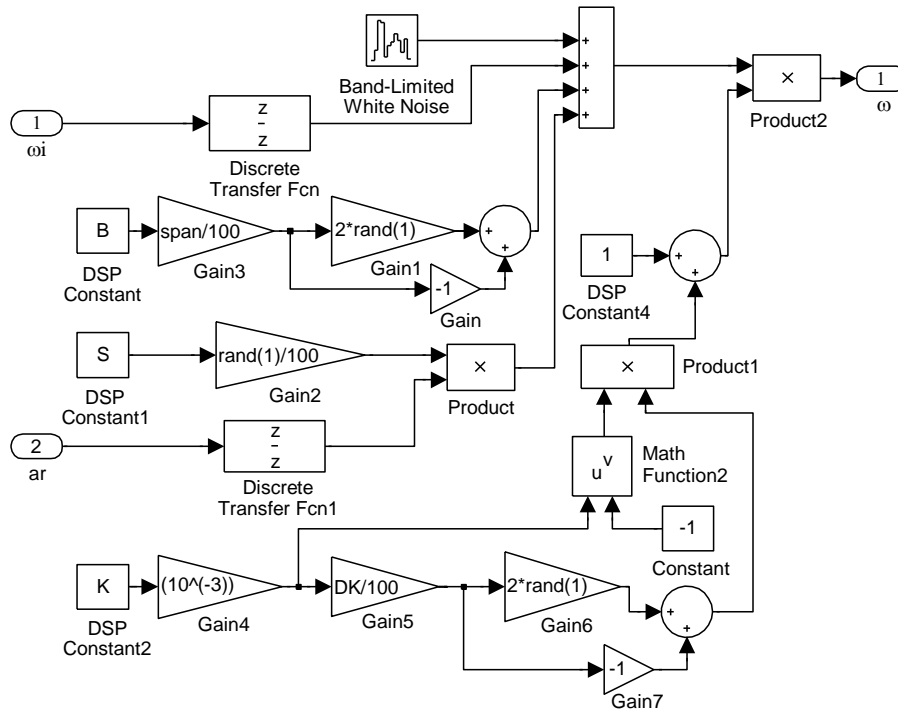


Fig. 2.1 Modelul MATLAB/SIMULINK al girometrelor

Prin gruparea schemei din fig. 2.1 va rezulta blocul din fig. 2.3, având ca intrări viteza unghiulară ω_i aplicată în lungul axei de sensibilitate a senzorului și accelerația a_r , considerată a fi semnalul de accelerație rezultat (rezultanta accelerațiilor aplicate pe cele trei direcții triadei accelerometrice din sistemul inerțial strap-down), neperturbat, iar ca ieșire viteza unghiulară perturbată ω . Se poate observa că prin accelerația a_r triada girometrică este cuplată cu triada accelerometrică în simularea sistemului inerțial.

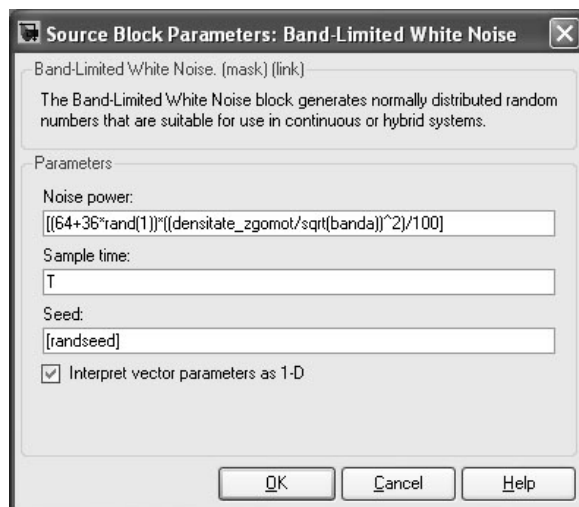


Fig. 2.2 Setarea blocului “Band-Limited White Noise”

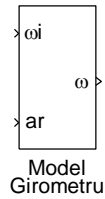


Fig. 2.3 Blocul „Model Girometru”

1.3.4. Transformari de coordonate

1.3.4.1. Transformarea vectorilor prin rotații plane

Deși matricea de transformare R între două sisteme de coordonate are nouă elemente datorită celor trei constrângeri de ortogonalitate și celor trei constrângeri de normalitate, trecerea de la un sistem de coordonate la altul implică doar trei grade de libertate. Această observație a condus la ideea că trecerea de la un sistem de referință la altul se poate realiza utilizând doar trei parametri independenți, în acest scop fiind introdus și conceptul de rotații plane.

Rotațiile plane reprezintă o denumire convențională utilizată pentru exprimarea matematică a rotației vectorilor între două sisteme de coordonate, în care al doilea sistem de coordonate este obținut din primul printr-o rotație a acestuia cu un unghi α în jurul unui vector \vec{v} . În cazul în care vectorul \vec{v} este chiar una din axele de coordonate, atunci matricea rotației plane capătă o formă simplificată. Pentru două triedre aflate într-o poziție arbitrară trecerea se face prin trei rotații succesive care folosesc regula mâinii drepte. Unghiurile de rotație sunt numite unghiurile lui Euler.

Trebuie menționat că unghiurile lui Euler nu sunt unic definite, existând o infinitate de posibilități de alegere a acestora. Pentru un anumit set de unghiuri Euler, ordinea aleasă pentru rotații trebuie utilizată cu consecvență deoarece schimbarea acestei ordini conduce la obținerea altei matrice de rotație R .

În cele ce urmează vor fi puse în evidență cele mai importante transformări de coordonate, între sisteme ortogonale, din navigația inerțială strap-down: din sistemul fix și centrat în raport cu Pământul (SFCP) în sistemul vertical local geodezic (geografic) (SVLG), din sistemul orizontal local (SOL) în sistemul fix și centrat în raport cu Pământul și din sistemul legat de vehicul (SV) în sistemul orizontal local.

La trecerea între sistemele SFCP și SVLG trebuie exprimate coordonatele geodezice λ, ϕ și h în funcție de cele rectangulare x_p, y_p și z_p . Pământul poate fi aproximat cu un elipsoid de revoluție în jurul axei mici, elipsa geodezică fiind descrisă în fig. 1.1. Latitudinea ϕ este

unghiul dintre normala la elipsoid N și planul ecuatorial. De notat că prelungirea normalei în interiorul elipsoidului de referință nu va intersecta centrul Pământului. Longitudinea λ este unghiul în plan ecuatorial între primul meridian și proiecția vectorului de poziție a punctului pe planul ecuatorial. Altitudinea h este distanța în lungul normalei la elipsoid, măsurată între suprafața elipsoidului de referință și poziția vehiculului.

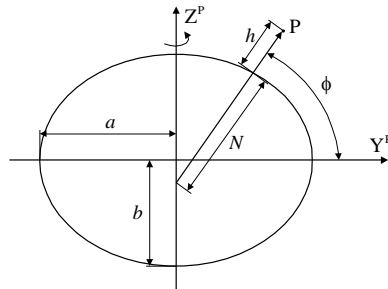


Fig. 1.1 Elipsa geodezică

În fig. 1.1 s-a notat cu a - semiaxa mare și cu b - semiaxa mică a elipsei. Aplatizarea și excentricitatea elipsoidului sunt definite cu relațiile

$$f = \frac{a-b}{a} = 0,0034, \quad (1.1)$$

$$e = \sqrt{f(2-f)} = 0,0818,$$

cu $a = 6378137,0$ m și $b = 6356752,3142$ m . Lungimea normalei la elipsoid, între suprafața elipsoidului și intersecția cu axa Z^p este

$$N(\phi) = \frac{a}{\sqrt{1-e^2 \sin^2(\phi)}}. \quad (1.2)$$

Trecerea de la SVLG la SFCP se face cu formulele

$$\begin{aligned} x_p &= (N+h) \cos \phi \cos \lambda, \\ y_p &= (N+h) \cos \phi \sin \lambda, \\ z_p &= [N(1-e^2) + h] \sin \phi. \end{aligned} \quad (1.3)$$

Foarte multe date de navigație sunt exprimate în coordonatele (λ, ϕ, h) și, de aceea, este necesară și transformarea inversă. Pentru longitudine relația de calcul rezultă rapid

$$\lambda = \arctg(y_p/x_p), \quad (1.4)$$

dar pentru ϕ și h soluțiile trebuie calculate prin iterație după cum urmează [10]

1. Inițializarea

$$h = 0, N = a, p = \sqrt{x_p^2 + y_p^2}. \quad (1.5)$$

2. Urmărirea iterației de mai jos până la convergență

$$\begin{aligned} \sin \phi &= \frac{z_p}{N(1 - e^2) + h}, \\ \phi &= \arctg\left[\frac{(z_p + e^2 N \sin \phi)}{p}\right], \\ N(\phi) &= \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2 \phi}}, \\ h &= \frac{p}{\cos \phi} - N. \end{aligned} \quad (1.6)$$

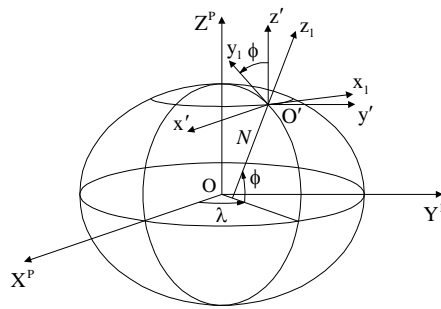


Fig. 1.2 Transformarea SFCP-SOL

Pentru a ușura calculul transformărilor care au loc la trecerea din sistemul fix și centrat în raport cu Pământul (SFCP) în sistemul orizontal local (SOL), în originea O' a sistemului SOL se vor trasa trei axe paralele cu cele ale sistemului SFCP, rezultând triedrul $O'x'y'z'$ (fig. 1.2).

Rotația SFCP-SOL se face prin două rotații plane succesive, o primă rotație în jurul axei $O'z'$ cu unghiul λ , caracterizată de matricea

$$R_1 = \begin{bmatrix} \cos \lambda & \sin \lambda & 0 \\ -\sin \lambda & \cos \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

și o a doua rotație în jurul noii axe $O'y'$ cu unghiul $(-\phi)$, caracterizată de matricea

$$R_2 = \begin{bmatrix} \cos \phi & 0 & \sin \phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \phi & 0 & \cos \phi \end{bmatrix}. \quad (1.8)$$

Matricea R_p' se obține prin înmulțirea matricelor R_2 și R_1

$$R_p^l = R_2 R_1 = \begin{bmatrix} -\sin \lambda & \cos \lambda & 0 \\ -\sin \phi \cos \lambda & -\sin \phi \sin \lambda & \cos \phi \\ \cos \phi \cos \lambda & \cos \phi \sin \lambda & \sin \phi \end{bmatrix}. \quad (1.9)$$

Transformarea unui vector din SOL în SFCP este descrisă de rotația

$$[\bar{v}]_p = R_l^p [\bar{v}]_l, \quad (1.10)$$

iar transformarea inversă de

$$[\bar{v}]_l = (R_p^l) [\bar{v}]_p = (R_l^p)^T [\bar{v}]_p, \quad (1.11)$$

unde $(R_l^p)^T$ este matricea transpusă matricei R_l^p .

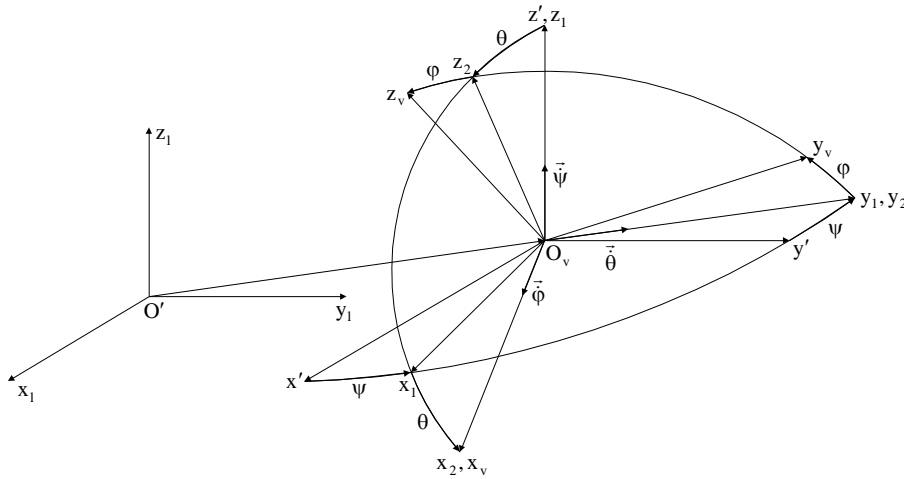


Fig.1.3 Transformarea SOL-SV

Pentru a pune în evidență ecuațiile de transformare ale punctelor și vectorilor între sistemul legat de vehicul (SV) și sistemul orizontal local (SOL) se consideră situația din fig. 1.3, în care cele două sisteme sunt orientate arbitrar unul față de celălalt. De asemenea, se consideră triedrul $O_v x' y' z'$ cu originea identică cu a triedrului SV și axele paralele cu cele ale triedrului SOL.

Considerând rotația SOL-SV, conform fig. 1.3, suprapunerea triedrelor $O_v x' y' z'$ și $O_v x_v y_v z_v$ se face prin trei rotații succesive: prima rotație în jurul axei $O_v z'$ cu unghiul de rotație ψ ; a doua rotație în jurul axei $O_v y_1$ cu unghiul de tangaj θ ; a treia rotație în jurul axei $O_v x_2$ cu unghiul de ruliu ϕ . Elementele matricei $R_l^p = (R_v^l)^T$ se calculează cu formulele

$$\begin{aligned}
r_{11} &= \cos \theta \cos \psi, \\
r_{12} &= \cos \theta \sin \psi, \\
r_{13} &= -\sin \theta, \\
r_{21} &= \sin \varphi \sin \theta \cos \psi - \cos \varphi \sin \psi, \\
r_{22} &= \sin \varphi \sin \theta \sin \psi + \cos \varphi \cos \psi, \\
r_{23} &= \sin \varphi \cos \theta, \\
r_{31} &= \cos \varphi \sin \theta \cos \psi + \sin \varphi \sin \psi, \\
r_{32} &= \cos \varphi \sin \theta \sin \psi - \sin \varphi \cos \psi, \\
r_{33} &= \cos \varphi \cos \theta,
\end{aligned} \tag{1.12}$$

iar elementele matricei R_v^l se obțin prin transpunerea matricei R_v^v .

Dacă se dorește trecerea de la sistemul SV la SFPCP sau la SVLG se pot utiliza trecerile succesive prin mai multe sisteme de coordonate. De exemplu, trecerea SV- SFPCP a unui vector se poate face cu relațiile succesive

$$[\vec{v}]_l = R_l^v [\vec{v}]_v, \tag{1.13}$$

$$[\vec{v}]_p = R_l^p [\vec{v}]_l, \tag{1.14}$$

sau cu relația directă

$$[\vec{v}]_p = R_v^p [\vec{v}]_v, \tag{1.15}$$

în care matricea de rotație R_v^p este obținută prin înmulțirea matricelor rotațiilor parțiale R_l^p și R_l^v

$$R_v^p = R_l^p \cdot R_l^v. \tag{1.16}$$

1.3.4.2. Vectori de rotație și quaternioni

S-a văzut anterior cum suprapunerea a două triedre care au aceeași origine se poate face utilizând trei rotații succesive, unghiurile de rotație fiind unghiurile lui Euler. În locul acestor trei rotații succesive cele două sisteme de coordonate pot fi suprapuse printr-o singură rotație în jurul unei axe fixe. Unei astfel de rotații i se asociază un vector de rotație $\vec{\phi}$ al cărui modul este egal cu unghiul de rotație θ exprimat în radiani și a cărui direcție este în lungul dreptei fixe în jurul căreia se face rotația. Poziția dreptei fixe în raport cu sistemul de referință fix S (OXYZ) este descrisă de unghiurile α, β și γ dintre dreapta și axele sistemului de coordonate (fig. 1.4).

Considerând că un sistem $S'(OX'Y'Z')$ se rotește arbitrar față de sistemul fix $OXYZ$, conform teoremei lui Euler, sistemul $OX'Y'Z'$ este rotit cu un unghi θ în jurul unei axe fixe față de sistemul $OXYZ$, axă poziționată prin unghiurile α, β, γ cu axele sistemului fix. Mai mult, unghiurile dintre dreapta fixă și axele sistemului mobil $OX'Y'Z'$ sunt tot α, β, γ (fig. 1.4).

Această rotație transformă un vector $\vec{OM}(x, y, z)$ în vectorul $\vec{OM}'(x', y', z')$. Conform fig. 1.5

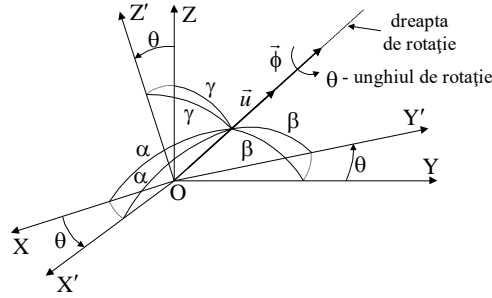


Fig. 1.4 Rotația triedrului mobil față de cel fix

$$\vec{OM}' = \vec{OH} + \vec{HP} + \vec{PM}', \quad (1.17)$$

unde

$$\begin{aligned} \vec{OH} &= \bar{u} \left(\vec{OM} \cdot \bar{u} \right), \\ \vec{PM}' &= \vec{HQ} = (\sin \theta) \vec{HR} = (\sin \theta) \bar{u} \times \vec{OM}, \\ \vec{HP} &= (\cos \theta) \vec{HM} = (\cos \theta) \left(\vec{OM} - \vec{OH} \right) = (\cos \theta) \left[\vec{OM} - \bar{u} \left(\vec{OM} \cdot \bar{u} \right) \right] \end{aligned} \quad (1.18)$$

și \bar{u} este versorul axei de rotație. Substituind (1.18) în (1.17) rezultă

$$\vec{OM}' = (\cos \theta) \vec{OM} + (1 - \cos \theta) \bar{u} \left(\vec{OM} \cdot \bar{u} \right) + (\sin \theta) \bar{u} \times \vec{OM}, \quad (1.19)$$

care conduce la relația matriceală

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} &= \cos \theta \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + (1 - \cos \theta) (x \cdot \cos \alpha + y \cdot \cos \beta + z \cdot \cos \gamma) \begin{bmatrix} \cos \alpha \\ \cos \beta \\ \cos \gamma \end{bmatrix} + \\ &+ \sin \theta \begin{bmatrix} z \cos \beta - y \cos \gamma \\ x \cos \gamma - z \cos \alpha \\ y \cos \alpha - x \cos \beta \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (1.20)$$

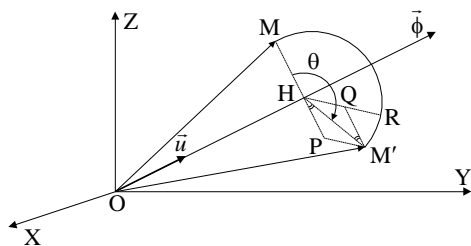


Fig. 1.5 Rotația unui vector

După prelucrare rezultă

$$[x' \ y' \ z']^T = R_{\vec{\phi}} [x \ y \ z]^T, \quad (1.21)$$

unde $R_{\vec{\phi}}$ este matricea de rotație corespunzătoare vectorului de rotație $\vec{\phi}$ și are elementele

$$\begin{aligned} r_{11} &= \cos \theta + (1 - \cos \theta) \cos^2 \alpha, \\ r_{12} &= (1 - \cos \theta) \cos \alpha \cos \beta - \sin \theta \cos \gamma, \\ r_{13} &= (1 - \cos \theta) \cos \alpha \cos \gamma + \sin \theta \cos \beta, \\ r_{21} &= (1 - \cos \theta) \cos \alpha \cos \beta + \sin \theta \cos \gamma, \\ r_{22} &= \cos \theta + (1 - \cos \theta) \cos^2 \beta, \\ r_{23} &= (1 - \cos \theta) \cos \beta \cos \gamma - \sin \theta \cos \alpha, \\ r_{31} &= (1 - \cos \theta) \cos \alpha \cos \gamma - (\sin \theta) \cos \beta, \\ r_{32} &= (1 - \cos \theta) \cos \beta \cos \gamma + \sin \theta \cos \alpha, \\ r_{33} &= \cos \theta + (1 - \cos \theta) \cos^2 \gamma. \end{aligned} \quad (1.22)$$

Pentru ușurarea operațiilor de transformare de la un sistem de referință la altul cel mai frecvent se utilizează algebra quaternionilor lui Hamilton, care are la bază ideea folosirii vectorului de rotație $\vec{\phi}$. Un quaternion Hamilton se poate defini ca fiind un număr complex generalizat (cu patru componente) având forma

$$Q = q_0 + q_1 i + q_2 j + q_3 k, \quad (1.23)$$

în care q_0, q_1, q_2 și q_3 sunt numere reale, iar i, j, k corespund versorilor axelor de coordonate ale sistemului de referință fix. Conceptual, partea imaginară $(q_1 i + q_2 j + q_3 k)$ definește un vector $\vec{\phi}$ în spațiu, iar partea reală q_0 a quaternionului definește rotația în jurul acestui vector. Dacă se ține cont că vectorul $\vec{\phi}$, în jurul căruia se face rotația, este situat pe o axă de rotație de versor \vec{u} , ale cărui componente în sistemul de referință fix sunt $\cos \alpha \cdot \vec{i}$, $\cos \beta \cdot \vec{j}$ și $\cos \gamma \cdot \vec{k}$, relația (1.23) poate fi exprimată sub forma

$$Q = \cos \frac{\theta}{2} + \sin \frac{\theta}{2} \cos \alpha \cdot i + \sin \frac{\theta}{2} \cos \beta \cdot j + \sin \frac{\theta}{2} \cos \gamma \cdot k, \quad (1.24)$$

sau

$$Q = \cos \frac{\theta}{2} + \sin \frac{\theta}{2} \bar{u}, \quad (1.25)$$

unde \bar{u} este quaternionul pur imaginar asociat vectorului \bar{u}

$$\bar{u} = \cos \alpha \cdot i + \cos \beta \cdot j + \cos \gamma \cdot k. \quad (1.26)$$

Rezultă

$$q_0 = \cos \frac{\theta}{2}, \quad q_1 = \sin \frac{\theta}{2} \cos \alpha, \quad q_2 = \sin \frac{\theta}{2} \cos \beta, \quad q_3 = \sin \frac{\theta}{2} \cos \gamma. \quad (1.27)$$

Astfel, matricea $R_{\bar{\phi}}$ este descrisă de expresia (v. relația (1.22))

$$R_{\bar{\phi}} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_1^2 & 2(q_3q_2 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix}. \quad (1.28)$$

Se poate concluziona foarte ușor că, spre deosebire de matricea cosinușilor directori în care apar șase condiții de constrângere (trei pentru ortogonalitate și trei pentru normalitate) la nouă parametri, în cazul parametrizării quaternionice apare o singură condiție de constrângere la patru parametri[1]

$$q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1. \quad (1.29)$$

Matricea $R_{\bar{\phi}}$ corespunde matricei $R_v^l = (R_l^v)^T$, deci trecerea de la quaternioni la matricea cosinușilor directori se face cu relația

$$R_l^v = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_3 - q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & q_0^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_1^2 & 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_3q_2 - q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix}, \quad (1.30)$$

adică elementele matricei R_l^v au expresiile[1]

$$\begin{aligned}
r_{11} &= \cos \theta \cos \psi = q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2, \\
r_{12} &= \cos \theta \sin \psi = 2(q_1 q_2 + q_0 q_3), \\
r_{13} &= -\sin \theta = 2(q_1 q_3 - q_0 q_2), \\
r_{21} &= \sin \varphi \sin \theta \cos \psi - \cos \varphi \sin \psi = 2(q_1 q_2 - q_0 q_3), \\
r_{22} &= \sin \varphi \sin \theta \sin \psi + \cos \varphi \cos \psi = q_0^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_1^2, \quad (1.31) \\
r_{23} &= \sin \varphi \cos \theta = 2(q_2 q_3 + q_0 q_1), \\
r_{31} &= \cos \varphi \sin \theta \cos \psi + \sin \varphi \sin \psi = 2(q_1 q_3 + q_0 q_2), \\
r_{32} &= \cos \varphi \sin \theta \sin \psi - \sin \varphi \cos \psi = 2(q_3 q_2 - q_0 q_1), \\
r_{33} &= \cos \varphi \cos \theta = q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2.
\end{aligned}$$

BIBLIOGRAFIE

- [1] Grigore, Lucian Teodor , Edu Ioana-Raluca Aplicatii de navigatie inertiala cu senzori miniaturizati, SITECH, 2012

2. CAPITOLUL 2

Îmbunătățirea preciziei senzorilor inerțiali prin utilizarea structurilor de control inteligent

2.1. Introducere

Tendința din ultimele două decenii de reducere a dimensiunilor și greutateii sistemelor de navigație inerțiale strap-down, ceea ce le conferă avantajul utilizării pe vehicule mici (roboți miniaturizați, sateliți miniaturizați, avioane fără pilot) sau pe vehicule care necesită la bord echipament cu astfel de proprietăți, a deschis direcții noi de cercetare atât în dezvoltarea senzorilor inerțiali miniaturizați, cât și cea a sistemelor de calcul de mare putere, miniaturizate și cu facilități de amplasare la bord [1,2].

Dezvoltarea rapidă a tehnologiei în radio-comunicații, senzori și calculatoare de bord, împreună cu performanțele înalte obținute prin utilizarea algoritmilor numerici, a creat multe tendințe în domeniul sistemelor de navigație independente, sau a sistemelor de navigație integrată. Primele aplicații de navigație s-au limitat la sisteme de navigație independente. Datorită nivelului de performanță în continuă dezvoltare, aplicațiile de navigație au fost extinse la nivel aerian sau de control al traficului terestru. Astfel, pentru a evita coliziunile, sisteme avansate permit monitorizarea la bord a poziției vehiculelor în trafic din imediata vecinătate și a vitezei lor în timp real [3-5]. Funcționarea navigatorilor de bord a avut inițial la bază sisteme independente. Arhitectura actuală este obținută din fuziunea a două sau mai multe sisteme de acest tip, cu principii de funcționare diferite. De asemenea, sistemele utilizate la bord au fost transformate din dispozitive care furnizează informații suplimentare, în echipamente de bază în realizarea navigației [3-5].

Din punct de vedere al preciziei de poziționare, progresele înregistrate în navigație au fost uimitoare. De exemplu, în perioada de utilizare independentă a sistemului de navigație inerțială sau a sistemului de poziționare OMEGA (între anii 1970 - 1980), precizia de poziționare era între limitele 1-6 km, apoi în 1990 a fost redusă la 20 m ca urmare a introducerii GPS-ului în aplicațiile civile. Începând cu anul 2000, în aplicațiile care utilizează GPS-ul ca sistem independent, introducerea unor concepte cum ar fi diferențială GPS și WAAS (Wide Augmentation System Area) au îmbunătățit precizia de poziționare până la valori mai mici de 1 m, uneori ajungând chiar la ordinul centimetri. Utilizarea GPSului combinat cu alte sisteme

de poziționare și dezvoltarea navigatorilor integrați, care nu utilizează GPS, au condus de asemenea, la plasarea acurateții la ordinul centimetrilor [3-5].

De-a lungul acestei perioade de dezvoltare a navigației, sistemele de navigație inerțială (INS), au jucat un rol tot mai important, implicând diverse arhitecturi solicitate de limitările tehnologice. Astfel, datorită capacității reduse a calculatoarelor de bord de a rula algoritmi numerici specifici arhitecturilor INS strap-down, acestea au putut fi utilizate la adevăratul lor potențial abia din anii 1990, chiar dacă bazele navigației inerțiale au fost puse în anii 1970 [2, 6, 7].

Un strap-down INS tipic constă dintr-un computer de navigație pentru efectuarea calculele matematice, un ceas de precizie pentru temporizarea operațiunilor de integrare, un ansamblu accelerometric pentru măsurarea accelerațiilor, un model gravitațional implementat software - pentru a determina accelerația gravitațională ca o funcție de poziție calculată, precum și un sistem referință de atitudine pentru a defini orientarea unghiulară a triadei accelerometrice relativ la spațiul inerțial, reprezentat de o triada girometrică (Fig. 2.1) [8].

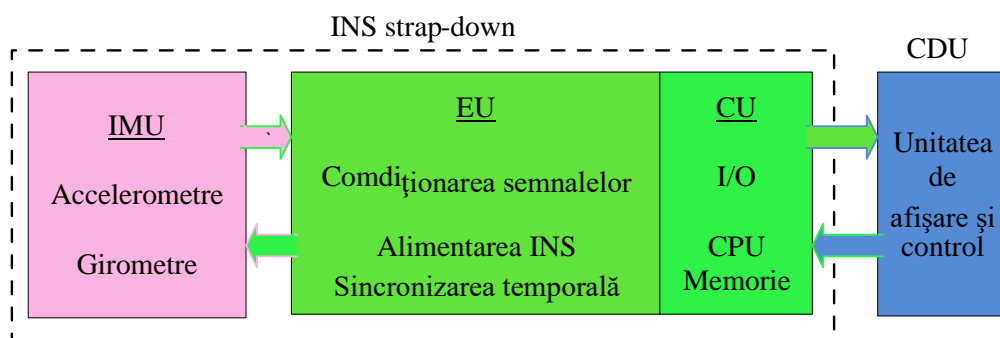


Fig. 2.1 – INS strap-down generalizat

Informațiile despre atitudine sunt furnizate printr-un software de integrare, localizat în computerul de navigație. Acesta folosește măsurătorile obținute de la INS-uri [2, 6, 7].

Erorile în sistemele de navigație inerțiale sunt cauzate în principal de imperfecțiunile senzorilor, de inițializarea lor necorespunzătoare și de imperfecțiuni în modelul gravitațional utilizat în calcule [2, 6, 7]; în general, cele mai mari erori sunt datorate erorilor senzorilor inerțiali [2, 6, 7].

Pe lângă beneficiile incontestabile ale reducerii dimensiunilor, prețului și consumului de energie, miniaturizarea senzorilor a provocat o serie de probleme legate de degradarea performanțelor lor, efect reflectat în special de creșterea zgomotului senzorilor și imposibilitatea filtrării acestuia, datorită suprapunerii lui spectrale peste semnalul de intrare al

senzorului, considerat util pentru aplicațiile de navigație, și de instabilitatea bias-ului structurilor miniaturizate ([9-11]), dezavantaje care au scăzut precizia navigatorilor inerțiali. În urma miniaturizării, au apărut erori caracteristice accelerometrelor și girometrelor: erori stohastice (zgomotele sistemelor) și erorile deterministe, care pot fi estimate și compensate prin metode de calibrare clasice [9-11].

În general erorile senzorilor inerțiali se pot clasifica în următoarele categorii: erori de bias, erori de factor de scală, erori de aliniament al axelor și zgomot.

Media ieșirii măsurate în condiții specifice de funcționare, pe un interval de timp, condiții care nu sunt corelate cu accelerația sau rotația aplicate la intrarea senzorului, se numește bias și este un parametru caracteristic accelerometrelor și girometrelor [12]. Bias-ul este alcătuit din două părți: deriva bias-ului, măsurată în grade/oră sau rad/sec în cazul girometrelor și în m/s^2 pentru accelerometre (partea aleatoare, care se referă la viteza cu care eroarea senzorului inerțial se acumulează în timp) și offset-ul (partea deterministă), care în cadrul măsurării poate fi determinată prin calibrare [12].

Prin accelerarea sau rotirea unui senzor de detecție inerțială, la ieșire se va obține un semnal electric. Factorul de scală este raportul între variația semnalului de intrare și variația corespunzătoare a semnalului de ieșire, sau panta dreptei obținută prin metoda celor mai mici pătrate, interpolând datele de intrare-ieșire. Eroarea factorului de scală este de tip determinist și poate fi aflată prin calibrare. Factorul de scală este caracterizat prin stabilitatea sa, care este de fapt capacitatea senzorului de a detecta cu acuratețe viteza unghiulară sau accelerația [12].

Eroarea care rezultă din imperfecțiunea de montare a senzorilor se numește eroare de nealiniament al axelor. Altfel spus: în poziționarea corectă a unui vehiculului o sursă importantă de erori este și aliniamentul imperfect al senzorilor inerțiali pe axele de rotație, ruliu și tangaj. Fiecare axă este afectată de măsurătorile efectuate pe alte două axe ale unui triedru. Acest tip de eroare poate fi compensată sau modelată prin ecuația erorii INS [12].

Zgomotul este un semnal suplimentar, în general indus de alte echipamente electronice, care interferează cu semnalele de ieșire care trebuie măsurate, dar produs și de senzorul însuși. Zgomotul se suprapune peste ieșirea senzorilor, nu poate fi înlăturat total și poate fi modelat prin procese stohastice [132]. Zgomotul senzorilor inerțiali, sursă majoră de erori pentru sistemele de navigație inerțială, este caracterizat de o putere constantă pe întreg spectrul de frecvențe ce reflectă dinamica sistemelor mobile ce se doresc a fi monitorizate (în general în plaja 0-100 Hz). Prin urmare, filtrarea acestui tip de zgomot în banda 0-100 Hz nu este indicată. Zgomotul datorat fluctuațiilor (flicker noise) este un zgomot de frecvență joasă ce

apare în majoritatea componentelor electronice, din diverse motive, precum impurități ale conductoarelor, generarea și recombinarea zgomotului în tranzistor datorită curentului de bază, etc. Acesta conduce și la fluctuații de bias în date [2, 13-17].

Cele mai mari erori în detecția poziției, vitezei și atitudinii în navigația inerțială apar datorită integrării numerice dificile a zgomotului și măsurărilor incorecte ale biasului [18].

Pentru obținerea acurateții și menținerea performanțelor INS o etapă foarte importantă este cea de calibrare a erorilor senzorilor [19,20] însă acesta nu este suficientă întotdeauna.

Oricare ar fi cauza erorilor unui senzor inerțial (imperfecțiuni mecanice interne, erori electronice, sau alte surse), rezultatul este un semnal parazitat obținut la ieșirea senzorului, semnal care este apoi oferit navigatorului. Perturbările senzorilor giroscopici se reflectă în valorile măsurate ale componentelor vitezei unghiulare, în timp ce perturbările senzorilor accelerometrici se reflectă în valorile componentelor accelerației. Pentru ambele instrumente, cele mai mari erori sunt date de instabilitatea bias-ului (bias-ul pentru giroscop se măsoară în grade/oră, în timp ce pentru accelerometre acesta este dat în μg) și stabilitatea factorului de scală (este dat în părți pe milion (ppm) din mărimea de măsurat). Cu cât sunt mai mici erorile senzorilor inerțiali, cu atât este mai exactă soluția de navigație oferită și navigatorul mai scump.

Selectarea unui senzor este destul de complicată deoarece diferitele tehnologii de fabricare a acestora prezintă multe avantaje dar și dezavantaje, care pot influența foarte mult aplicația dezvoltată. De exemplu, apariția de noi tehnologii pentru fabricarea senzorilor miniaturizați (MEMS și NEMS), a permis navigatorilor inerțiali strap-down să se mute din categoria de aplicații foarte scumpe în categoria senzorilor inerțiali miniaturizați produși în serie. De asemenea, aceste tehnologii au permis ca dimensiunile navigatorilor să fie reduse semnificativ ca mărime și greutate. „Prețul reducerii dimensiunilor s-a reflectat în reducerea nivelului de performanță, deoarece senzorii au devenit mai zgomotoși și foarte sensibili la temperatură, etc.

Extrem de importante în unitățile de măsurare inerțiale ale sistemelor de navigație aerospațială, accelerometrele au adus întotdeauna în discuție tehnicile de optimizare prin care sunt proiectate. Cele mai multe dintre accelerometre sunt dispozitive în buclă închisă, datorită avantajelor oferite. Închiderea buclei în cazul accelerometrelor, face referire la aplicarea unei forțe asupra masei seismice a acestora, care să o mențină în poziție centrală între cei doi electrozi ficși. Mai multe informații despre structura acestor senzori au fost prezentate în capitolul anterior. De obicei, închiderea buclei pentru astfel de senzori, pe baza mișcării unei mase seismice sub influența unei forțe inerțiale, se realizează cu ajutorul unor controlere

clasice de tip proporțional-integral-derivativ (PID). În ultimul timp tehnicile de comandă inteligente au deschis noi posibilități de a obține controlere cu robustețe ridicată, care oferă concomitent mai multe avantaje legate de îmbunătățirea performanțelor sistemului [21-24]. Mai mult, miniaturizarea sistemelor de calcul de mare putere, dar și tehnica de comandă fundamentată pe elaborarea de norme lingvistice, vin în sprijinul implementării ușoare a acestor sisteme. În literatura de specialitate au apărut deja mai multe studii cu privire la dezvoltarea senzorilor care folosesc acest tip de comandă, atât pentru senzorii miniaturizați cât și pentru cei neminiaturizați.

În primul capitol al tezei au fost prezentate tipurile de accelerometre și girometre utilizate în navigația inerțială, principiile lor de funcționare și principalele provocări tehnologice în domeniu. Având în vedere importanța deosebită pe care performanțele acestor senzori o au în poziționarea precisă a vehiculelor cu ajutorul sistemelor de navigație inerțială strap-down, am propus câteva tehnici de îmbunătățire a preciziei acestora utilizând structuri de control inteligent (fuzzy logic și neural-networks). Astfel, capitolul de față este dedicat prezentării acestor tehnici.

2.2. Sisteme de inteligență artificială

Rațiunea prezentului demers, este de reaminti principiile de bază ale sistemelor de inteligență artificială, în vederea dezvoltării unui cadru de utilizare al sistemelor fuzzy și al rețelelor neuronale în domeniul navigației inerțiale.

În încercarea de a înțelege condiția umană și de a construi sisteme care să emuleze raționamentul uman, deoarece acesta este cel mai complex tip de raționament existent în condiții de incertitudine, au fost puse bazele inteligenței artificiale. În 1961, John Lucas a argumentat în lucrarea sa — „Minți, mașini și Godell” că mintea unui matematician nu poate fi reprezentată printr-un algoritm, plecând pe teorema incompletitudinii lui Godel: „Nu există sisteme formale care să fie și consistente (ne-contradictorii) și completel.

Termenul de „Inteligență Artificială” a fost lansat în anul 1956 de John McCarty [25]. Conform Dicționarului Explicativ al Limbii Române DEX „artificial” înseamnă „făcut de mână omenească, imitând un produs al naturii; nenatural, meșteșugit, construit” iar „inteligență” este „capacitatea de a înțelege ușor și bine, de a sesiza ceea ce este esențial, de a rezolva situații sau probleme noi pe baza experienței acumulate anterior; deșteptăciune.” Definiția din DEX pentru sintagma „Inteligență artificială” este „capacitate a sistemelor tehnice evolute de a obține performanțe cvasiumane”. În Fig. 2.2 s-a încercat realizarea unei

prezentări sugestive a ideii de inteligență artificială. Conform lucrării „Inteligență artificială” scrisă de Ioan Dzițaț [25], inteligența artificială se dorește a fi o imitație cât mai apropiată de inteligența naturală, însă realizările care au fost obținute plecând de la acesta premiză au depășit toate așteptările.

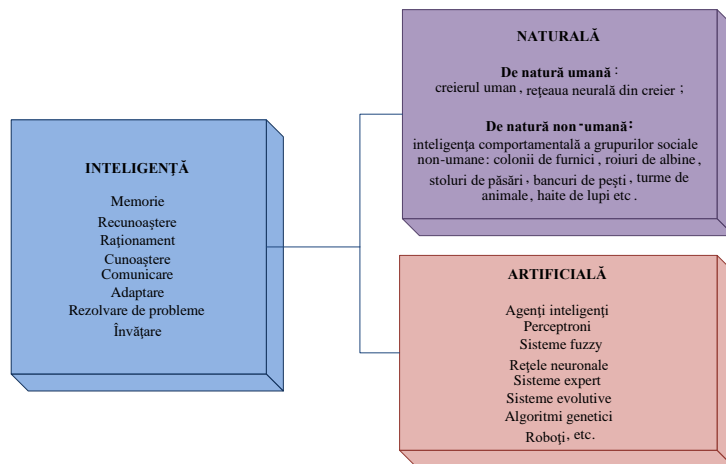


Fig. 2.2 – Caracteristici generale ale inteligenței Inteligența artificială este știința prin intermediul căreia se caută soluții la probleme complexe, probleme care anterior nu puteau fi rezolvate decât prin inteligența operatorului uman.

Cu toate că inteligența artificială poate fi considerată o ramură a Științei Calculatoarelor, Informaticii sau Tehnologiei Informației, a „împrumutat” cunoștințe și a găsit aplicații deosebit de importante în Matematică (Logică, Teoria probabilităților), Psihologie (Inteligența umană, Teoria învățării), Medicină (Neuroștiințe), Gnoseologie (Teoria cunoașterii), Biologie, Filozofie și altele [25].

Bazele acestei științe au fost puse în anul 1943 când cercetătorii Warren McCulloch (neuro-psiholog) și Walter Pitts au conceput o arhitectură inteligentă pornind de la rețele neuronale artificiale încercând să „reproducă” funcționarea creierul uman și neuronii naturali, biologici, prin utilizarea unor rezistoare și amplificatoare. În cadrul experimentului, neuronii electronici au recepționat anumite semnale de intrare, semnale care au fost trimise către alți neuroni care le primeau și le propagau în continuare; astfel, au fost observate rețele de celule interconectate, care la rândul lor erau în legături funcționale cu următoarele rețele. Se poate spune că o rețea neuronală artificială este alcătuită din noduri în care se găsesc elemente de procesare neliniară care operează în paralel și sunt denumite „neuroni artificiali”. Neuronul artificial, prin comparație cu neuronul biologic, are mai multe intrări și o singură ieșire. Prin această ieșire neuronul se poate conecta mai departe la intrările altor neuroni, transmițând și propagând astfel informațiile în sistemele neuro.

Mai târziu în anul 1965 Lotfi A. Zadeh a prezentat noțiunea de mulțime fuzzy și tehnicile fuzzy, iar în 1973 logica fuzzy, inovări care au avut un impact major în dezvoltarea inteligenței artificiale. Mai târziu, Zadeh a propus calculul pe bază pe cuvinte (word computing) și tehnica denumită „soft computing”, care combină logica fuzzy cu calculul probabilităților, cu rețelele neuronale și cu algoritmi genetici, plecând de la principiul că pot fi achiziționate cele mai bune soluții prin inferența metodelor prezentate anterior și nu prin utilizarea unei singure metode.

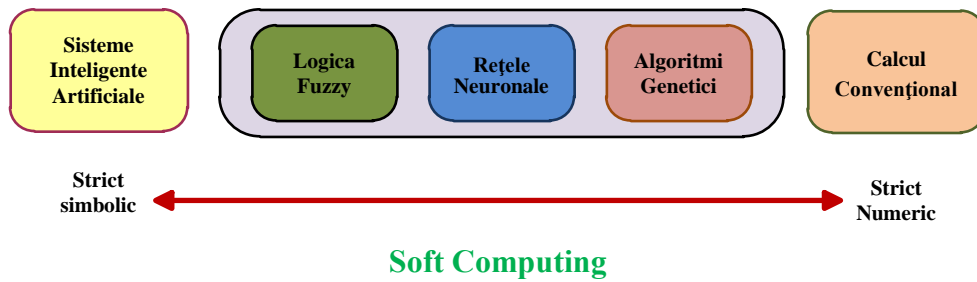


Fig. 2.3 –Inteligența artificială

2.2.1. Rețele neuronale

Într-un mod asemănător funcționării creierelor biologice, caracterizate prin plasticitate, capacitate de stocare, adaptare și învățare, s-a dorit realizarea unor sisteme artificiale similare. Bazele rețelelor neuronale au fost puse pornind de la studierea rețelelor neurale bioelectrice din creierul uman. Fiecare neuron are o structură aparent simplă, dar prin interconectarea lor în rețelele neurale se obține putere de calcul complexă, posibilitatea interacțiunii acestor rețele cu mediul înconjurător și capacitatea de a învăța și de a decide [26]. Replica rețelei neuronale biologice (având în componență soma, adică corpul celulei, dendrite, axoni și sinapse), este rețeaua neuronală artificială („Artificial Neural Networks” ANN), rețea în componența căreia există unități de calcul puternice alcătuite din neuroni, intrări, ieșiri și ponderi (—weight) [26].

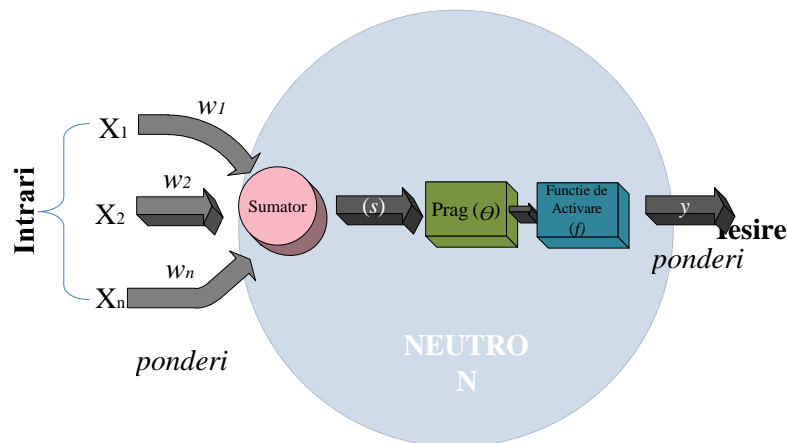


Fig. 2.4 – Reprezentare schematică a neuronului elementar (model aditiv)

În anul 1943 cercetătorii Warren McCulloch și Walter Pitts au prezentat primul model de neuron. În Fig. 2.4 se poate observa structura celui mai utilizat model de neuron, denumit modelul aditiv; structura este foarte simplă și prezintă un nivel de activare, o valoare de ieșire, o valoare reziduală, o funcție de activare și o mulțime de conexiuni de intrare-ieșire [27].

Ulterior, Bernard Windrow și Ted Hoff, în anii 1950, au dezvoltat algoritmi de învățare pentru rețele neuronale liniare cu un singur nivel de unități funcționale dar, datorită limitărilor tehnice și lipsei unor echipamente de calcul digital puternice, până în anul 1980 dezvoltarea acestor algoritmi a fost aproape abandonată de cercetători în demersurile lor.

În anul 1985 Frank Rosenblatt a elaborat un algoritm de instruire pentru recunoașterea caracterelor, denumit perceptron, în componența căruia au fost implementate ponderi ajustabile, o funcție prag și o funcție de activare. Astfel, învățarea se efectua prin ajustarea succesivă a ponderilor obținute la ieșire, în vederea reducerii diferenței dintre ieșirile dorite și ieșirile reale, pentru toată baza de date de instruire.

Ușurința învățării a condus la ideea emulării rețelelor neuronale cu ajutorul calculatorului și astfel au fost create rețele neuronale artificiale cu capacitatea de a învăța pe baza unor exemple (baze de date), utilizând experiența anterioară pentru îmbunătățirea performanțelor viitoare.

Rețelele neuronale artificiale pot fi definite ca ansambluri de elemente de procesare simple conectate prin canale de comunicații, prin intermediul cărora se propagă informația numerică, iar puterea lor constă în numărul imens de conexiuni posibile, ca și în cazul creierului uman.

În general, rețelele neuronale artificiale sunt utilizate pentru modelarea proceselor, pentru prelucrarea secvențelor de date de intrare și de ieșire din procese, ca modele de identificare, estimare, predicție și în ultimii ani, de optimizare complexă.

Câteva dintre cele mai importante avantaje ale utilizării rețelelor neurale în aplicații practice, sunt [28]: capacitatea acestora de a funcționa ca module de tip Black-box, în situațiile în care există un volum semnificativ de date, dar nu se cunosc informații despre procesul care le-a generat; capacitatea de a descoperi dependențe —ascunse între proces și baza de date disponibilă; posibilitatea rețelelor neurale, în urma unui proces de învățare bine realizat, de a tolera în mod diferențial informațiile care au fost aplicate la intrarea rețelei și datele învățate în etapa de instruire și posibilitatea de a furniza un răspuns corect, chiar dacă sunt aplicate la intrare versiuni zgomotoase, distorsionate sau incomplete ale informațiilor folosite în instruire [29-30].

Rețelele neuronale artificiale prezintă următoarele caracteristici esențiale:

a) Capacitatea de învățare prin exemple, mai exact prin antrenamente asupra unor seturi de date și de îmbunătățire permanentă a rezultatelor prin utilizarea unor procese iterative de îndepărtare a erorilor. De fapt, o rețea neuronală primește modele în pachetul de date de intrare, „învăță” aceste modele și dobândește capacitatea de a clasifica corect, de a decide sau prezice în viitor asupra noilor modele pe care le va „întâlni”.

b) Capacitatea de generalizare, astfel încât dacă un sistem primește un set de intrări și răspunsul dorit al sistemului, rețele neuronale se pot organiza intern, auto-organiza, în scopul rezolvării problemei și generării ieșirilor dorite.

c) Capacitatea de sinteză: rețelele neuronale au capacitatea de a oferi răspunsuri corecte, în urma unor antrenamente corespunzătoare, cu condiția ca diferențele între datele de intrare primite/ învățate în timpul antrenamentului și cele primite ulterior să nu fie foarte mari.

Din punct de vedere structural rețelele neuronale artificiale sunt caracterizate de următoarele trei componente: neuronii, arhitectura rețelei (structura particulară de interconexiuni) și algoritmul de instruire folosit (mecanismele de ajustare a legăturilor) [27]. În funcție de modalitățile de interconectare a neuronilor, există trei clase distincte de arhitecturi: rețele de tip *feedforward* (perceptron multistrat) în care propagarea informației are loc numai de la intrare spre ieșire, rețele recurente (cu reacție) și rețele "mixte", de tip *feedforward* dar cu reacție locală. Inițial rețelele multistrat învățau pe baza aceluiași principiu de învățare ca al perceptronului, prezentat anterior [27].

În rețelele de tip *feedforward*, învățarea este tratată ca o problemă de aproximare a unei funcții (cu mai multe variabile, sau complexe), funcție care exprimă conexiunea dintre ieșirea și intrarea sistemului, pe baza unui set de exemple limitat, de tip intrare-ieșire dorit. Cu cât

dimensiunea bazei de date utilizate în instruire va fi mai mare cu atât eroarea de aproximare va fi mai redusă [30].

Procedura utilizată pentru procesul de învățare se numește algoritm de învățare. Procesul de învățare se realizează astfel: inițial are loc stimularea rețelei neuronale de către un mediu, ceea ce declanșează schimbări în structura internă a rețelei. În urma acestor modificări, rețeaua va răspunde diferit mediului în viitor. Altfel spus, se poate considera „învățarea” procesul prin care parametrii unei rețele neurale se adaptează, datorită interacțiunii continue cu mediul de lucru.

Informațiile folosite în etapa de învățare sunt de două tipuri: *a priori*, un set de informații disponibile referitoare la particularitățile și restricțiile care sunt impuse aplicației considerate și un set de informații care surprind o relație de tip *cauză-efect*, sub forma unor perechi intrare-ieșire.

În funcție de răspunsul dorit la ieșirea rețelei neurale, există trei tipuri importante de învățare:

a) învățarea supravegheată (supervised learning): are loc atunci când se aplică o intrare înaintea aplicării unei perechi vector intrare–ieșire dorit și se compară ieșirea calculată cu ieșirea dorită; diferența dintre acestea este utilizată pentru obținerea mărimii erorilor, pe baza cărora se vor ajusta valorile parametrilor rețelei, în vederea minimizării erorii obținute la un nivel acceptabil. Deoarece în lumea vie nu există mecanisme de instruire care să compare ieșirile obținute cu ieșirile reale și să propage corecțiile, acest tip de învățare nu are un corespondent. Pentru rețele de tip feedforward, algoritmul care utilizează metoda celor mai mici pătrate (Least Mean Square) este cel mai utilizat în învățarea supravegheată.

b) învățarea nesupravegheată (unsupervised learning): mulțimea de instruire va fi alcătuită doar din vectori de intrare, iar la ieșire se urmărește obținerea de vectori de ieșire consistenți, astfel încât pentru două semnale foarte apropiate se vor produce răspunsuri identice sau foarte asemănătoare; vectorii similari vor fi grupăți în clase, proces denumit „clusterizare”.

c) învățarea utilizând un —critic: rețeaua va primi un semnal care va furniza o informație binară (gen: răspunsul este bun/greșit) despre cât de bine funcționează sistemul [27].

Funcționarea algoritmul de instruire necesită o bază de date disponibilă, divizată în două seturi de date distincte: un *set de instruire* (utilizat conform unui algoritm oarecare, în

procesul de obținere a valorilor parametrilor rețelei) și un *set de validare* (set de valori care va furniza limitele de interes ale procesului de instruire și învățare). O tehnică larg utilizată în practică pentru a împiedica rețeaua să învețe —mai mult decât e necesar— este tehnica „crossvalidation”, care oferă o valoare clară pentru un număr infinit de date de intrare neutilizate în faza de învățare.

Cel mai cunoscut și cel mai utilizat algoritm de învățare supervizată este Algoritmul back-propagation denumit și algoritmul delta generalizat (ale cărui baze au fost puse inițial de Werbos în 1974 și apoi de Rumelhart & McClelland în 1986) conform [31,32]. Prin intermediul acestui algoritm se realizează minimizarea diferenței dintre ieșirea reală și ieșirea dorită, prin metoda gradientului descendent. Regula de instruire corespunzătoare acestui algoritm se numește „back propagation rule” [30].

2.2.2. Logica fuzzy

În anul 1965, Lotfi A. Zadeh [33] a introdus mulțimile fuzzy și logicii fuzzy, care au avut un impact deosebit în dezvoltarea Inteligenței Artificiale.

Însă, începuturile au fost puse în 1930 când Jan Lukasiewicz a dezvoltat Teoria posibilității, apoi în 1937 Max Black a implementat ideea „Imprecizia este o formă de probabilitate”, urmată de definirea unor mulțimi vagi simple și a unor operații; în 1965 Lotfi Zadeh a elaborat un sistem formal de logică matematică în care au fost incluși termeni din limbajul natural-uman denumit Mulțimile vagi —Fuzzy Sets”, [26].

Un element de informație este considerat a fi precis, când mulțimea ce corespunde componentei „valoare” are un singur element. Se consideră imprecisă, o informație însoțită de calificative ca: „ambiguu”, „general”, „vag” (= fuzzy). O informație este considerată a fi ambiguă în măsura în care face trimitere către mai multe contexte [34].

Mulțimile fuzzy au fost introduse ca o modalitate de a exprima și modela cantitativ mărimi imprecise și incertitudini non-probabilistice, cum ar fi imprecizia și incertitudinea caracteristice comportamentului uman, prin utilizarea unui număr limitat de reguli „if-then”.

În comparație cu concepția clasică a noțiunii de mulțime și a elementelor acesteia, mulțimea fuzzy prezintă o abordare diferită, caracterizând apartenența unui element la o mulțime și non-apartenența lui, prin așa numitele grade de apartenență.

Foarte des menționată în literatură este ideea că logica fuzzy oferă consistență umană sistemelor suport de decizie, sisteme bazate pe modele care prelucrează informații neclare.

În ultimii ani, teoria mulțimilor fuzzy s-a dezvoltat și a găsit aplicații în variate domenii printre care și prelucrarea semnalelor, construirea de algoritmi logici, sisteme suport pentru decizii etc.

Tehnica logicii fuzzy, care utilizează teoria mulțimilor fuzzy a oferit un instrument simplu de interpretare al realității prin intermediul experienței umane (folosind limbajul uman, informația imprecisă și ambiguitatea) și a îmbunătățit conceptul/ structura convențională a sistemului cu ajutorul experienței științifice.

Datorită capacității universale de aproximare a sistemelor în logică fuzzy au fost proiectate sisteme inteligente și robuste, denumite controlere fuzzy, capabile să rezolve probleme de diferite grade de complexitate. Controlerul, termen ale cărui rădăcini provin din cuvântul de origine anglo-saxonă —controller, este o structură electronică realizată cu scopul de a controla obiecte sau procese fără intervenția unui operator uman. În DEX definiția asociată noțiunii controler, este: „Circuit complex și logică aferentă operării în condiții optime a unui echipament periferic. Datorită tehnologiilor de micro-fabricație, în prezent microcontrolerele sunt adevărate calculatoare implementate pe cip-uri.

Din punct de vedere al sistemelor de control, de-a lungul istoriei au existat trei etape de evoluție. Prima a fost etapa controlului clasic, urmată de etapa controlului avansat care a luat avânt odată cu implementarea tehnicilor adaptive și a tehnicilor predictive. Ultima etapă se numește etapa controlului inteligent și a tehnicilor computaționale. Denumirea „tehnicilor computaționale” a fost propusă tot de Zadeh. Printre aceste tehnici sunt și logica fuzzy și rețelele neuronale. Astfel, controlerele fuzzy pot fi denumite controlere inteligente.

Raționamentul în logica fuzzy, stă în introducerea unei premise, aplicarea unei reguli și prezentarea unei consecințe; premisele și consecințele sunt exprimate prin propoziții fuzzy. În comparație cu logica clasică în care erau acceptate doar două valori de adevăr, 0 și 1, logica fuzzy permite o infinitate de valori de adevăr în intervalul $[0,1]$. Utilizând acest tip de raționament au fost construite sistemele (expert) în logică fuzzy denumite și regulatoare sau controlere fuzzy, sisteme pe bază de reguli fuzzy sau modele fuzzy. În cazul mulțimilor fuzzy, setul teoretic de operații are mai multe reprezentări, spre deosebire de teoria mulțimilor clasice. Acest lucru este valabil și pentru operatorii logicii fuzzy.

Sistemele în logică fuzzy sunt sisteme construite pe baza variabilelor lingvistice, propozițiilor, regulilor și raționamentelor fuzzy. Un controler fuzzy este un sistem dedicat problemelor de reglare ale unui proces căruia îi este asociat; obiectivul principal este de a menține ieșirea procesului respectiv, între parametri corespunzători unei mărimi de referință, indiferent de posibilitatea apariției unor perturbații asupra sistemului și a unor zgomote

provenite din măsurători. Sistemul va folosi un algoritm de control definit cu ajutorul unor reguli care efectuează o descriere lingvistică a procesului de reglare. Comportarea dinamică a sistemului utilizează un set de reprezentări lingvistice de forma:

dacă/„if” (un set de condiții impuse sunt satisfăcute) **atunci/”then”** (un set de consecințe se poate deduce) [35].

Regulile de control fuzzy de reglare ale procesului pleacă de la o premisă/ condiție din domeniul său de aplicație și se finalizează în acțiunea de comandă, consecință pentru procesul dat. Controlerele fuzzy au în general în componența lor, cinci blocuri funcționale, după cum se poate observa în Fig. 2.5.:

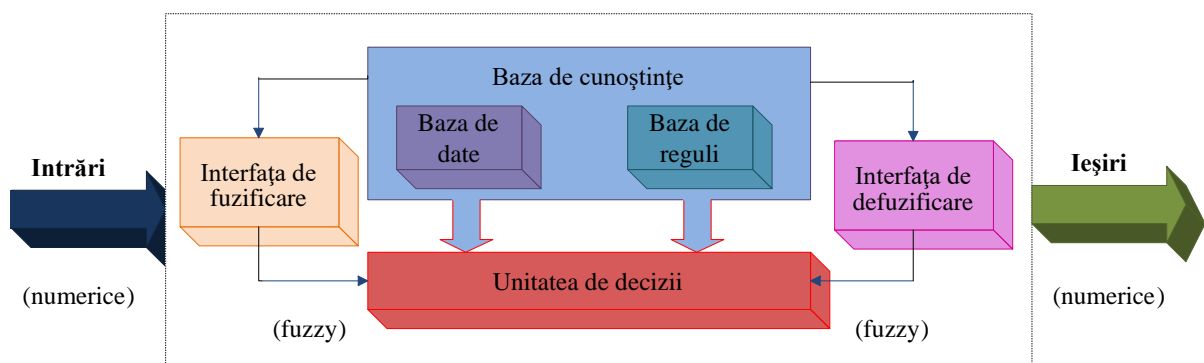


Fig. 2.5 – Sistem fuzzy

Controlerele în logică fuzzy, sau sistemele fuzzy, sunt controlere având următoarea configurație: un fuzificator/ o interfață de fuzificare care transformă intrările numerice în valori lingvistice, o bază de cunoștințe și reguli, un motor de inferență (deducție) și un defuzificator/ o interfață de defuzificare care transformă rezultatele logicii fuzzy în ieșiri numerice.

Se poate observa că baza de cunoștințe este alcătuită dintr-o o bază de date, în care sunt definite funcțiile de apartenență ale mulțimilor fuzzy utilizate și o bază de reguli fuzzy de tip dacă-atunci. Unitatea de decizii efectuează operații de logică fuzzy utilizând regulile stabilite [35].

Dezvoltarea sistemului de comandă în logică fuzzy implică următoarele etape: 1) Strategia de fuzificare; 2) Constituirea bazei de date 3) Elaborarea bazei de reguli; 4) Elaborarea mecanismului de inferență; 5) Strategia de defuzificare. Interfața strategiei de fuzificare convertește intrarea analogică în valori ale unei mulțimi fuzzy utilizând regulile de fuzificare. Blocul de defuzificare convertește valorile fuzzy ale comenzii în valori precise

(crisp). Aceste valori vor fi convertite într-un semnal analogic și în final vor fi aplicate obiectului comandat [36].

Conform literaturii de specialitate, plecând de la controlul în logică fuzzy au fost realizate arhitecturi de control în logică fuzzy. Cea mai utilizată este arhitectura [36] denumită control fuzzy direct. Alte structuri importante sunt: control fuzzy cu selecția intrărilor, control fuzzy în sisteme dinamice complexe, control fuzzy de nivel înalt, control fuzzy pe baza unui index de performanțe multiple, control predictiv cu compensator fuzzy [35].

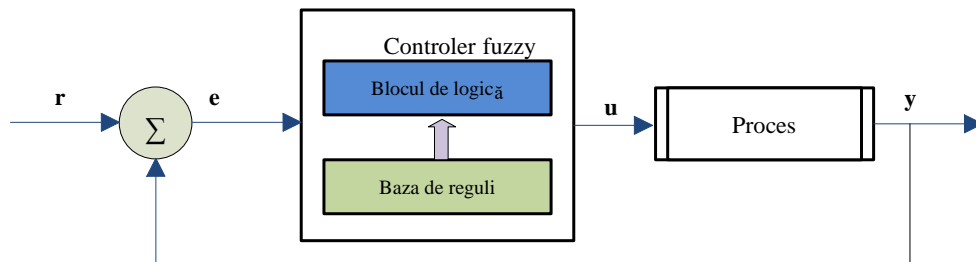


Fig. 2.6 – Controlul direct în logică fuzzy

Principiul de funcționare al controlerului este în mare parte similar principiului de funcționare al reguletoarelor automate. Funcția unui regulator este de a prelucra operațional un semnal de eroare ε și de a furniza la ieșire un semnal de comandă u transmis mai departe elementului de execuție.

În cazul controlerului fuzzy obiectivul este asemănător: generarea mărimii de comandă u pe baza erorii e . Prin analogie cu metodele clasice de comandă controlerile fuzzy pot fi: de tip proporțional, pe scurt P; de tip proporțional integrativ – PI; de tip proporțional derivativ – PD și de tip proporțional integral derivativ – PID.

Aplicabilitatea raționamentului propus de Zadeh, [37] a fost testată de Mamdani [162] în reglarea unui proces dinamic, iar rezultatele obținute în urma proiectării și implementării practice a primului algoritm de reglare utilizând logică fuzzy au fost publicate un an mai târziu de Mamdani și Assilian [35].

Algoritmul elaborat a fost un algoritm de tip PI în logică fuzzy cu două mărimi de intrare: eroarea mărimii de comandă și variația acestei erori. Pornind de la această structură, ulterior a fost realizată o bază de algoritmi specifici, denumită clasa algoritmilor de tip PID (proporțional integral derivativ) în logică fuzzy, la baza căroră stau controlerile de tip PID [36].

Controlerele PID sunt cele mai complexe controlere (comparativ cu cele construite de tip P, I, PI sau PD) și asigură performanțe superioare de reglare. În structura lor sunt încorporate elementele: P-proporțional, I-integral și D-derivativ.

Acești trei parametri K_R , T_I , T_D sunt ajustabili; astfel, prin acordarea lor, sistemul poate dobândi un comportament cât mai apropiat de comportamentul dorit.

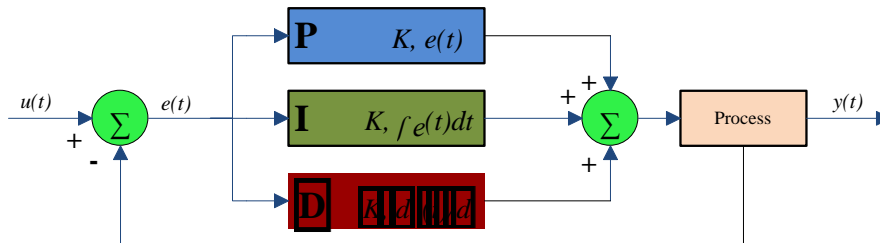


Fig. 2.7 – Arhitectura unui controler de tip PID [38]

Teoria mulțimilor fuzzy utilizează tehnici de inferență fuzzy pentru a raționa asupra variabilelor descrise de către mulțimile fuzzy. Procesul de inferență fuzzy se poate defini ca un proces de mapare, de la o anumită intrare la o ieșire, utilizând teoria fuzzy [39].

Au fost dezvoltate mai multe sisteme de inferență diferite. În tehnica fuzzy există două sisteme de inferență dominante: sistemele fuzzy Mamdani (cunoscute de asemenea sub numele de sisteme fuzzy lingvistice) și sistemele fuzzy Takagi-Sugeno.

Cea mai des utilizată tehnică de inferență este metoda Mamdani [39,40]. Această metodă este preferată în primul rând deoarece utilizează cunoștințele experților și în al doilea rând - face posibilă exprimarea expertizelor într-un mod mai intuitiv, uman. Sistemele expert sunt sistemele a căror funcție este de a înlocui expertul uman și au în componența lor: baze de cunoștințe specifice domeniului în care se dorește implementarea, motoare de inferență și interfețe cu utilizatorul. Acest model de inferență presupune efort semnificativ de calcul.

Dezvoltarea sistemului de comandă Mamdani, sistem cu două intrări și o ieșire, implică următoarele etape:

1. Stabilirea strategiei de fuzificare pentru variabilele de intrare: determinarea gradului de apartenență al fiecărui parametru de intrare, raportat la mulțimea pe care o reprezintă.

2. Construirea bazei de date de către experți în domeniu;
3. Elaborarea bazei de reguli de tip: dacă/sau/atunci;

De exemplu: DACA x este A
 SAU y este B
 ATUNCI z este C

unde x, y și z sunt variabile lingvistice; A, B și C sunt valori lingvistice determinate de mulțimile fuzzy în domeniile X, Y și Z corespunzătoare.

4. Definierea mecanismului de inferență și apoi aplicarea regulilor de antecedentă fuzzy;

5. Stabilirea și aplicarea unei reguli de agregare a rezultatelor astfel încât ieșirea să fie reprezentată pentru fiecare variabilă de ieșire de un set fuzzy; prin agregare se înțelege procesul de unificare al ieșirilor obținute până la acest punct.

6. Etapa de defuzificare. În literatură este prezentat un număr semnificativ de metode de defuzificare, dar cea mai utilizată este tehnica centroid-ului: calcularea unui punct, denumit centrul de greutate al setului fuzzy, prin care la trasarea unei drepte, aceasta va împărți în două zone egale suprafața rezultatelor obținute în urma etapei anterioare. A doua categorie a sistemelor menționate anterior a fost categoria sistemelor fuzzy Takagi-Sugeno. Primul pas în dezvoltarea acestor algoritmi a fost introducerea metodei Sugeno în anul 1985 de către profesorul și cercetătorul Michio Sugeno. În scopul diminuării timpului necesar unei inferențe fuzzy, Sugeno a modificat consecința care apărea în metoda Mamdani astfel: a propus utilizarea unei funcții matematice ca variabilă de intrare. Forma structurii propusă de Sugeno este:

DACĂ x este A
SAU y este B
ATUNCI z este $f(x,y)$

unde x, y și z sunt variabilele lingvistice, A și B sunt mulțimile fuzzy în domeniile X și Y iar $f(x,y)$ este funcția matematică propusă pentru noua structură.

Cel mai utilizat model fuzzy Sugeno este de ordinul zero și are următoarea structură:

DACĂ x este A
SAU y este B
ATUNCI z este k

unde k este o constantă.

Altfel spus, a fost propusă utilizarea unei mulțimi fuzzy cu o singură funcție de apartenență, denumită singleton, care să fie egală cu unitatea într-un singur punct din domeniul de apartenență, iar în orice alt punct să îi fie atribuită valoarea 0. Astfel, ieșirea fiecărei reguli fuzzy va fi constantă iar toate funcțiile de apartenență consecință vor fi reprezentate de (câte) un singleton. Se poate observa că diferența majoră între metodele Mamdani și Sugeno de

ordinul zero este faptul că toate consecințele regulilor, în cazul metodei Sugeno, sunt singleton-uri.

Avantajele metodei Sugeno, eficiența din punct de vedere al rapidității calculului și posibilitatea de optimizare și folosire împreună cu tehnicile adaptative, au fost utilizate cu succes în rezolvarea problemelor de control pentru sisteme dinamice non-lineare [30].

Chiar dacă aceste sisteme sunt bazate pe cunoștințe, similar sistemelor de tip simbolic, depind de procesul de achiziție și de cunoștințele oferite de expertul uman; marele dezavantaj al sistemelor și algoritmilor bazați pe logica fuzzy este legat de dificultatea de a învăța sau a se adapta. Un alt dezavantaj al sistemelor fuzzy este necesitatea alcătuirii unei bazei de reguli adecvate, procedură dificilă care consumă mult timp și resurse. O parte din dezavantajele sistemelor fuzzy au fost compensate prin abordarea rețelelor neuronale artificiale și utilizarea modului specific acestora de reprezentare a informațiilor: sub formă numerică, ca ponderi ale rețelei. Orice model fuzzy al unui proces, realizat pe baza unor cunoștințe care provin de la un expert uman, poate fi transformat într-o rețea neuronală fuzzy. Ulterior această rețea poate fi antrenată, apoi poate fi convertită într-un set echivalent de reguli fuzzy, set care va prezenta funcționarea procesului respectiv cu o acuratețe ridicată. Datorită structurii rețelelor neurofuzzy, conversia din rețea neuronală în reguli fuzzy, sau invers, poate fi efectuată cu ușurință, fără a fi necesare metode suplimentare de conversie [30].

Alternative ca modelarea pe baza logicii fuzzy, respectiv modelarea folosind rețele neurale, sunt propuse în situații dificil de abordat cu metodele de modelare convenționale. Cu toate că aceste abordări au rădăcini total diferite, ele sunt complementare, pot fi utilizate împreună permițând calculul în paralel și dobândindu-se proprietăți importante de tolerare a erorilor [30].

2.2.3. Sisteme neuro-fuzzy

În zilele noastre rețelele neurale artificiale sunt considerate o componentă a sistemelor cognitive (o colecție de tehnologii informatice care încearcă reproducerea mecanismelor utilizate de creierul uman în interacțiunea cu mediul înconjurător sau în procesul gândirii). Din aceeași categorie se consideră că fac parte și sistemele fuzzy, algoritmi genetici și sistemele expert. Aceste tehnologii nu se află în relații de tip concurențial ci de complementaritate, deoarece fiecare contribuie cu avantajele și tehnicile proprii în vederea soluționării unor probleme imposibil de rezolvat înainte de asocierea acestor metode, astfel: rețelele neuronale au proprietatea de a învăța și a se adapta, însă dezavantajul structurii de tip de „black-box”, posibilitatea aproximării este oferită prin logica fuzzy, iar algoritmi genetici efectuează

căutări sistematizate ale soluțiilor optime [30]. Algoritmii genetici sunt algoritmi moderni iar formularea principiilor acestora se bazează pe paradigma biologică a evoluției vieții, pe mecanica selecției naturale și a geneticii care a fost enunțată de Darwin ("Supraviețuiește cel care e cel mai bine adaptat"). Mai multe informații despre algoritmii genetici și mecanismul acestora de funcționare se pot obține prin consultarea referinței bibliografice [40].

În ultimul deceniu s-a manifestat un interes deosebit în integrarea sistemelor fuzzy și a rețelelor neuronale și în realizarea unor sisteme de modelare moderne a căror funcționare să se bazeze pe logica fuzzy și pe algoritmii neuro-fuzzy; se pot menționa patru categorii generale [169]: modele neuronale bazate pe sisteme fuzzy, proceduri de instruire ale unei rețele neuronale bazate pe sisteme fuzzy, sisteme fuzzy completate de rețele neuronale și adaptarea sistemelor fuzzy folosind rețelelor neuronale [30].

Inițial, avantajele acestor două tehnici revoluționare, neuro și fuzzy, și-au demonstrat potențialul real prin utilizarea lor împreună în cadrul unor sisteme expert, sisteme care pot folosi informații preluate din experiența umană și pot oferi decizii competente, corespunzătoare metodelor de raționare implementate și informațiilor primite; altfel spus, sisteme create cu scopul de a înlocui expertul uman. Un sistem expert are în componență: o bază de cunoștințe specifice domeniului în care se dorește implementarea, un motor de inferență și o interfață cu utilizatorul [30].

Modul de funcționare general al sistemelor expert pornește de la reguli: baza de cunoștințe este structurată sub formă de reguli și fapte; asupra faptelor acționează regulile din baza de reguli; cunoștințele expertului uman vor fi formulate sub forma unor reguli *if-then*. Pe baza regulilor fuzzy stabilite în urma observării modului de funcționare al sistemului, sistemele expert stabilesc acțiunile viitoare de operare/control. Aceste reguli se prezintă sub forma de descrieri lingvistice ale valorilor variabile ale procesului, codificate cu ajutorul logicii fuzzy [30].

Ulterior au fost elaborate sistemele neuro-fuzzy, care prezintă capacitatea de a învăța și mecanisme de justificare a deciziilor luate, justificări ilustrate de obicei ca reguli, prezentând antecedentul și consecventul exprimate sub formă lingvistică. O caracteristică, de asemenea esențială, a rețelelor neuro-fuzzy este că acestea pot să descrie și să rezolve probleme prin mijloace proprii și nu prin programe. Dobândirea de proceduri de acționare proprii este posibilă în urma unui proces de învățare, care constă în: obținerea unei topologii inițiale, stabilirea unor reguli de învățare și desemnarea unor sesiuni de antrenament.

Există mai multe proceduri prin care pot fi integrate rețelele neuronale împreună cu sistemele fuzzy; cea mai simplă este „completarea” structurii sistemelor fuzzy cu rețelele neuronale prin conectarea într-o configurație serie (Fig. 2.8.a) sau în paralel (Fig. 2.8.b).

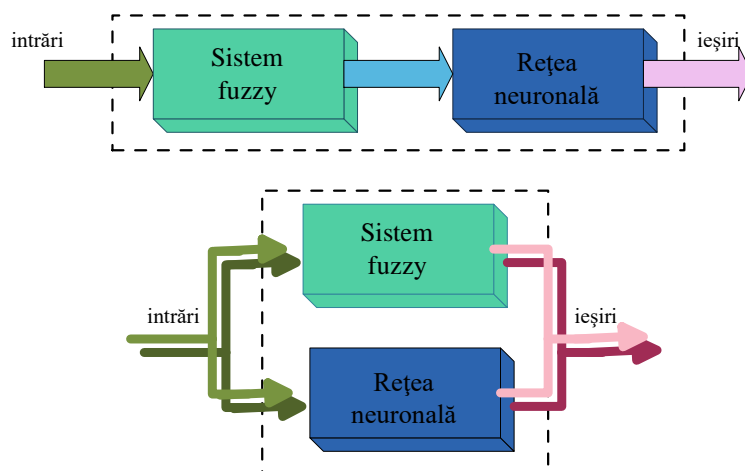


Fig. 2.8 – Moduri de completare a rețelei neuronale cu sisteme fuzzy: configurație serie (a) și paralel (b) [30]

Este recomandată conectarea în serie în cazul în care: este necesară o prelucrare a datelor de intrare, se dorește reducerea setului de date de intrare, obținerea unor grupări sau chiar reducerea zgomotului care poate afecta datele de intrare. Configurația în paralel se utilizează în cazul în care se dorește completarea ieșirilor oferite de un sistem fuzzy cu datele obținute prin utilizarea unei rețele neuronale sau aplicarea unor proceduri de optimizare neuronală, în vederea determinării parametrilor sistemului fuzzy.

O altă modalitate este proiectarea de rețele neuronale care să reproducă și să echivaleze structura unui sistem fuzzy, altfel spus, transformarea unui sistem fuzzy într-o rețea neuronală, ținându-se cont de echivalența lor structurală. Astfel de rețele sunt denumite uzual sisteme neuro-fuzzy și prezintă următoarele caracteristici: transparență, corespondență directă între ponderile sistemului neuro-fuzzy și parametrii regulilor fuzzy, iar cunoștințele expertului uman pot fi utilizate în orice moment. Un avantaj major al sistemelor neuro-fuzzy este faptul că expertul uman poate analiza regulile extrase în vederea examinării plauzibilității lor și pentru a le interpreta.

Rețelele neuronale fuzzy au fost utilizate și în dezvoltarea modelelor fuzzy de tip Mamdani și Sugeno.

O categorie deosebită de sisteme neuro-fuzzy cu ajutorul cărora s-au obținut rezultate semnificative sunt sistemele neuro-fuzzy adaptive (—Adaptive Neuro-Fuzzy Systeml - ANFIS), sisteme care folosesc rețele neuronale adaptive, echivalente din punct de vedere funcțional cu sistemele fuzzy de tip Sugeno. Sistemele neuro-fuzzy, în comparație cu sistemele

fuzzy, au proprietatea și posibilitatea de a se adapta de-a lungul unui proces de învățare. Astfel, prin aplicarea metodelor de optimizare, pot fi optimizate și ajustate funcțiile de apartenență ale mulțimilor fuzzy și parametrii părților de consecință corespunzătorii regulilor fuzzy.

Structurile de tip ANFIS utilizează algoritmi de învățare de tip hibrid prin intermediul cărora, în general, se realizează atât optimizarea parametrilor lineari cu ajutorul metodei celor mai mici pătrate, cât și combinarea acestora cu tehnicile bazate pe metoda gradientului descrescător. Un algoritm de instruire hibrid, în mod uzual, prezintă două etape: etapa propagării înainte și etapa propagării înapoi a erorii.

În Fig. 2.9 este prezentată schema modului în care se poate realiza instruirea hibridă a unui ANFIS.

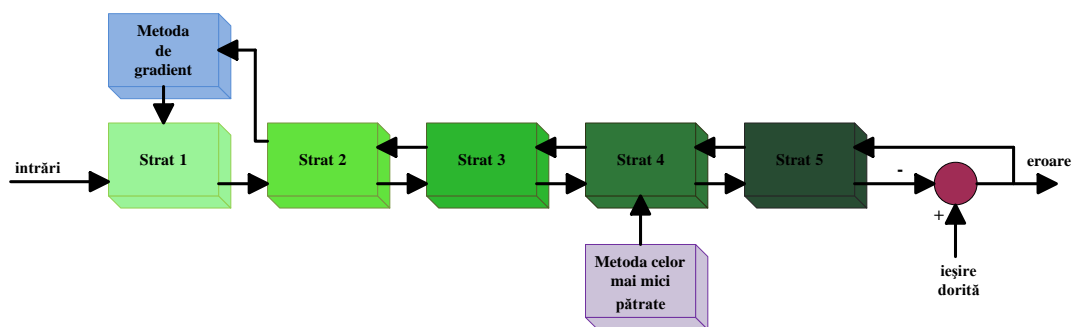


Fig. 2.9 – Instruire ANFIS [41]

BIBLIOGRAFIE

- [1] G. Schmidt, INS/GPS Technology Trends, NATO RTO Lecture Series, RTO-EN-SET-116, LowCost Navigation Sensors and Integration Technology, March, (2010).
- [2] D.H. Titterton, Strapdown inertial navigation technology (2nd Edition), Institution of Engineering and Technology, Piscataway, New Jersey, U.S., (2004).
- [3] M. Miller, M.U.d. Haag, A. Soloviev, M. Veth, Navigating in Difficult Environments: Alternatives to GPS – 1, In NATO RTO Lecture Series 232, Advances in Navigation Sensors and Integration Technology, October , pp. 7-1 – 7-20., (2003).
- [4] M. Miller, J.F. Raquet, M.U.d. Haag, Navigating in Difficult Environments: Alternatives to GPS – 2, In NATO RTO Lecture Series 232, Advances in Navigation Sensors and Integration Technology, October , pp. 8-1 – 8-18., (2003).

- [5] G. Schmidt, INS/GPS Technology Trends, Draper Laboratory Report P-4036, Cambridge, MA, October 2002. Also in NATO RTO Lecture Series 232, Advances in Navigation Sensors and Integration Technology, October 2003, pp. 1-1 – 1-16, (2002).
- [6] J. Farrell, Aided Navigation: GPS with High Rate Sensors, McGraw-Hill, New York, (2008). [128] P.D. Groves, Principles of GNSS, Inertial, and Multi-Sensor Integrated Navigation Systems, Artech House, Boston, (2008).
- [7] R. Ramalingam, G. Anitha, J. Shanmugam, Microelectromechanical Systems Inertial Measurement Unit Error Modelling and Error Analysis for Low-cost Strapdown Inertial Navigation System, Defence Science Journal, Vol. 59, No. 6, Nov. , pp. 650-658, (2009).
- [8] A. Hristev, Mecanică și acustică. , Editura Didactică și Pedagogică, București, (1982). [20] R. Osiander, M.A. Garrison, Overview of Micro-electro-mechanical Systems and Microstructures in Aerospace Applications, (2006).
- [9] A. Lawrence, Modern inertial technology: navigation, guidance and control. , Springer Verlag, New York, (1993).
- [10] T.D. Tan, L.M. Ha, N.T. Long, N.P. Thuy, H.H. Tue, Performance Improvement of MEMSBased Sensor Applying in Inertial Navigation Systems, , Research - Development and Application on Electronics, Telecommunications and Information Technology, No. 2 , Posts, Telematics & Information Technology Journal, pp. 19-24, (2007).
- [11] D.G. Eqziabher, Design and Performance Analysis of a Low-Cost Aided Dead Reckoning Navigator, A Dissertation submitted to the Department of Aeronautics and Astronautics and the committee on graduate studies of Stanford University in partial fulfillment of the requirements for the degree of doctor of philosophy, Stanford University, February (2004).
- [12] H. Haiying, Modeling inertial sensors errors using Allan variance, UCEGE reports number 20201, Master's thesis, University of Calgary, September (2004).
- [13] H. Haiying, Modeling inertial sensors errors using Allan variance, UCEGE reports number 20201, Master's thesis, University of Calgary, September (2004).
- [14] IEEE Std. 647-1995(2006), , IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Laser Gyros, Published by IEEE, New York, USA, September 21, 1995 and Revised in September (2006).

- [15] IEEE Std. 952-1997(R2008), IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros, Published by IEEE, New York, USA, September 16, 1997 and Reaffirmed in December (2008).
- [16] N. El-Sheimy, H. Hou, X. Niu, Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance, IEEE Transactions on instrumentation and measurement, Vol. 57, No. 1, January (2008).
- [17] C.M. Naranjo, Analysis and Modeling of MEMS based Inertial Sensors, Stockholm, School of Electrical Engineering, Kungliga Tekniska Hgskolan, XR-EE-SB 2008:011, (2008).
- [18] W.S. Flenniken, J.H. Wall, D.M. Bevly, Characterization of Various IMU Error Sources and the Effect on Navigation Performance, Proceedings of the 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation ION GNSS 2005, September 13 - 16, Long Beach, California, pp. 967-978, (2005).
- [19] T.G. Lee, C.K. Sung, Estimation Technique of Fixed Sensor Errors for SDINS Calibration, International Journal of Control, Automation, and Systems, vol. 2, no. 4, pp. 536-541, December (2004).
- [20] M. Sotak, Determining stochastic parameters using an unified method, Acta Electrotechnica et Informatica Vol. 9, No. 2, 59–63, (2009).
- [21] Y. Wen, Recent advances în intelligent control systems, Springer, (2009).
- [22] A.E. Ruano, Intelligent control systems using computational intelligence techniques, Institution of Electrical Engineers, London, United Kingdom, (2005).
- [23] K.M. Passino, S. Yurkovich, Fuzzy control, Addison-Wesley, (1998).
- [24] A. Zilouchian, M. Jamshidi, Intelligent control systems using soft computing methodologies, CRC Press, (2001).
- [25] I. Dzitac, Inteligență Artificială, Editura Universitatii Aurel Vlaicu, Arad, (2008).
- [26] F. Leon, Inteligență artificială, Universitatea Tehnică „Gh. Asachil Iași, Facultatea de Automatică și Calculatoare.
- [27] I. Ciocoiu, Retele neurale artificiale, Editura Cantes, Iasi, ISBN 973-8173-16-7, (2001). [150] R. Ciobanu, C. Schreiner, Calitatea in industrie si servicii Ed. Fides, ISBN 973-9384-97-6, (2002).
- [28] M.A. Hersh, Sustainable decision making: the role of decision support systems, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Part C Appl. Rev. 29 (3), 395-408., (1999).

- [29] K. Aihara, T. Takabe, M. Toyoda, Chaotic neural networks, Phys. Lett. A, vol. 144, no. 6-7, pag. 333-340, (1990).
- [30] M. Pîslaru, CONTRIBUȚII PRIVIND UTILIZAREA MODELELOR NEURO-FUZZY IN CADRUL SISTEMELOR DE ASIGURARE A CALITĂȚII, UNIVERSITATEA TEHNICĂ „GH. ASACHIIL IAȘI, FACULTATEA DE ELECTROTEHNICĂ, (2009).
- [31] Retele neuronale - http://www.inteligenta-artificiala.ro/doc-Retele_neuronale-46.html. [155] G.T. Heydt, Power quality engineering Power Engineering Review, IEEE , Volume: 21, Issue: 9 , 5-7, (2001).
- [32] Journal of Intelligent and fuzzy systems- applications in engineering and technology Volume 17, No. 3 ISSN 1064-1246, (2006).
- [33] L.A. Zadeh, Fuzzy sets, Information Control, Vol. 8, pp: 339-353, (1965).
- [34] A. CRETU, E. PEPTAN, Incertitudine si portofolii optime, Biblioteca Digitala ASE.
- [35] C. Temneanu, Contribuții Privind Tehnicile de Măsură și Control cu Algoritmi de Tip PID în Logică Fuzzy, Universitatea Tehnică „Gh. Asachil Iași.
- [36] J. Jantzen, Tuning of fuzzy PID controllers, Technical Report 98-H871, Department of Automation, Technical University of Denmark, September (1998).
- [37] L.A. Zadeh, Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision process, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 3, pg. 28, (1973).
- [38] PID controller - http://en.wikipedia.org/wiki/PID_controller.
- [39] T. Chen, Universal Approximation to Nonlinear Operators by Neural Networks with Arbitrary Activation Functions and Its Application to Dynamical Systems, IEEE Trans. Neural Networks, (1995).
- [40] T. Kohonen, An Introduction to Neural Computing, Neural Networks, vol.1, pag.3-16, (1988).
- [41] Adochiei Ioana-Raluca, “Teză doctorat ‘Cercetări privind utilizarea micro si nano senzorilor in navigația inerțială,” 2012, București.

3. CAPITOLUL 3. Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de măsurare inertială IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizând două metode de procesare, PDC și DTF, în medii fără semnal GPS

În continuare sunt prezentate două metode de îmbunătățire a calității semnalelor furnizate de senzorii inerțiali incluși în unitățile de detecție ale sistemelor de navigație inerțială (INS), având ca rezultat direct creșterea preciziei soluției de navigație. Metodologia propusă realizează eliminarea zgomotului din semnalele senzorilor inerțiali utilizând funcții wavelet îmbunătățite utilizând două metode de procesare de semnale, metodele "Partial Directed Coherence" (PDC) și "Directed Transfer Function" (DTF). Ca semnale de referință în procesul de ajustare sunt utilizate datele furnizate de un sistem GPS. Algoritmii sunt testați pe un navigator INS cu o unitate de măsurare inerțială bazată pe MEMS (Sistem de senzori microelectromecanici), plasată împreună cu navigatorul GPS pe un automobil de testare. Optimizarea nivelurilor de descompunere pentru filtrele wavelet asociate fiecărui senzor inerțial din unitatea de măsurare inerțială este efectuată offline, pe baza datelor obținute experimental. În continuare sunt prezentate succesiv cele două metode propuse pentru ajustarea funcțiilor wavelet, teoria și implementarea software a navigatorului INS îmbunătățit și rezultatele obținute utilizând date experimentale.

3.1. Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de măsurare inertială IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizând metoda PDC în medii fara semnal GPS

3.1.1. Introducere

Procesul de măsurare a accelerației totale a unui vehicul și integrarea acestuia, având în vedere informațiile primite de la girometre, permite determinarea vitezei, poziției și atitudinii vehiculului (în ceea ce privește unghiul de giratie, rulu și tangaj). Navigația inerțială permite determinarea poziției unui sistem de referință neinertial în raport cu sistemele de referință inerțiale, printr-o dublă integrare a accelerației sale în condițiile date. Cu toate acestea, erorile din sistemele de navigație inerțială sunt cauzate în principal de imperfecțiunile senzorilor.

Cele mai semnificative erori în determinarea poziției, vitezei și atitudinii sunt cauzate de integrarea numerică neeficientă a zgomotului și măsurători incorecte ale bias-ului. Zgomotul senzorului inerțial este caracterizat de o putere constantă pe întregul spectru de frecvență de 0-100 Hz și include zgomotul cauzat de dinamica sistemelor mobile monitorizate; prin urmare, filtrarea acestui tip de zgomot nu este recomandată în banda indicată pentru a nu se elimina și componente utile în poziționare dar este posibilă modelarea semnalului provenit de la aceste tipuri de senzori. Pentru a simula cu cât mai multă precizie intrările și ieșirile senzorului inerțial, am implementat software modelul matematic al senzorilor (figura 1), luând în considerare toți parametrii caracteristici furnizați de producători și în plus am construit și modelul de eroare al senzorilor accelerometrici și girometrici utilizați. Ulterior, diagramele bloc ale accelerometrelor și girometrelor au fost proiectate în Simulink.

Pentru a obține informațiile despre poziția și viteza unui vehicul monitorizat ([6, 8, 9, 16]) este necesar să se efectueze integrarea numerică a ecuației generale a navigației inerțiale (ecuația 1.1) în raport cu un cadru de navigație. În cazul de față a fost utilizat Cadrul orizontal local Nord Est-Jos (NED).

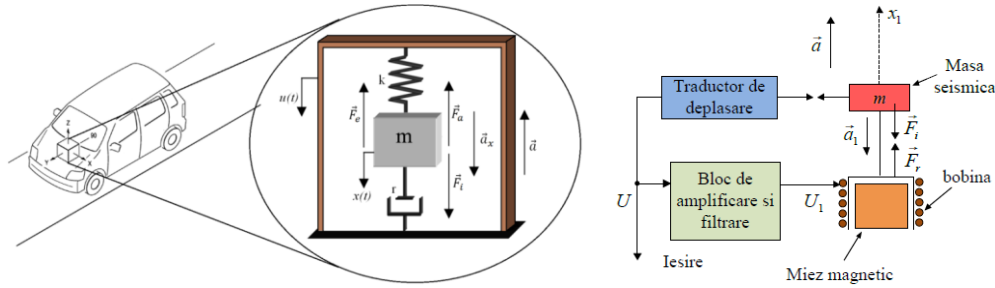


Figura 1. Schema simplificata/ funcțională a structurii accelerometrului

Ecuția vectorială de echilibru al forțelor este

$$\vec{F}_i + \vec{F}_a + \vec{F}_e = m\vec{a}_x, \quad (1.1)$$

$$\text{unde } F_i = ma, \quad F_a = r \frac{dx}{dt} \text{ și } F_e = kx.$$

Prin urmare, pornind de la informațiile despre atitudinea vehiculului și poziția unghiulară relativă a cadrului vehiculului (sistem vehicul - SV) și a cadrului NED, s-a realizat o transformare a componentelor de accelerație ale vehiculului între cadrul vehiculului (SV) și cadrul NED (figura 1) [17]. Pentru monitorizarea în plan orizontal (evaluarea poziției și a vitezei) sunt considerate doar axele x și y (figura 2). Cu toate acestea, pentru rezolvarea problemei navigației pe plan orizontal, sunt colectate și prelucrate atât măsurările accelerațiilor liniare, de-a lungul axelor x și y, cât și măsurărilor unghiulare ale vitezei, de-a lungul axei z. În Fig. 4.3. se pot observa: \vec{r} - vectorul de poziție al vehiculului în sistemul NED, \vec{v} - viteza vehiculului în raport cu sistemul NED, $\vec{v}_{xv}, \vec{v}_{yv}$ - componentele vitezei vehiculului \vec{v} în sistemul SV, $\vec{\omega}_{zv}$ - componenta vitezei unghiulare a vehiculului $\vec{\omega}$ de-a lungul axei z a sistemului SV.

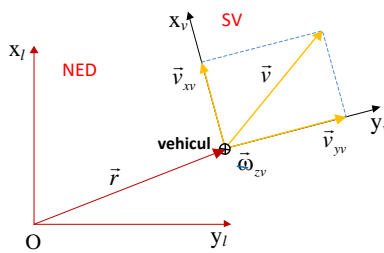


Figura 2 – Pozițiile relative ale sistemelor de coordonate SV și NED

Prin urmare, ecuația privind vectorul forței specifice \vec{f} și accelerației cinematice a a vehiculului monitorizat are forma ([58, 127, 216]):

$$\vec{f} = \vec{a} = \frac{d\vec{v}}{dt} + \vec{\omega} \times \vec{v}, \quad (4.1)$$

Această reprezentare echivalează următoarele două ecuații scalare, asociate axelor x și y ale sistemului SV:

$$f_{xv} = \frac{dv_{xv}}{dt} + \omega_{zv}v_{yv}, \quad f_{yv} = \frac{dv_{yv}}{dt} - \omega_{zv}v_{xv}, \quad (4.2)$$

cu f_{xv}, f_{yv} - componentele forței specifice \vec{f} în SV (citirile accelerometrice).

Integrarea ecuațiilor (4.2) va conduce la obținerea componentelor vitezei vehiculului în sistemul SV, ulterior transformate în sistemul NED prin utilizarea următoarelor coordonate care implică unghiul de rotație ψ :

$$\begin{bmatrix} v_{xl} \\ v_{yl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_{xv} \\ v_{yv} \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

Valoarea unghiului de rotație ψ rezultă prin integrarea numerică a citirilor giroscopului ω_{zv} , după cum urmează:

$$\psi = \psi_0 + \int_{t_{n-1}}^{t_n} \omega_{zv} dt, \quad (4.4)$$

cu ψ_0 - valoarea inițială a unghiului de rotație. Componentele calculate ale vitezei în sistemul NED pe baza valorilor inițiale x_{10} și y_{10} ale coordonatelor vehiculului în direcțiile Nord și Est, conduc la poziționarea orizontală a acestuia cu ajutorul ecuațiilor:

$$x_l = x_{10} + \int_{t_{n-1}}^{t_n} v_{xl} dt, \quad y_l = y_{10} + \int_{t_{n-1}}^{t_n} v_{yl} dt. \quad (4.5)$$

Prin urmare, modelul matematic care reglementează navigatorul este exprimat prin ecuațiile (4.1) - (4.5). Implementând în Matlab/Simulink algoritmul de navigație, se obține modelul din figura 3.

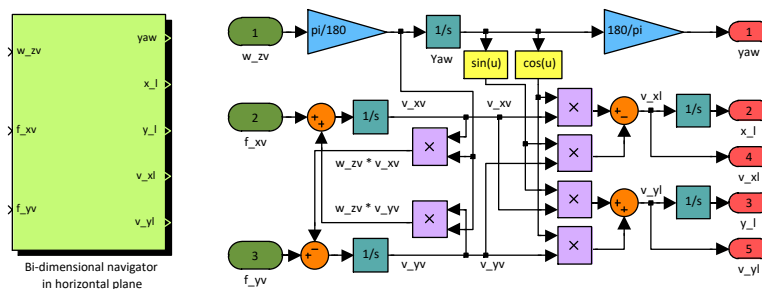


Figura 3 – Modelul Matlab / Simulink al algoritmului de navigație

Intrările modelului sunt ieșirile unității de măsurare inerțială (accelerațiile în SV de-a lungul axelor x și y și viteza unghiulară în SV de-a lungul axei z), în timp ce ieșirile sale sunt unghiul de rotație, poziția și viteza relativă a vehiculului în raport cu sistemul de navigație.

Pentru a obține poziția în termeni de latitudine și longitudine s-a folosit blocul Matlab/Simulink "Flat Earth to LLA", care realizează această conversie plecând de la coordonatele vehiculului în direcțiile nord și est.

3.1.2. Principiile de bază ale metodelor de tunare/ optimizare wavelet

"Denoising" este un proces de eliminare a zgomotului care este prezent în semnalul de interes. Metoda Wavelet a fost dovedită ca un instrument util în analiza semnalului și este utilizată pe scară largă în aplicații de acest tip ([18-22]). Un filtru Wavelet acționează ca un filtru pentru mediere sau un filtru care detectează detaliile atunci când semnalul este descompus în unde. Prin urmare, unii dintre coeficienții Wavelet reflectă detaliile setului de date. Semnificația acestor detalii este direct proporțională cu amplitudinea undelor - dacă sunt mici, atunci pot fi lăsate deoparte fără a afecta proprietățile de bază ale setului de date. Ideea de a stabili praguri este de a seta la zero toți coeficienții cu o valoare sub un anumit prag. Pentru reconstruirea setului de date inițial, acești coeficienți sunt utilizați în transformarea undelor wavelet inversă (figura 4 [23]).



Figura 4. Abordarea Wavelet pentru filtrarea zgomotelor caracteristice

Transformata Wavelet este un instrument utilizat în extragerea caracteristicilor semnalelor și reducerea zgomotului și oferă o localizare efectivă în domeniile timp și frecvență (figura 6).

Metoda de filtrare wavelet a fost deja utilizată în mai multe aplicații de navigație. Astfel, în [24] s-a îmbunătățit performanța de navigație a unui sistem de navigație integrat MEMS-IN/GPS cu costuri reduse, prin aplicarea metodei de prag a filtrării wavelet, Figura 5. De asemenea, rezultatele comparației pentru diferite tipuri de selecții ale pragurilor Wavelet, pentru diferite niveluri de descompunere pentru fiecare GPS și INS, au fost expuse în [25]. Studiul metodei wavelet pe sistemele integrate de navigație INS / GPS au condus către diferite alte asocieri de metode de studiu cum ar fi algoritmul de analiză bazat pe multi-rezoluție wavelet ([26]) sau analiza multi-rezoluție wavelet și rețelele neuronale artificiale ([27]). S-au introdus și testat o serie de metode multi-spectrale pentru analiza nivelului optim de descompunere, iar dintre aceste metode, cea mai eficientă a fost metoda Partial Directed Coherence, variabilă în timp are la baza modele multivariate auto-regresive (MAR) și adaptive auto-regresive (AAR). Prin utilizarea acestei metode este posibilă identificarea corelărilor dintre două procese X_j și X_i caracteristice unor sisteme dinamice multivariate. Prin utilizarea acestei metode este posibilă

identificarea corelărilor dintre două procese X_j și X_i caracteristice unor sisteme dinamice multivariate.

În cadrul proiectului am introdus o variantă extinsă a metodei PDC pentru nivelul optim de descompunere a filtrului wavelet ([28, 29, 30]).

Schema algoritmului propus este prezentată în figura 6. Aici semnalele de ieșire perturbată INS și semnalele de referință PDC sunt ilustrate împreună cu semnalele de referință primite de la GPS.

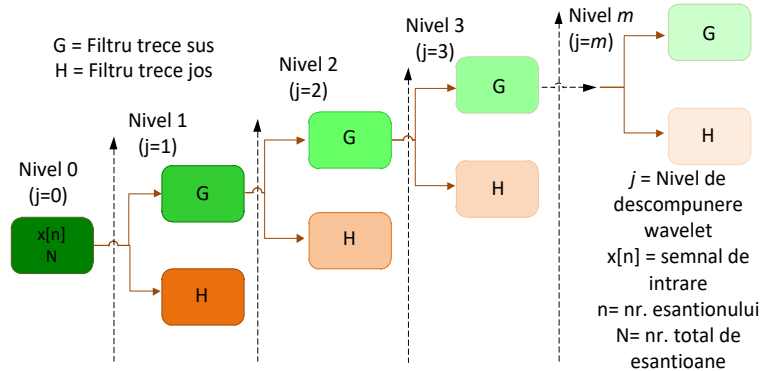


Figure 5. Arborele de descompunere Wavelet

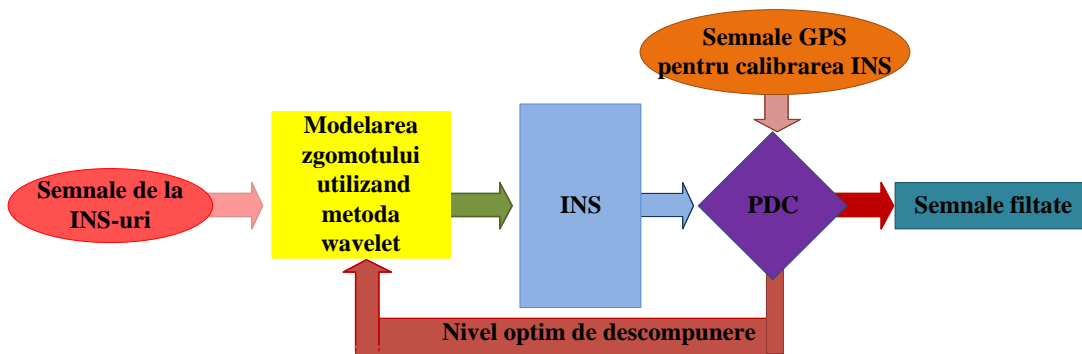


Figura 6. Arhitectura metodei generale de calibrare utilizând metoda wavelet pentru modelarea zgomotului senzorilor inerțiali din cadrul sistemelor de navigație inerțială

Prin utilizarea acestei metode este posibilă identificarea corelărilor dintre două procese X_j și X_i caracteristice unor sisteme dinamice multivariate. Valori ridicate, ale acestor măsuri, denotă o influență directă (elemente comune) între cele două semnale, după cum urmează: valorile 1 înseamnă că influențele x_j sunt direcționale către X_i iar valorile de 0 indică absența unei corelari cauzale între X_j la X_i (X_j nu influențează X_i , sau X_j nu se regăsește în X_i). Suplimentar se stabilește un *parametru CL (coupling level)* pentru stabilirea nivelului optim de descompunere a filtrului wavelet:

$$\begin{aligned}
 & \text{dacă } a = \text{valuarea medie a corelării semnalelor } (X_i \rightarrow X_j) \\
 & b = \text{valuarea medie a corelării semnalelor la } t - 1 (X_{i-1} \rightarrow X_{j-1}) \\
 CL = & \begin{cases} Wniveoptim = Wniveactual + 1, & \text{daca } a - b > 0 \\ Wniveoptim = Wniveactual, & \text{daca } a - b = 0 \\ Wniveoptim = Wniveactual - 1, & \text{if } a - b < 0 \end{cases}
 \end{aligned}$$

Semnalele primite de la INS și GPS ca soluții de navigație (pentru pozițiile de Nord și de Est) sunt colectate, procesate și analizate prin utilizarea transformatei wavelet până se găsesc nivelurile optime de descompunere și apoi sunt stabilite și implementate în algoritmul de navigație; după acest pas, pot fi obținute și interpretate date mai precise din viitoarele semnale înregistrate de la INS.

3.1.3. Validarea experimentală a navigatorului optimizat

Pentru etapa de validare a sistemului de poziționare, modelul de navigare inerțial, din figura 2, și o rutină software de optimizare au fost implantate în Matlab / Simulink.

Au fost efectuate teste experimentale, cu INS-ul propus și un navigator GPS, îmbarcate pe un vehicul monitorizat (Figura 7). Datele de poziționare au fost obținute simultan de la aceste sisteme. IMU avea două accelerometre, unul de-a lungul axei x și y, și un girometru de-a lungul axei z a cadrului SV. Coordonatele inițiale ale punctului de plecare, adică latitudinea și longitudinea, au fost de 44,33 grade și respectiv 23,84. Valoarea de 189 m a fost considerată altitudinea de referință. Valorile inițiale ale coordonatei nord și est au fost considerate egale cu zero. Datele senzorilor inerțiali au fost obținute cu o rată de 50 probe/ s; prin urmare, în spectrele lor pot fi analizate doar frecvențe până la 25 Hz..



Figura 7. Obținerea de date în timpul testului experimental

Traectoria vehiculului în timpul testării este prezentată în figura 8. Așa cum am menționat anterior, pentru filtrarea semnalelor primite de la senzor cu transformarea de undă, am stabilit o metodologie de reglare a metodei și am căutat un parametru care denotă nivelul optim de descompunere. De asemenea, am efectuat reglarea INS. Prima

etapă de calcul a fost realizarea informațiilor despre estimarea atitudinii vehiculului pentru alinierea cadrelor SV și NED.

Aceste date au fost găsite după stabilirea nivelului optim de descompunere a giroscopului. Următorul pas a fost să calculăm corelația optimă între poziția Nord dată de GPS și poziția Nord estimată cu INS. La scurt timp a fost estimată corelația optimă între poziția est indicată de cele două unități de măsură, GPS și INS.

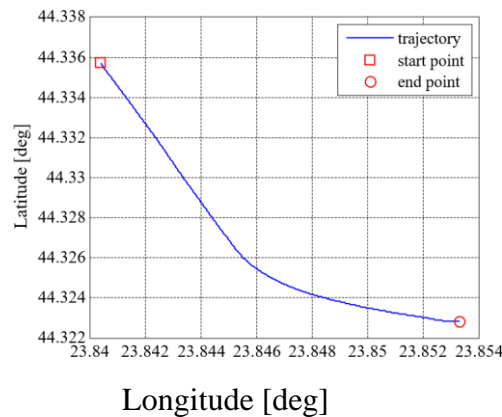


Figura 8. Traiectoria vehiculului în timpul testării

Am dezvoltat o rutină software Matlab care a efectuat teste pentru 20 de niveluri de descompunere pentru datele giroscopice, fără date de accelerații în filtrarea axelor x sau y. Modelul din figura 2 a fost rulat după fiecare etapă de filtrare a datelor giroscopice. Coeficientul CL a fost evaluat la fiecare etapă pentru soluția de navigație filtrată și datele GPS primite. Aceleași proceduri au fost efectuate pentru reglarea datelor primite de la accelerometre; obiectivele au fost să calculeze corelația optimă între poziția nord oferită de GPS și de sistemul INS, corelația optimă între poziția est oferită de GPS și, respectiv, de sistemul INS. Prin urmare, software-ul de optimizare realizează 400 de combinații (20×20) între nivelurile de descompunere din canalele de accelerație pentru a găsi coeficientul CL.

Valorile coeficientului CL au fost $CL_N = 0.7282$ și $CL_E = 0.7209$, în timp ce nivelurile de descompunere echivalente pentru filtrarea cu transformata wavelet au fost $lev_x = 13$ și $lev_y = 15$. Prin urmare, nivelurile optime de descompunere obținute cu metoda de reglare propusă pentru senzorii INS sunt $lev_x = 13$ pentru accelerometrul existent pe axa x, $lev_y = 15$ pentru accelerometru existent pe axa y, și $lev_z = 10$ pentru gyro de la axa y. Datele filtrate obținute de la senzorii inerțiali versus datele despre senzorii inerțiali nefiltrați au rezultat ca în figura 9.

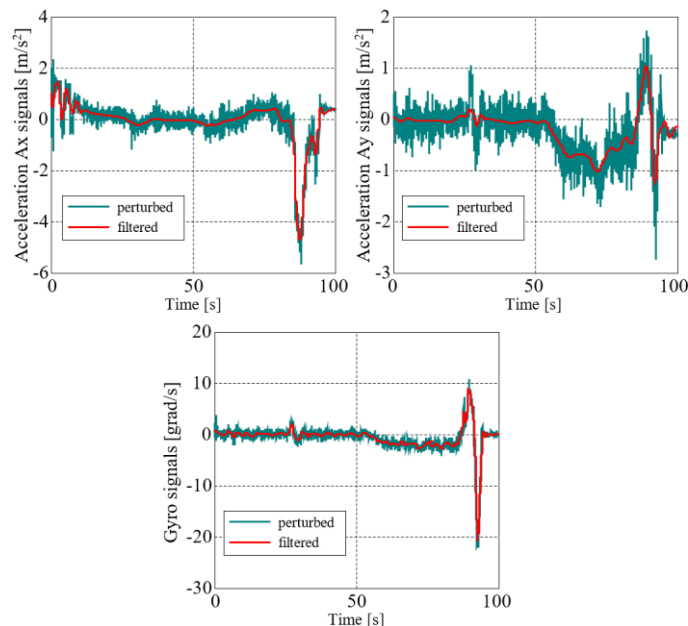


Figura 9. Date de la senzori inerțiali: filtrate vs nefiltrate

Rezultatele grafice, referitoare la nivelul de cuplare final, între GPS și soluțiile INS, după filtrarea datelor senzorilor, sunt prezentate în figura 10 pentru nord și est, respectiv în figura 11 pentru latitudine și respectiv longitudine. Prin aplicarea metodei PDC pentru a evalua coeficientul CL pentru soluția GPS Latitudine-Longitudine și soluția filtrată INS Latitudine-Longitudine, s-au obținut următoarele valori, $CL_Lat = 0,7071$ și $CL_Lon = 0,7070$, valori reflectate de diagramele reprezentate în figura 11.

Figura 12 prezintă evoluția unghiului de giratie obținut de la navigatorul INS pornind de la datele senzorilor nefiltrați și filtrați și deviația dintre aceste două soluții.

O analiză mai relevantă a performanței INS poate fi făcută prin calcularea abaterilor dintre soluțiile INS și GPS, pentru datele nefiltrate și filtrate obținute de la senzori. Valorile maxime absolute ale abaterilor sunt prezentate în tabelul 1. În același tabel este prezentat gradul de îmbunătățire al performanței sub forma raportului abaterilor maxime absolute obținute între datele INS nefiltrate și datele filtrate INS. Din valorile numerice, concluzionăm că am obținut o îmbunătățire esențială a poziționării de precizie și un INS precis.

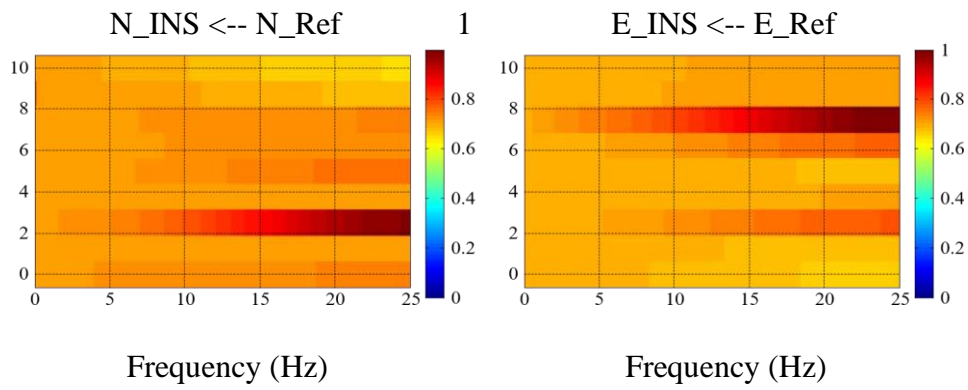


Figura 10. Niveluri de cuplare nord și est: GPS versus INS filtrate

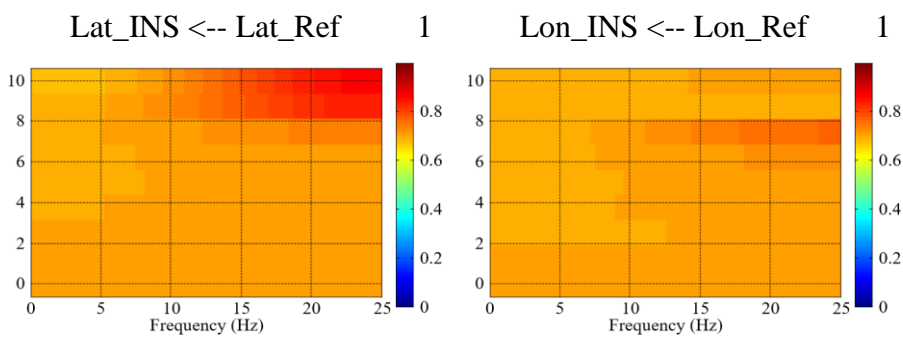


Figura 11. Niveluri de cuplare ale componentelor latitudine și longitudine: GPS → INS filtrat

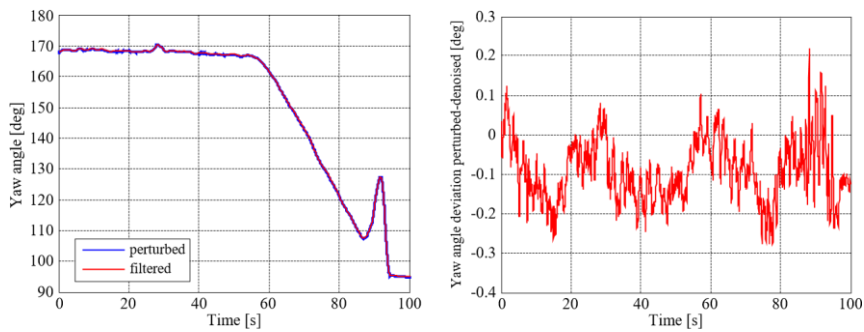


Figura 12. Unghiul de giratie: INS-uri nefiltrate și filtrate

Tabelul 1. Valori maxime absolute ale abaterilor soluțiilor

Deviatii	INS nefiltrat	INS filtrat	Nivel de corelatie
Nord [m]	89.7261	43.7264	2.052
Est[m]	50.6636	35.8058	1.415
Viteza Nord [m/s]	2.2992	1.4501	1.585

Viteza Est [m/s]	1.7112	1.7290	0.989
Latitudine [deg]	$8.0748 \cdot 10^{-4}$	$3.9351 \cdot 10^{-4}$	2.052
Longitudine [deg]	$6.3526 \cdot 10^{-4}$	$4.4896 \cdot 10^{-4}$	1.415

3.1.4. Concluzii

O analiză relevantă a performanțelor navigatorului a fost obținută prin calcularea abaterilor dintre soluțiile INS și soluția GPS pentru datele navigatorului filtrate și nefiltrate. Am obținut o îmbunătățire vizibilă a performanței raportului abaterilor maxime absolute obținute între semnalele zgomotoase ale senzorilor și semnalele filtrate ale senzorilor.

BIBLIOGRAFIE

- [1] C. Emmerson and e. al., Fork in the road: In-vehicle navigation systems and older drivers, *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, **21**:173–180, Nov. 2013.
- [2] B. Krieg-Bruckner and e. al., Navigation Aid for Mobility Assistants, *Proceedings of the Joint CEWITZ/Iacatech Workshop ICT meets Medicine and Health ICTMH 2013*, 2013.
- [3] B. Gersdorf and U. Freese, A Kalman Filter for Odometry using a Wheel Mounted Inertial Sensor, *10th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics ICINCO 2013*, pp. 388-395, Reykjavík, Iceland, 29 - 31 July, 2013.
- [4] B. H. Wellenhof, H. Lichtenegger, and J. Collins, *GPS Theory and Practice*, Springer-Verlag/Wien, 2001.
- [5] X. He, X. Hu, and M. Wu, Trends in GNSS/INS integrated navigation technology, *Coordinates*, Volume **III**, Issue 3, March 2007.
- [6] S. Mohinder, R. Lawrence, and P. Angus, *Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration*, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [7] N. Barbour and e. al., Inertial MEMS System Applications, *RTO-EN-SET-116, Low-Cost Navigation Sensors and Integration Technology*, March 2011.
- [8] T. L. Grigorie, *Strap-Down Inertial Navigation Systems, Optimization studies*, SITECH, Craiova, Romania, 2007.
- [9] T. L. Grigorie and I. R. Edu, *Inertial navigation applications with miniaturized sensors*, SITECH, Craiova, Romania, 2013.

- [10] T. L. Grigorie and R. M. Botez, *Modelling and simulation based Matlab/Simulink of a strap-down inertial navigation system' errors due to the inertial sensors*, pp. 305-338, Chapter 11 in the book *Matlab applications for the practical engineer*, InTech, Sept. 2014.
- [11] G. Schmidt, *INS/GPS Technology Trends, RTO-EN-SET-116, Low-Cost Navigation Sensors and Integration Technology*, March 2011.
- [12] M. Z. Al-Faiz and S. A. Ismaeel, *Design of Kalman Filter for Augmenting GPS to INS Systems, International Conference on Advanced Remote Sensing for Earth Observation; Syst., Tech. Appl.*, pp. 14-20, 2005.
- [13] K. W. Chiang, *Development of an Optimal GPS/MEMS Integration Architecture for Land Vehicle Navigation Utilizing Neural Network, Journal of Global Position System and CPGPS student paper competition*, 2004.
- [14] S. Lorinda and N. Aboelmagd, *Bridging GPS outages using neural network estimates of INS position and velocity errors, Meas. Sci. Technol.*, **17**: 2783-2798, 2006.
- [15] P. Vanicek and M. Omerbasic, *Does a navigation algorithm have to use Kalman Filter?, Canadian Aeronautics and Space J.*, **45**:1-9, 1999.
- [16] E. Bekir, *Introduction to Modern Navigation Systems*, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2007.
- [17] T. L. Grigorie, I. R. Edu, and F. C. Adochiei, *Inertial positioning precision improvement through sensors denoising by using wavelet functions tuned with DTF method*, 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), JUL 06-08, 2015, Corfu, GREECE. doi: 10.1109/IISA.2015.7388108, WOS:000381572400155 <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7388108&isnumber=7387951>, 2015.
- [18] X.-C. Yin and e. al., *Application of Wavelet Transform in Signal Denoising, IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetic*, 2003.
- [19] H. Krim and e. al., *On Denoising and Best Signal Representation, IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. **45**, No. 7, pp. 2225-2238, 1999.
- [20] H. T. Yang and C. C. Liao, *A Correlation-based Noise Suppression Algorithm for Power Quality Monitoring through Wavelet Transform*, International Conference on Power System Technology, pp 1311-1316, 2000.
- [21] H. T. Yang and e. al., *A Wavelet Based Power Quality Monitoring System – Considering Noise Effects*, International Conference on Electric Power Engineering, 1999.

- [22] H. T. Yang and C. C. Liao, A De-Noising Scheme for Enhancing Wavelet-Based Power Quality Monitoring System, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. **16**, No. 3, pp. 353-360, 2001.
- [23] C. Taswell, The What, How, and Why of Wavelet Shrinkage Denoising, in *Computing in Science & Engineering*, Vol. **2**, pp. 12-19, 2000.
- [24] C. W. Kang, C. H. Kang, and C. G. Park, *Wavelet Denoising Technique for Improvement of the Low Cost MEMS-GPS Integrated System*, International Symposium on GPS/GNSS, Taipei, Taiwan, October 26-28, 2010.
- [25] A. M. Hasan and e. al., Comparative study on wavelet filter and thresholding selection for GPS/INS data fusion, *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, Volume **08**, Issue 03, May 2010.
- [26] A. M. Hasan, K. Samsudin, and A. R. Ramli, Intelligently Tuned Wavelet Parameters for GPS/INS Error Estimation, *International Journal of Automation and Computing*, **8**(4), 411-420, November 2011.
- [27] A. Noureldin, A. Osman, and N. El-Sheimy, A neuro-wavelet method for multi-sensor system integration for vehicular navigation, *Meas. Sci. Technol.*, **15**: 404–412, 2004.
- [28] F. C. Adochiei and e. al., *A new normalised short time pdc for dynamic coupling analyses in hypertensive pregnant women*, BMT 2013, GRAZ, 19-21 September 2013.
- [29] I. R. Edu, F. C. Adochiei, P. Negrea, C. Rotaru, and T. L. Grigorie, *Tuning Method of the Wavelet Function for Gyro Sensor Signals Denoising with Wavelet Transform*, International Conference of Aerospace Sciences “AEROSPATIAL 2014”, Bucharest, Romania, Sept. 2014.
- [30] L. A. Baccalá and K. Sameshima, Partial directed coherence: a new concept in neural structure determination, *Biological Cybernetics*, vol. **84**, no. 6, pp. 463-474, 2001.

3.2. Îmbunătățirea soluțiilor de navigație inerțială prin modelarea zgomotului caracteristic senzorilor din unitatea de măsurare inertială IMU folosind funcții wavelet optimizate utilizând metoda DTF în medii fara semnal GPS

3.2.1. Introducere

Începând de la o abordare utilizată în prelucrarea semnalelor biologice pentru evaluarea informațiilor dinamice de cuplare în sisteme dinamice multivariate, am propus o nouă metodă pentru estimarea nivelului optim de decompunere a filtrului wavelet, bazată pe metoda Funcției de Transfer Directă ([18]). Având proprietăți similare cu coerența, conceptul Funcției de Transfer Directă (DTF) a fost introdus de Kaminski și Blinowska ([30]) ca o măsură multivariată bazată pe cauzalitatea Granger pentru a estima conectivitatea creierului.

Diagrama de bază a algoritmului propus este prezentată în Figura 2 ([18]). Semnalele furnizate de senzorii inerțiali incluși în navigatorul IMU sunt prelucrate și analizate folosind transformata wavelet până când nivelurile optime de decompunere sunt stabilite și se obțin cele mai bune semnale filtrate. Semnalele de referință pentru algoritmul de analiză DTF sunt furnizate de un sistem GPS, în timp ce semnalele perturbate introduse în algoritmul DTF sunt ieșirile sistemului de navigație inerțială (INS). Având în vedere că domeniul timp pentru semnalele de poziție de referință și pentru semnalele de poziție din soluția noastră INS de navigație este același, pentru a cuantifica proprietățile semnalelor de poziție de referință care sunt găsite în semnalele de poziție INS, a fost dorit un model care facilitează analiza în domeniul frecvenței ([18]).

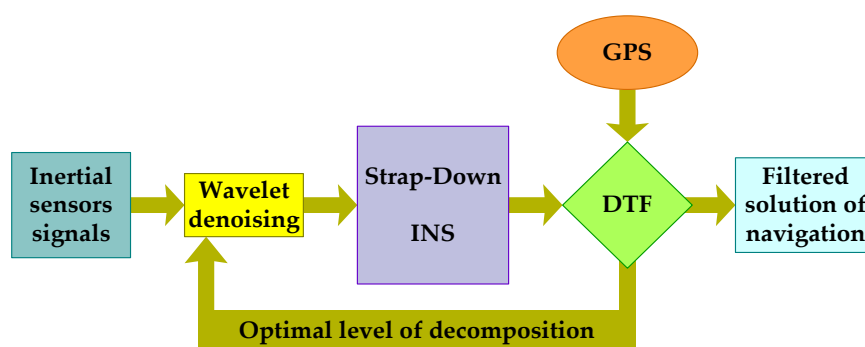


Figura 2. Diagrama de bază a algoritmului propus pentru ajustarea funcțiilor wavelet.

Fie $X_i(t)$ și $X_j(t)$ două serii de timp reprezentate de următorul proces autoregresiv bivariat:

$$\begin{aligned} X_i(t) &= \sum_{k=1}^p A_{ii}(k)X_i(t-k) + \sum_{k=1}^p A_{ij}(k)X_j(t-k) + E_i(t), \\ X_j(t) &= \sum_{k=1}^p A_{ji}(k)X_i(t-k) + \sum_{k=1}^p A_{jj}(k)X_j(t-k) + E_j(t). \end{aligned} \quad (1)$$

Conform [31], dacă una dintre erorile de predicție E_i , sau E_j , variațiile sunt reduse prin luarea în considerare a termenilor X_j , respectiv a termenilor X_i , în prima, respectiv în a doua ecuație anterioară, atunci, pe baza cauzalității Granger, se poate afirma că X_j cauzează X_i , sau invers. Un alt mod de a exprima același concept este că coeficienții $A_{ij}(k)$, respectiv $A_{ji}(k)$, nu sunt uniform zero conform criteriilor statistice anterioare. În domeniul frecvenței, transformata Fourier a ecuațiilor anterioare conduce la ([18, 31])

$$\begin{bmatrix} A_{ii}(f) & A_{ij}(f) \\ A_{ji}(f) & A_{jj}(f) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_i(f) \\ X_j(f) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_i(f) \\ E_j(f) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

astfel încât:

$$\mathbf{A}(f) \cdot \begin{bmatrix} X_i(f) \\ X_j(f) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_i(f) \\ E_j(f) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Elementele matricei $\mathbf{A}(f)$ sunt exprimate astfel ([18, 31])

$$A_{lm}(f) = \delta_{lm} - \sum_{k=1}^p A_{lm}(k)e^{-i2\pi\tau k}, \quad \delta_{lm} = \begin{cases} 1 & \text{when } l = m, \\ 0 & \text{when } l \neq m. \end{cases} \quad (4)$$

Reconfigurând matricea ecuației (4), se înființează următoarea formă

$$\begin{bmatrix} X_i(f) \\ X_j(f) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{ii}(f) & H_{ij}(f) \\ H_{ji}(f) & H_{jj}(f) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} E_i(f) \\ E_j(f) \end{bmatrix} = \mathbf{H}(f) \cdot \begin{bmatrix} E_i(f) \\ E_j(f) \end{bmatrix} = \mathbf{A}^{-1}(f) \cdot \begin{bmatrix} E_i(f) \\ E_j(f) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Prin urmare, cauzalitatea Granger de la canalul j la canalul i poate fi definită după cum urmează ([18, 31])

$$I_{j \rightarrow i}^2 = |H_{ij}(f)|^2 = |A_{ij}(f)|^2 / |\mathbf{A}(f)|^2. \quad (6)$$

Într-o formă generalizată, dacă ([18, 31])

$$\mathbf{X}(t) = [X_1(t) \ X_2(t) \ X_3(t) \ \dots \ X_r(t)]^T \quad (7)$$

Se monitorizează măsurătorile din canalele R la momentul t , apoi, pe baza modelului simplificat din (1), rezultă ([18, 31])

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=1}^p \mathbf{A}(k)\mathbf{X}(t-k) + \mathbf{E}(t). \quad (8)$$

Similar ecuațiilor (2), în domeniul frecvenței ([18, 31])

$$\mathbf{A}(f) \cdot \mathbf{X}(f) = \mathbf{E}(f), \quad (9)$$

cu

$$\mathbf{A}(f) = -\sum_{k=0}^p \mathbf{A}(k) e^{-i2\pi fk}, \quad \text{and } \mathbf{A}(0) = -\mathbf{I}. \quad (10)$$

În cele din urmă,

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{A}^{-1}(f) \cdot \mathbf{E}(f) = \mathbf{H}(f) \cdot \mathbf{E}(f), \quad (11)$$

cu $\mathbf{H}(f)$ matricea de transfer a sistemului ([18, 31]). Coroborat cu definiția cauzalității Granger pentru două canale, DTF de la canalul j la canalul i , reprezentând influența cauzală a canalului j asupra canalului i , a fost definit ca ([30, 31])

$$\theta_{ij}^2(f) = |H_{ij}(f)|^2. \quad (12)$$

O altă formă de DTF, DTF normalizat de la canalul j la canalul i , a fost definită de Kaminski și Blinowska sub forma ([18, 30])

$$\gamma_{ij}^2(f) = |H_{ij}(f)|^2 / \sum_{m=1}^k |H_{im}(f)|^2, \quad (13)$$

Prin urmare, funcția de transfer direcționat (DTF) permite determinarea relațiilor dintre cele două serii de timp, X_i și X_j , folosind o matrice de transfer $\mathbf{H}(f)$ pentru a descrie transmiterea informațiilor între ele ([18, 30-32]). În acest fel, parametrul de corelație $\gamma_{ij}(f)$ descrie raportul dintre intrările de la X_i la X_j la influențele articulare din alte serii de timp la seriile temporale X_i și ia valori între 0 și 1. Valorile $\gamma_{ij}(f)$ furnizează informații după cum urmează: valorile ridicate egale cu 1 reflectă faptul că în cea mai mare parte a semnalului în X_i , seriile de timp constau din seriile de timp X_j , în timp ce valorile scăzute (≈ 0) sugerează aproape absența unui flux de la seriile de timp X_j la seriile de timp X_i la frecvența f , ceea ce înseamnă că X_j nu influențează X_i ([18, 30-32]).

Pentru adaptarea metodei la nevoile noastre s-a propus un calcul al parametrilor de corelație, considerat util pentru estimarea cantității de informații comune între rezultatele obținute cu GPS și rezultatele obținute de la INS cu accelerație zgomotoasă și wavelet de-noised și semnale de viteză unghiulară obținute de la senzori inerțiali miniaturizați în IMU; acest parametru de corelație a fost numit nivel de cuplare sugestiv (CL) ([18]).

Având în vedere că fiecare sensor are propria semnătură specifică datorită structurii sale interne, pentru a efectua reglarea filtrelor wavelet utilizate, valorile CL pentru fiecare canal de poziționare sunt calculate offline și sunt stabilite nivelurile optime de descompunere pentru fiecare dintre canalele de detecție. Din acest moment, nivelurile optime de descompunere pentru filtrele wavelet sunt utilizate în aplicațiile de navigare în timp real. Conceptul propus aici poate

fi utilizat cu ușurință pentru a regla filtrele wavelet asociate diferitelor IMU-uri, mai ales atunci când un sistem de poziționare mai precis, cum ar fi un sistem DGPS sau un sistem GPS militar, este utilizat ca navigator de referință.

Ca exemplu de caz particular al metodologiei de reglare, într-o aplicație de navigație simplă (legată de o situație de navigare monodimensională) următoarele ecuații sunt utilizate pentru a estima automat nivelul optim de descompunere pe baza valorilor calculate CL ([18])

$$\begin{aligned}
 CL_{current} &= a = \text{mean DTF}(X_i \rightarrow X_j), \\
 CL_{previous} &= b = \text{mean DTF}(X_{i-1} \rightarrow X_{j-1}), \\
 Lev &= \begin{cases} WoptLvl = WactualLvl + 1, & \text{if } a - b > 0, \\ WoptLvl = WactualLvl, & \text{if } a - b = 0, \\ WoptLvl = WactualLvl - 1, & \text{if } a - b < 0. \end{cases}
 \end{aligned} \tag{14}$$

$WactualLvl$ este nivelul real de descompunere wavelet, iar $WoptLvl$ este nivelul optim de descompunere wavelet. Dacă valoarea anterioară a CL este mai mică decât valoarea curentă, atunci nivelul de descompunere a undelor este egal cu valoarea Lev anterioară majorată cu 1, în timp ce dacă valoarea anterioară este mai mare sau egală cu valoarea curentă, atunci nivelul optim de descompunere este egal cu valoarea Lev anterioară ([18]).

3.2.2. Implementarea teoretică și software a navigatorului inerțial utilizat în optimizare

Reglarea funcțiilor wavelet a fost efectuată offline și a presupus utilizarea unor date obținute experimental de la un IMU MEMS și de la un navigator integrat GPS / INS, ambele imbarcate pe o mașină de testare. Pentru a rula procedura propusă de optimizare a nivelurilor de descompunere pentru filtrele wavelet asociate fiecărui senzor inerțial din IMU, conform diagramei din figura 2, a fost necesar și un model software pentru un navigator inerțial cu curea în jos care să furnizeze la ieșire informații legate de poziția vehiculului. Aceste informații, împreună cu datele obținute prin GPS, au fost utilizate ca intrări în subrutina de optimizare care implementează algoritmul bazat pe DTF. În consecință, a fost stabilit un model matematic și a fost implementat software-ul pentru un navigator inerțial 3D.

Rezolvarea problemei de navigație cu navigatorul inerțial presupunea câțiva pași clasici, inclusiv estimarea atitudinii vehiculului pe baza datelor giroscopelor IMU, conversia datelor accelerometrelor IMU în cadrul de navigație, compensarea influențelor gravitaționale în datele accelerometrice convertite pentru a găsi componentele cinematice de accelerație în cadrul de navigație, integrarea numerică a componentelor cinematice de accelerație pentru a obține componentele de viteză ale vehiculului în navigație cadru și, în sfârșit, integrarea numerică a

ecuațiilor diferențiale referitoare la poziționarea vehiculului pentru a evalua poziția globală reală a vehiculului în ceea ce privește latitudinea, longitudinea și altitudinea. Mai multe sisteme de referință au fost utilizate în dezvoltarea algoritmului de navigație: 1) *Cadru inerțial* (OiXiYiZi) - *cadru de coordonate nerotative* centrat pe Pământ; 2) Cadru centrat pe Pământ (ECEF) (OeXeZeYe) - *fix și centrat în raport cu Pământul*; 3) Cadru de navigare - *cadru nord-est-jos (NED)* (OnXnYnZn); 4) Cadru corp (B) (ObXbYbZb) ([2, 6, 9]).

Ecuațiile dinamice asociate navigatorului inerțial au fost găsite sub forma ([2, 6, 9])

$$\begin{pmatrix} \dot{r}^n \\ \dot{v}^n \\ \dot{C}_b^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D^{-1}v^n \\ C_b^n a^b - (2\tilde{\omega}_{ie}^n + \tilde{\omega}_{en}^n)v^n + g^n \\ C_b^n (\tilde{\omega}_{ib}^b - \tilde{\omega}_{in}^b) \end{pmatrix}, \quad (15)$$

$$D^{-1} = \begin{pmatrix} 1/(R_m + h) & 0 & 0 \\ 0 & 1/[(R_p + h)\cos\phi] & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}. \quad (16)$$

Indicii i , n , e și b reprezintă cadrul inerțial, cadrul NED, cadrul ECEF, respectiv cadrul caroseriei (cadrul vehiculului). a^b , ω_{ib}^b și conțin datele accelerometrelor IMU și, respectiv, datele giroscopelor; $\tilde{\omega}_{ib}^b$ este matricea simetrică oblică care reflectă ieșirile giroscopice; RN - vector de poziție a vehiculului cu coordonatele globale ca componente: h - altitudine, ϕ - latitudine, λ - longitudine); vn - viteza vehiculului cu componente în cadru NED (v_n, v_e, v_d); - C_b^n matricea legată de schimbarea coordonatelor $B \rightarrow NED$, ϕ - unghiul de rulare, θ - unghiul de pasare, ψ - unghiul de rotație; $\tilde{\omega}_{ie}^n$ - matrice simetrică înclinată care reflectă componentele vitezei unghiulare a Pământului $\tilde{\omega}_e$ în cadrul NED; $\tilde{\omega}_{en}^n$ - matrice simetrică oblică care reflectă componentele în NED ale vitezei unghiulare de transport (NED în raport cu ECEF), exprimată în variații de latitudine și longitudine; $\tilde{\omega}_{in}^b$ - matrice simetrică oblică, care reflectă componentele din SV ale vitezei unghiulare absolute a cadrului NED; gn - componente de accelerație gravitațională în NED; Rm și Rp sunt raza meridianului și raza paralelă a elipsoidului de referință ([2, 6, 9]);

$$\omega_{ie}^n = (\omega_e \cos\phi \quad 0 \quad -\omega_e \sin\phi)^T, \quad (17)$$

$$\omega_{en}^n = [\dot{\lambda} \cos\phi \quad -\dot{\phi} \quad -\dot{\lambda} \cos\phi]^T = [v_e / (R_p + h) \quad -v_n / (R_m + h) \quad -v_e \tan\phi / (R_p + h)]^T, \quad (18)$$

$$C_b^n = \begin{bmatrix} \cos\theta \cos\psi & \sin\phi \sin\theta \cos\psi - \cos\phi \sin\psi & \cos\phi \sin\theta \cos\psi + \sin\phi \sin\psi \\ \cos\theta \sin\psi & \sin\phi \sin\theta \sin\psi + \cos\phi \cos\psi & \cos\phi \sin\theta \sin\psi - \sin\phi \cos\psi \\ -\sin\theta & \sin\phi \cos\theta & \cos\phi \cos\theta \end{bmatrix}, \quad (19)$$

$$\omega_{in}^b = C_b^n \cdot \omega_{in}^n = (C_b^n)^T \cdot \omega_{in}^n, \quad (20)$$

$$\omega_{in}^n = \omega_{ie}^n + \omega_{en}^n = [\omega_e \cos \phi + v_e / (R_p + h) \quad -v_n / (R_m + h) \quad -\omega_e \sin \phi - v_e \tan \phi / (R_p + h)]^T, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \dot{\phi} &= v_n / (R_m + h), \\ \dot{\lambda} &= v_e / [(R_p + h) \cos \phi], \\ \dot{h} &= -v_d. \end{aligned} \quad (22)$$

Implementarea Matlab/Simulink a modelului matematic navigator inerțial efectuată la modelul din figura 3. Intrările sale sunt datele accelerometrice și girometrice IMU, în timp ce ieșirile sale sunt unghiurile de atitudine (rului, pas și girație), componentele vitezei vehiculului în cadrul de navigație (componentele de viteză pe direcțiile nord, est și jos), poziția în direcțiile nord, est și jos și coordonatele globale ale vehiculului (latitudine, longitudine și altitudine).

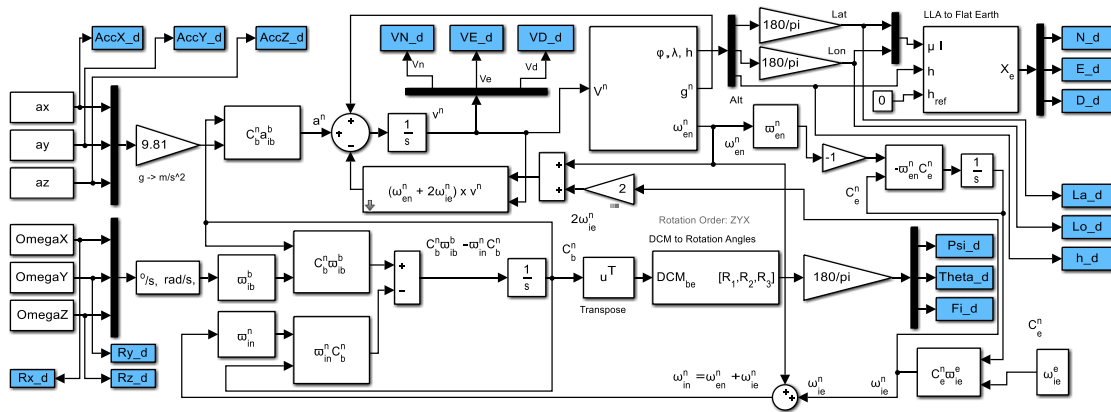


Figura 3. Modelul Matlab/Simulink al navigatorului inerțial.

3.2.3. Testarea metodei propuse cu date experimentale

Procedura de testare a presupus implementarea algoritmului dezvoltat bazat pe DTF într-o subrutină software Matlab care a funcționat împreună cu modelul navigatorului inerțial din Matlab/ Simulink prezentat în figura 3. După cum sa menționat deja, optimizarea nivelurilor de descompunere pentru filtrele wavelet asociate fiecăruia dintre cei șase senzori inerțiali din IMU a fost efectuată offline. În acest fel, unele date experimentale au fost obținute simultan de la un IMU MEMS și de la un navigator integrat GPS/INS, ambele îmbarcate pe o mașină de testare, care a jucat rolul vehiculului monitorizat (Figura 4 [18]).

Secvența de evaluare a fost selectată dintr-un test de date mai lung, valorile inițiale ale parametrilor fiind date de navigatorul integrat GPS/INS. Poziția inițială a vehiculului în secvența de evaluare a fost caracterizată de următoarele valori: latitudine = 44,34597339 grade, longitudine = 23,8737377 grade și altitudine = 221,56 m. Vitezele liniare inițiale în cadrul NED au fost: V_north=-10m/s, V_east=-13,89m/s, V_down=-1,36m/s. Atât componentele de poziție inițială, cât și cele de viteză inițială au fost achiziționate direct de la receptorul GPS, în timp ce valorile inițiale ale unghiurilor de atitudine au fost colectate de la navigatorul GPS / INS

integrat: unghiul de rulare = $-0,95$ grade, unghiul de pas = $4,51$ grade și unghiul de rotație = $-119,57$ grade. Valorile inițiale ale coordonatelor Nord și Est în sistemul NED au fost considerate nule. Datele obținute de la receptorul GPS al navigatorului integrat GPS/INS au fost utilizate ca date de referință în evaluarea performanței metodei propuse.



Figura 4. Obținerea datelor experimentale.

Datele senzorilor inerțiali au fost obținute cu o rată de 50 esantioane/s, ceea ce înseamnă că analiza metodei propuse a inclus frecvențe cuprinse între 0 Hz și 25 Hz. Pe senzori, a fost efectuată o procedură brută de corecție a părțirii. Traectoria vehiculului în timpul segmentului de încercare este prezentată în figura 5, în timp ce figura 6 prezintă datele obținute de la senzorii inerțiali în timpul evoluției vehiculului.

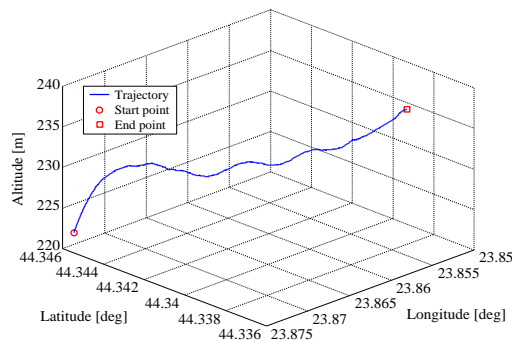


Figura 5. Traectoria vehiculului în ceea ce privește altitudinea, latitudinea și longitudinea.

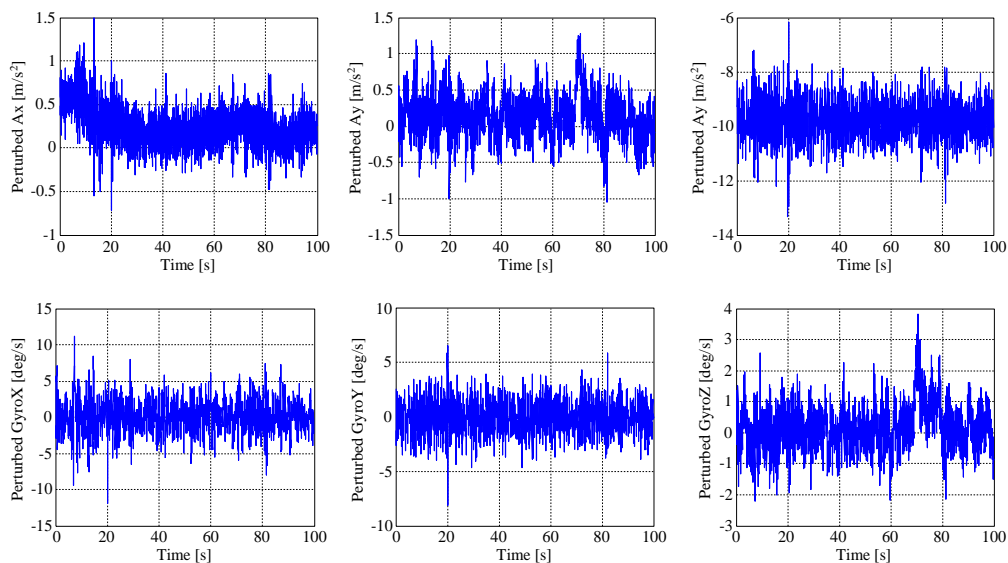


Figura 6. Datele obținute de la senzorii inerțiali.

Spre deosebire de cazul testării navigației bidimensionale ([18]), unde reglarea nivelului de descompunere în de-noising wavelet s-a făcut în două etape succesive, în primul rând pe canalul de atitudine și în al doilea rând pe canalul de poziție, în acest caz echipa de cercetare a optat pentru o procedură de reglare simultană pentru toate cele șase canale de detecție. Procedura de tuning a avut ca scop evaluarea corelațiilor pe cele trei canale de poziție "Nord", "Est", "Jos", pentru diferite combinații între valorile nivelurilor de descompunere pentru filtrele wavelet pe cele șase canale de detecție (3 accelerometre și 3 giroscopae). Datorită numărului mare de combinații de teste posibile, s-a decis ca subrutina software-ului de optimizare să fie rulată pentru valori cuprinse între al 3-lea nivel de descompunere și al 7-lea nivel de descompunere pentru toate cele șase canale de detecție. Prin urmare, algoritmul conținea șase cicluri "pentru" incluse unul în celălalt, ceea ce a dus la $56 = 15625$ de cazuri de evaluare. Rezultatele evaluării sunt prezentate în Figura 7, unde "CL_N" reprezintă valoarea nivelului de cuplare dintre poziția de referință pe direcția Nord și poziția pe direcția Nord furnizată de modelul INS în Figura 3 după filtrarea datelor de intrare inerțiale prin utilizarea nivelurilor de descompunere corespunzătoare fiecărui indice al combinației. "CL_E" și "CL_D" sunt nivelurile de cuplare de poziționare realizate în mod similar pe direcțiile Est și Jos.

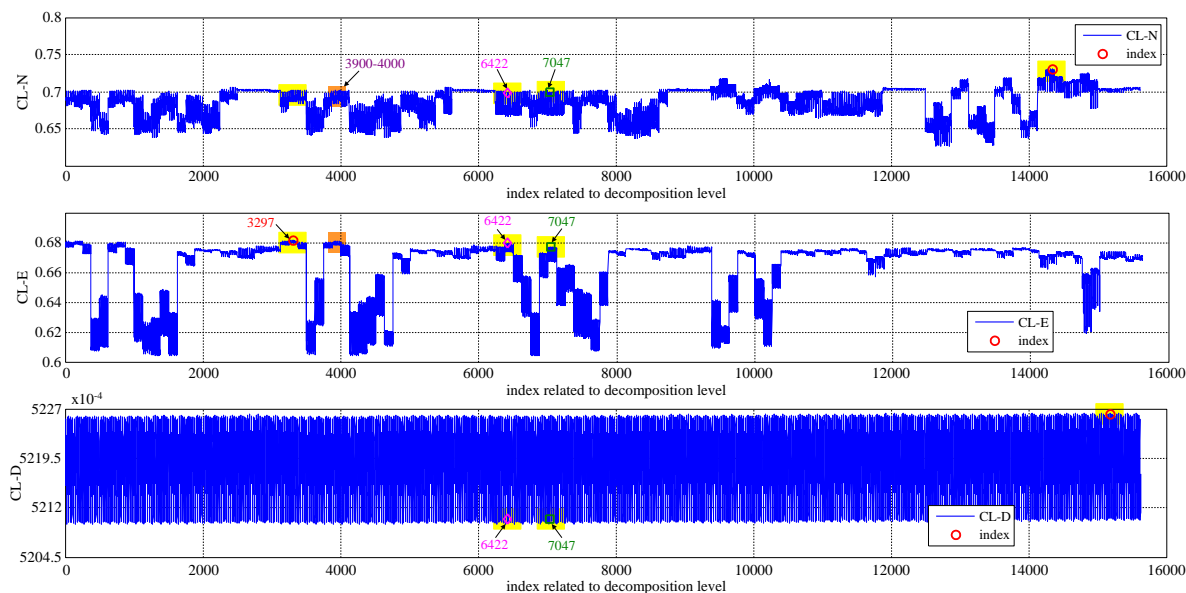


Figura 7. Rezultatele evaluării CL pentru canalele de poziție.

În figura 7 au fost evidențiate, de asemenea, cu cercuri roșii, valorile maxime ale celor trei coeficienți de cuplare: $CL_N_max=0,73039$, $CL_E_max=0,68209$ și $CL_D_max=0,5226$. Aceste valori au fost obținute pentru combinația 14341 pe canalul de nord, pentru combinația 3297 pe canalul de est și, respectiv, pentru combinația 15179 pe canalul vertical. Următoarele valori ale nivelurilor de descompunere au fost găsite pe Canalul de Nord pentru combinația

14341: $levRX=7$, $levRY=5$, $levRZ=7$, $levAX=6$, $levAY=6$ și $levAZ=3$. $levRX$, $levRY$ și $levRZ$ sunt nivelurile de descompunere asociate filtrelor wavelet pentru cele trei giroscopae din IMU, în timp ce $levAX$, $levAY$ și $levAZ$ sunt nivelurile de descompunere asociate filtrelor wavelet pentru cele trei accelerometre din IMU. Pe canalul Est, valorile nivelului de descompunere corespunzătoare CL_E_max au fost: $levRX=4$, $levRY=3$, $levRZ=4$, $levAX=4$, $levAY=7$, $levAZ=4$, în timp ce pe canalul vertical au rezultat valorile: $levRX=7$, $levRY=7$, $levRZ=4$, $levAX=5$, $levAY=3$, $levAZ=6$.

Zonele galbene reprezintă zonele de interes, unde este posibilă găsirea combinației optime care dă rezultate bune după filtrare. Analiza celor trei maxime ale CL indică faptul că pentru fiecare canal există o altă combinație optimă de filtrare pentru cei șase senzori din IMU. Mai mult, evaluările numerice efectuate în diferite situații au arătat că variația ușoară a nivelului de cuplare pe sensul Est are o influență mare asupra erorilor de poziționare, în timp ce nivelul de cuplare pe canalul vertical influențează foarte puțin erorile de poziție. Prin urmare, o mare importanță ar trebui acordată sincronizării nivelurilor de cuplare în direcțiile Nord și Est în zonele valorilor lor maxime.

Având în vedere datele colectate, prima zonă evaluată a fost cea în care a fost detectat parametrul CL_E_max , adică zona corespunzătoare celui de-al 3297-lea indice. Un zoom al graficelor din Figura 7 este prezentat în Figura 8. Figura relevă o mică desincronizare a valorilor maxime CL_N și CL_E locale. A doua zonă evaluată a fost zona care conține indici între 3900 și 4000. Un zoom al graficelor din Figura 7, pentru intervalul selectat, a condus la Figura 9 care arată o desincronizare totală între valorile maxime locale ale CL_N și CL_E (în jurul indicelui 3947).

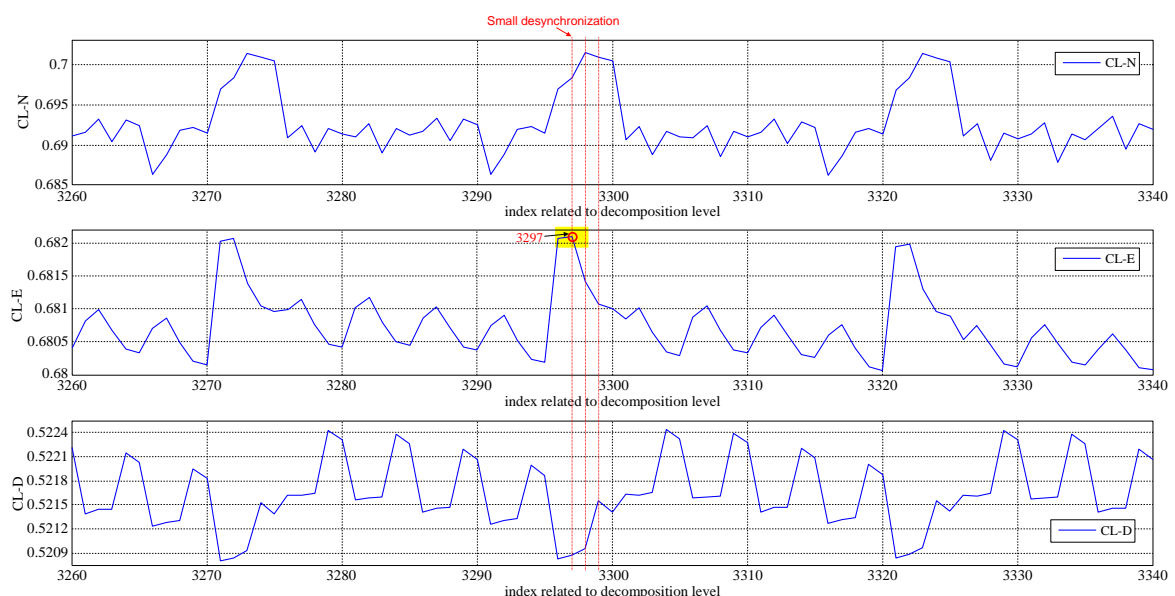


Figura 8. Reprezentarea CL pentru zona din jurul celui de-al 3297-lea indice.

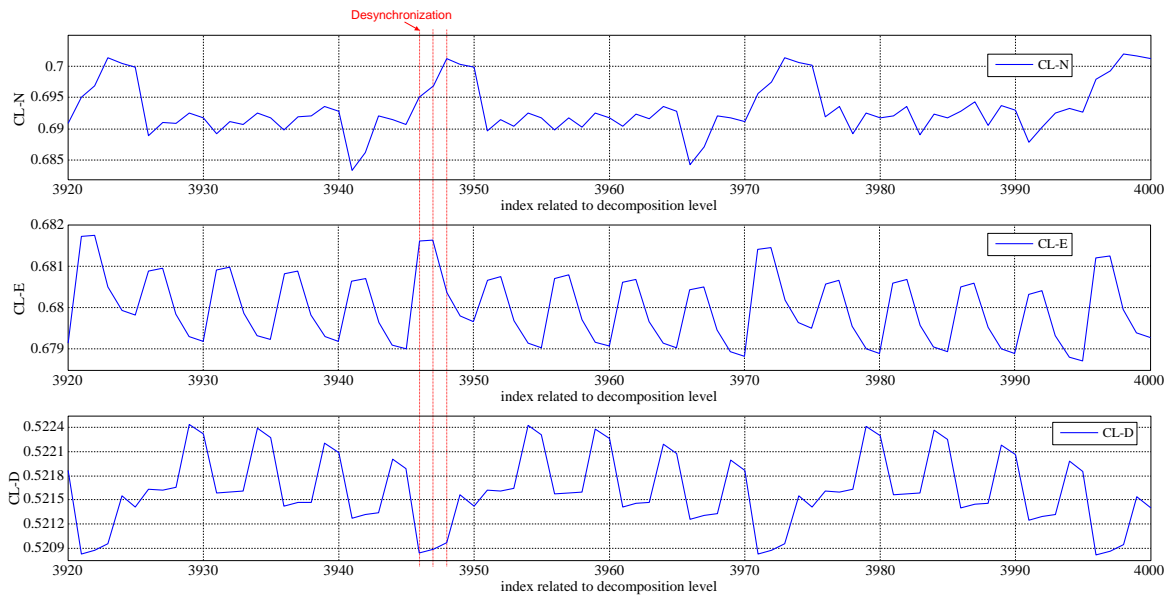


Figura 9. Reprezentarea CL pentru zona dintre indicii 3900 și 4000.

Evaluarea celorlalte CL_N și CL_E maxime locale a relevat o desincronizare totală între cele două curbe ale nivelurilor de cuplare, cu excepția ariei dintre indicii 6000 și 8000, care a relevat prezența a două valori pentru care există o sincronizare foarte bună a curbelor: indicele 6422 și indicele 7047. Figura 10 prezintă o comparație a nivelurilor de cuplare pentru cei doi indici. Se poate observa că nivelul de cuplare pentru canalul vertical este minim pentru ambele situații, în timp ce CL_N este mai mare pentru indicele 7047 și CL_E este mai mare pentru indicele 6422.

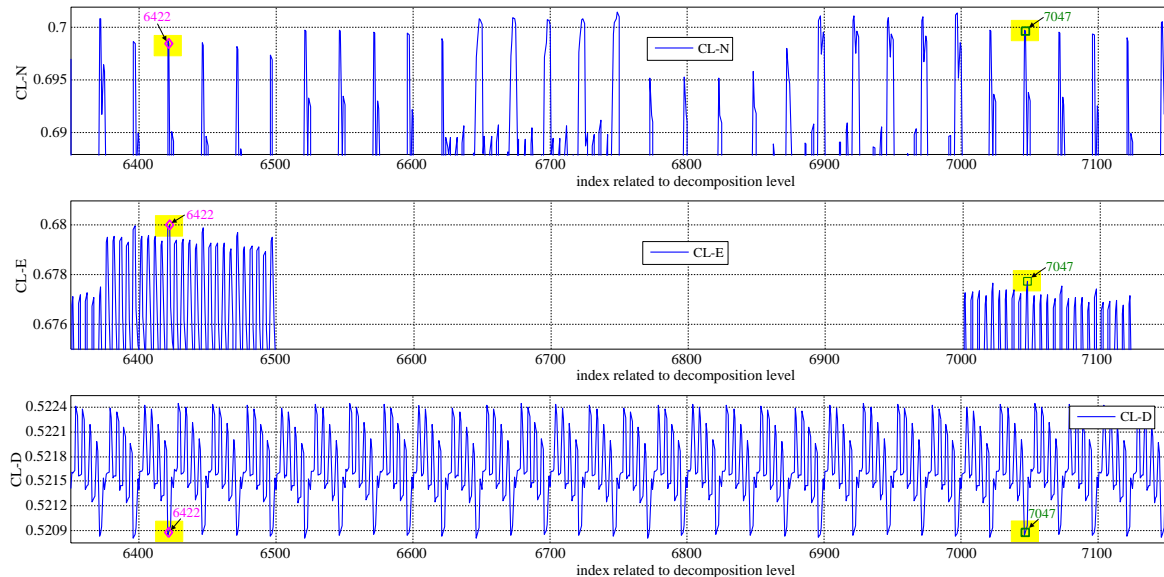


Figura 10. Comparație CL pentru indicii 6422 și 7047.

Figura 11 ilustrează detaliile de sincronizare pentru indicele 7047 și figura 12 pentru indicele 6422. Având în vedere observațiile din evaluarea numerică privind influența valorii CL_E , era de așteptat să se obțină rezultate de filtrare mai bune cu indicele 6422 decât cu

indicele 7047. Pentru indicele 7047, nivelurile de descompunere ale filtrării wavelet au fost $levRX=5$, $levRY=4$, $levRZ=4$, $levAX=4$, $levAY=7$ și $levAZ=4$, în timp ce pentru indicele 6422 nivelurile de descompunere au fost $levRX=5$, $levRY=3$, $levRZ=4$, $levAX=4$, $levAY=7$ și $levAZ=4$. Rezultatele filtrării datelor senzorilor inerțiali pentru combinațiile corespunzătoare indicilor 7047 și 6422 sunt prezentate în figura 13 și, respectiv, figura 14.

Evaluând abaterile maxime absolute între soluțiile de navigație ale navigatorului inerțial și referințele de poziție și viteză, s-au obținut valorile din tabelul 1.

Tabelul 1. Valorile maxime absolute ale abaterii dintre soluțiile inerțiale de navigație și referințele de poziție și viteză pentru combinațiile cu indicii 6422 și 7047.

Deviatii	INS nefiltrat	Indexul 6422		Index 7047	
		INS filtrat	Abatere	INS filtrat	Abatere
North [m]	88.3842	53.3588	1.6564	53.8636	1.6408
East [m]	112.6123	84.9501	1.3256	85.9659	1.3099
Down [m]	33.8312	29.3532	1.1525	29.3620	1.1522
Speed N [m/s]	2.5075	1.8117	1.3840	1.8216	1.3765
Speed E [m/s]	1.7297	1.3576	1.2740	1.3722	1.2604
Speed D [m/s]	1.0037	0.9586	1.0469	0.9587	1.0469
Latitude [deg]	$7.9540 \cdot 10^{-4}$	$4.8019 \cdot 10^{-4}$	1.6564	$4.8473 \cdot 10^{-4}$	1.6408
Longitude [deg]	$14.1226 \cdot 10^{-4}$	$10.6535 \cdot 10^{-4}$	1.3256	$10.7809 \cdot 10^{-4}$	1.3099
Altitude [m]	33.8312	29.3532	1.1525	29.3620	1.1522

Conform acestor date, a rezultat că cea mai bună opțiune între combinațiile cu indicii 6422 și 7047 este combinația cu indicele 6422. Erorile soluției de navigație obținute după filtrare în ambele cazuri sunt mai apropiate ca valori. Pentru indicele 6422 se poate observa o diminuare a abaterii maxime absolute de la valorile de referință de aproximativ 1,65 ori pentru poziționarea pe direcția Nord, de 1,32 ori pentru poziționarea pe direcția Est, de 1,15 ori pentru poziționarea pe canalul vertical, de 1,38 ori pentru viteza pe direcția Nord, De 1,27 ori pentru viteza în direcția Est și de 1,04 ori pentru viteza pe canalul vertical.

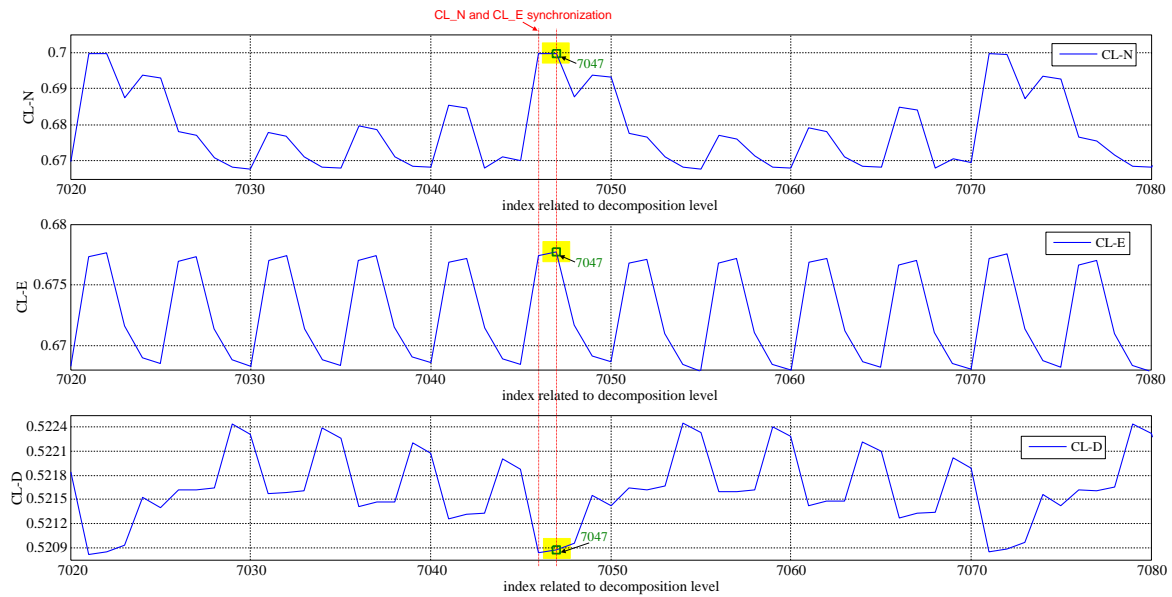


Figura 11. Reprezentarea CL pentru zona din jurul indicelui de combinație 7047.

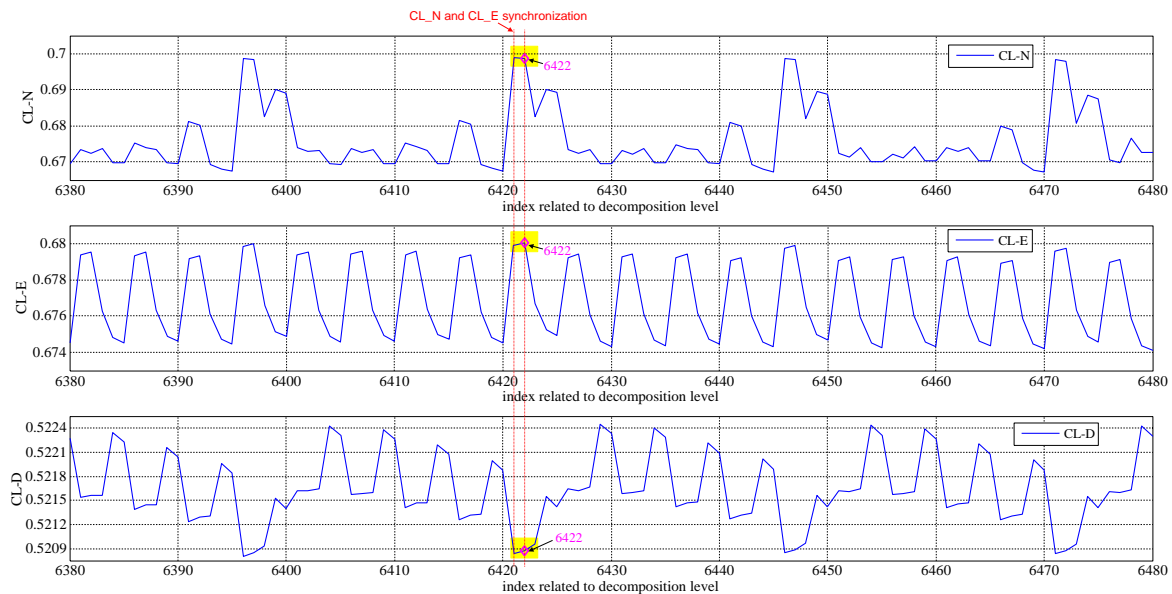


Figura 12. Reprezentarea CL pentru zona din jurul indicelui de combinație 6422.

Rezultatele grafice care descriu nivelul final de cuplare dintre soluția de navigație de referință și soluția navigatorului inerțial după filtrarea wavelet a datelor de intrare cu șase canale (cu nivelurile de descompunere aferente combinației cu indicele 6422: $levRX=5$, $levRY=3$, $levRZ=4$, $levAX=4$, $levAY=7$, $levAZ=4$) sunt prezentate în figura 15-figura 17. Figura 15 expune rezultatele pentru canalele de poziționare Nord, Est și Jos, nivelurile de cuplare echivalente având următoarele valori: $CL_N=0,6985$, $CL_E=0,6792$ și $CL_D=0,5206$. Rezultatele pentru componentele de viteză de pe cadrul NED sunt prezentate în Figura 16, nivelurile de cuplare echivalente fiind evaluate după cum urmează: $CL_VN=0,1439$, $CL_VE=0,1192$, $CL_VD=0,0643$. Valorile scazute ale nivelelor de cuplaj dintre componentele de viteza furnizate de INS și cele de referință pot fi explicate prin faptul că metoda inertială

asigura viteza ca urmare a integrării numerice a accelerației, în timp ce sistemul GPS realizează o derivare numerică a poziției pentru determinarea vitezei, proceduri care conduc la obținerea diferitelor componente spectrale în semnalele de viteză ale celor două sisteme. Figura 17 prezintă rezultatele evaluării nivelurilor de cuplare în canalele de latitudine, longitudine și altitudine, valorile medii fiind următoarele: $CL_{La}=0,7061$, $CL_{Lo}=0,7071$, $CL_h=0,5206$.

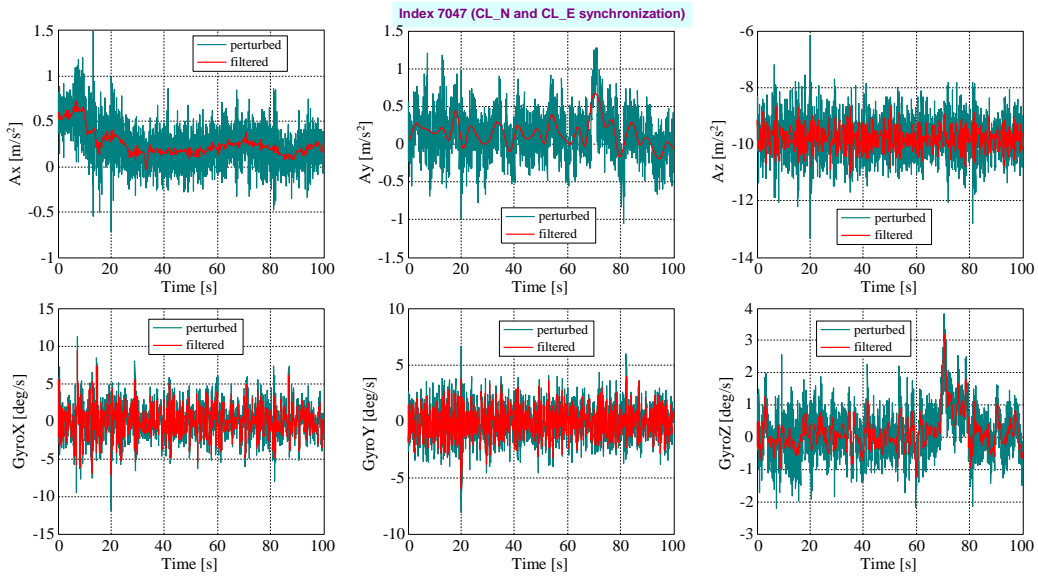


Figura 13. Semnale senzori inerțiali filtrați versus nefiltrați pentru indicele 7047.

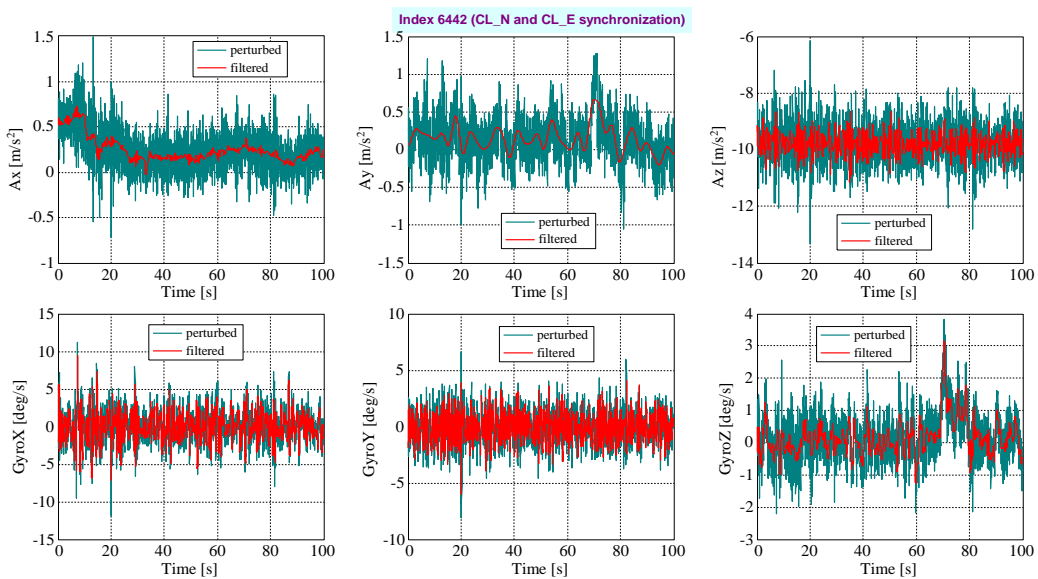


Figura 14. Semnale senzori inerțiali filtrați versus nefiltrați pentru indicele 6422.

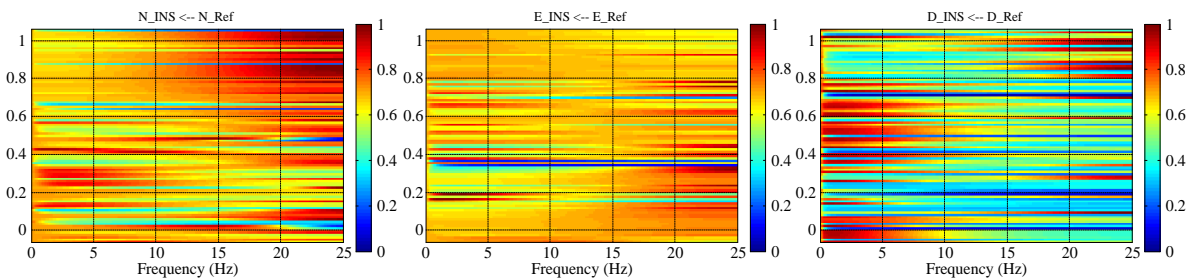


Figura 15. Niveluri de cuplare INS filtrate prin GPS pentru canalele de poziționare Nord, Est și Jos.

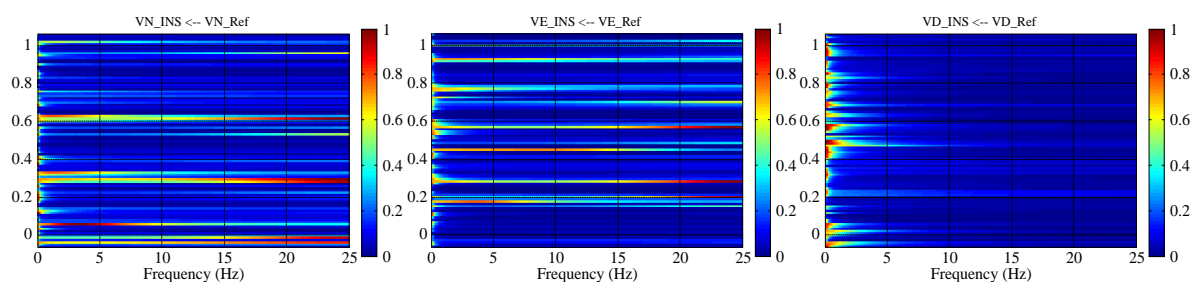


Figura 16. Niveluri de cuplare INS filtrate prin GPS pentru canalele de viteză Nord, Est și Jos.

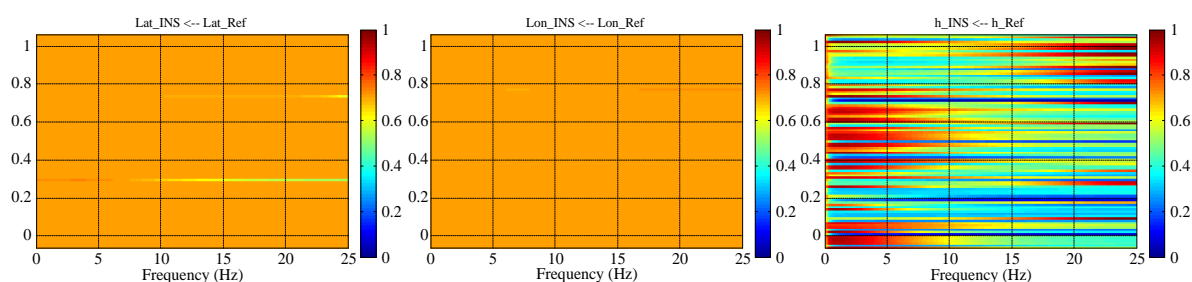


Figura 17. Niveluri de cuplare INS filtrate prin GPS pentru canalele de latitudine, longitudine și altitudine.

Soluțiile de navigație furnizate de navigatorul de referință, de navigatorul INS care utilizează date nefiltrate de la senzorii inerțiali și de navigatorul INS dar cu date de senzor filtrate wavelet cu metodologia propusă, sunt prezentate în Figura 18 pentru poziționarea NED, în Figura 19 pentru componentele vitezei vehiculului în NED și în Figura 20 pentru coordonatele globale.

Atracțiile curbelor descrise au sugerat o îmbunătățire a preciziei soluției navigatorului inerțial prin utilizarea filtrării wavelet propuse; se poate observa cu ușurință diminuarea abaterilor dintre caracteristicile specifice valorilor de referință și caracteristicile din soluția de navigație asociată INS cu intrări filtrate.

Pentru a oferi o imagine mai completă a evoluției acestor abateri, au fost desenate caracteristicile grafice din figura 21 până la figura 23. Acestea prezintă în mod centralizat, pe canale de poziționare și viteză, abaterile dintre soluția componentelor de navigație pentru INS nefiltrat/filtrat și pentru navigatorul de referință. Toate cele nouă ferestre grafice au demonstrat diminuarea acestor abateri prin filtrarea wavelet a datelor senzorilor inerțiali, valorile maxime absolute ale acestora fiind prezentate în tabelul 1. Pe de altă parte, datele din tabelul 1 oferă o imagine generală privind gradul de reducere a acestor valori maxime absolute ale erorilor comparativ cu situația în care senzorii furnizează date nefiltrate procesorului de navigație.

Reducerea este semnificativă, atât la nivelul componentelor de poziționare (de 1,6564 ori pe canalul Nord, de 1,3256 ori pe canalul Est și de 1,1525 ori pe canalul vertical), cât și la nivelul componentelor de viteză (de 1,3840 ori pe canalul Nord, de 1,3576 ori pe canalul Est și de 1,0469 ori pe canalul vertical).

O reprezentare a evoluțiilor unghiurilor de atitudine ale vehiculului, obținută utilizând INS cu date IMU filtrate și nefiltrate, este prezentată în figura 24. Figura 25 oferă o imagine de ansamblu a abaterilor dintre soluțiile de navigație în atitudine, obținute cu cele două configurații INS: date IMU filtrate și date IMU nefiltrate. Caracteristicile prezentate în Figura 24 și în Figura 25 au evidențiat o influență sub 0,15 grade în toate cele trei canale de atitudine după filtrarea wavelet, dar care, prin simulările realizate, s-a dovedit a fi decisivă în îmbunătățirea soluției de navigație.

În figura 26 sunt ilustrate grafic traiectoria de referință a vehiculului și traiectoriile vehiculului determinate de navigatorul INS cu date IMU filtrate și nefiltrate. Cele trei traiectorii au fost prezentate atât în coordonate NED, cât și în coordonate de poziționare globală. Abaterile de la traiectoria de referință, pentru cele două configurații INS, sunt prezentate în Figura 27. Cele două cifre au demonstrat și scăderea erorilor de poziționare prin filtrarea wavelet a datelor obținute de la senzorii inerțiali din IMU.

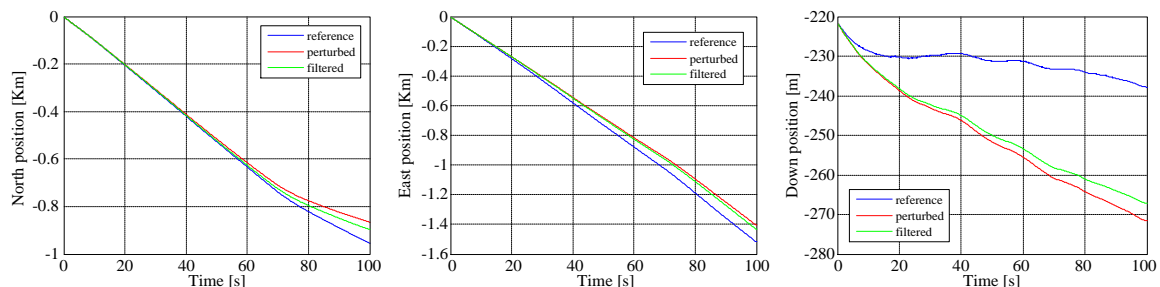


Figura 18. Soluție de poziționare NED pentru navigator de referință, INS-uri nefiltrate și filtrate.

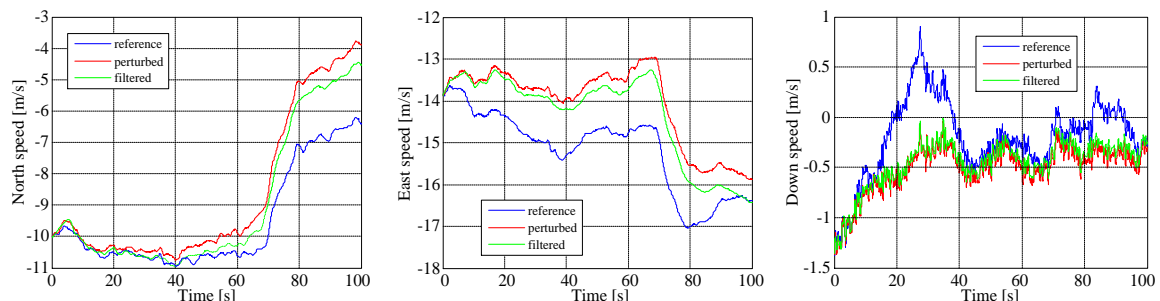


Figura 19. Soluție de viteză NED pentru navigator de referință, INS-uri nefiltrate și filtrate.

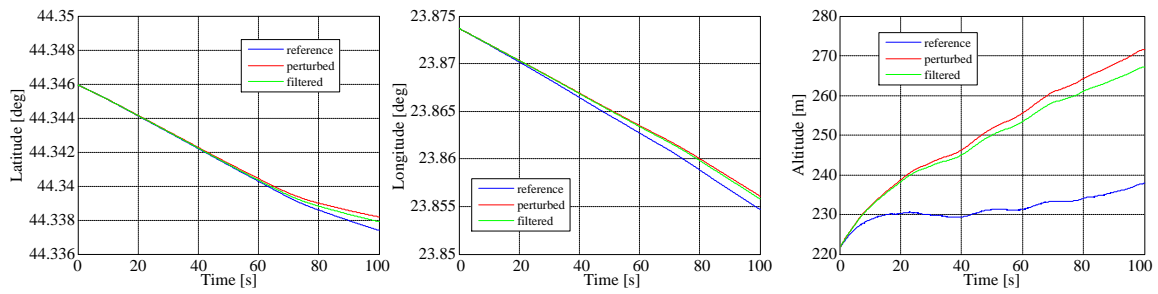


Figura 20. Solutie de pozitionare globala pentru navigatori de referinta, INS-uri nefiltrate si filtrate.

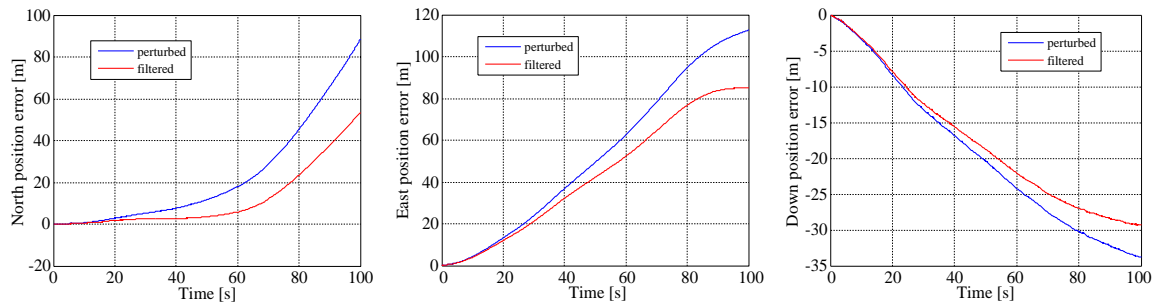


Figura 21. Evolutia erorilor de pozitionare pe axele Nord, Est si Jos.

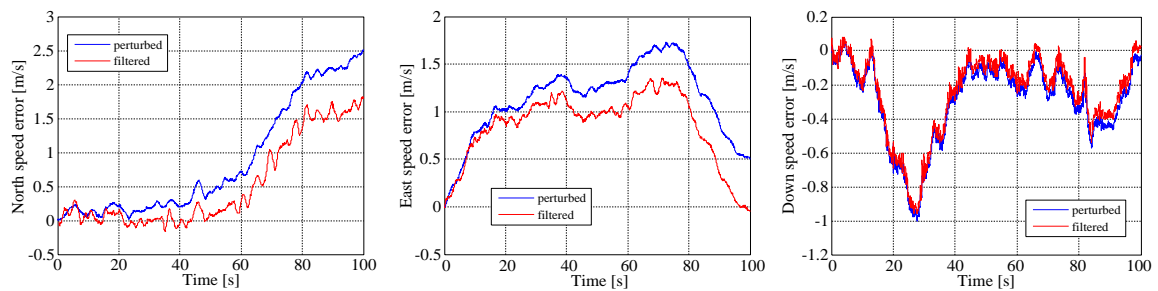


Figura 21. Evolutia erorilor de pozitionare pe axele Nord, Est si Jos.

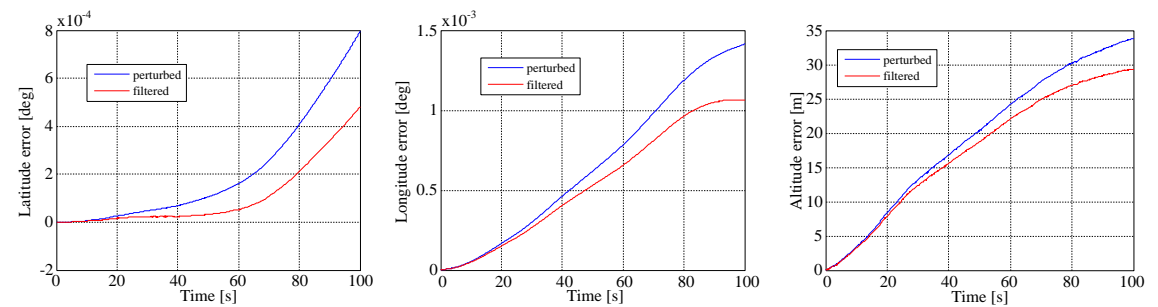


Figura 23. Evolutia erorilor de pozitionare globala: latitudine, longitudine si altitudine.

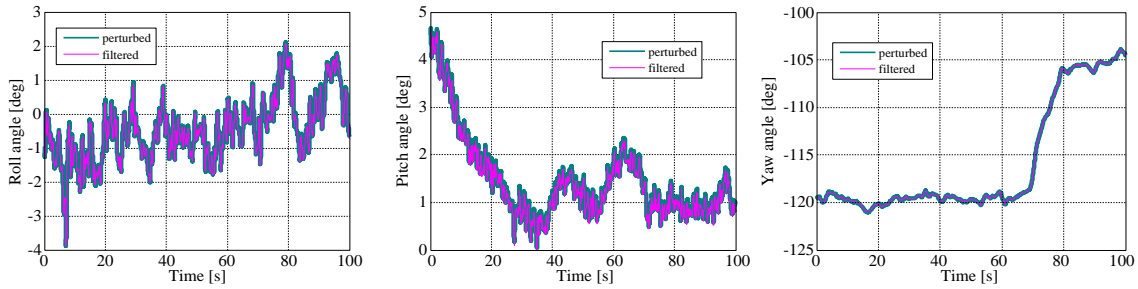


Figura 23. Evoluția erorilor de poziționare globala: latitudine, longitudine și altitudine.

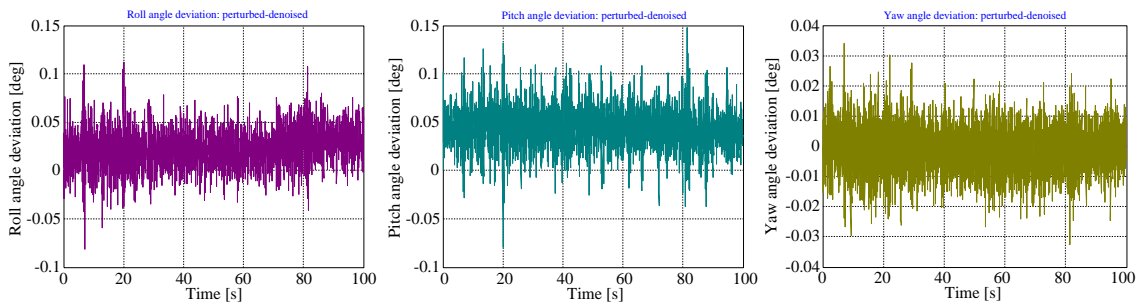


Figura 25. Abaterile unghiurilor de atitudine între INS-urile nefiltrate și cele filtrate

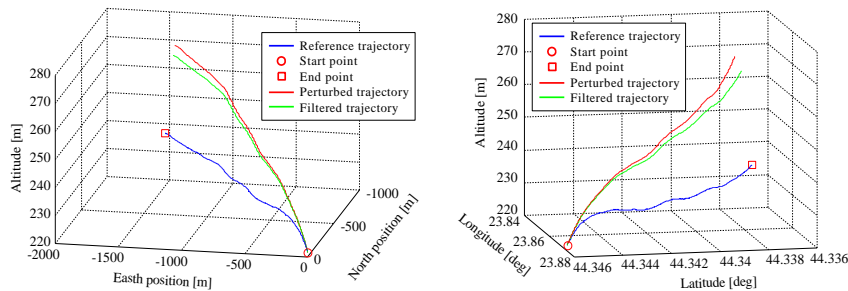


Figura 26. Traiectoriile vehiculului INS de referință, filtrate și INS nefiltrate.

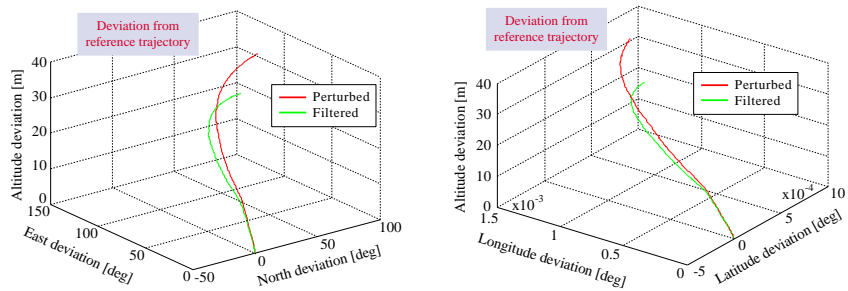


Figura 27. Abateri de la traiectoria de referință.

3.2.4. Concluzii

În cadrul acestui capitol au fost expuse mecanismele unui nou algoritm de reglare, bazat pe funcția de transfer direcționat, pentru filtrele wavelet utilizate în de-noizarea senzorilor inerțiali pentru aplicații de navigație în spațiul 3D. Metoda ajută la estimarea nivelurilor optime de descompunere a filtrelor wavelet atașate la cele șase canale de detecție din navigatoarele inerțiale IMU. Pentru adaptarea metodei DTF generale la aplicațiile inerțiale s-a propus un

calcul al parametrilor de corelație, fiind considerat util pentru estimarea cantității de informații comune între rezultatele poziționării obținute cu un GPS (folosit ca sistem de referință) și rezultatele obținute de la INS cu semnale de accelerație zgomotoasă și wavelet denoised și viteza unghiulară, obținute de la senzori inerțiali miniaturizați în IMU; acest parametru de corelație a fost numit nivel de *cuplare sugestiv* (CL).

Algoritmul a fost conceput pentru a regla offline funcțiile wavelet pe baza datelor experimentale obținute simultan de la IMU dorit a fi filtrat și de la un navigator de referință. Odată stabilit nivelul optim de descompunere pentru fiecare canal de detecție din IMU, filtrele wavelet reglate pot fi utilizate în aplicațiile de navigare în timp real având în vedere că fiecare senzor are propria semnătură sonoră datorită structurii sale interne. În această lucrare a fost demonstrată eficiența unui astfel de mecanism de reglare prin utilizarea ca referință a unui navigator integrat GPS/INS, dar conceptul poate fi utilizat cu ușurință pentru reglarea filtrelor wavelet asociate diverselor IMU-uri, mai ales atunci când un sistem de poziționare mai precis, cum ar fi un sistem DGPS sau un sistem GPS militar, este utilizat ca navigator de referință.

BIBLIOGRAFIE

- [1] Mary, M.; Clemenceau, P.J.; Bouniol, P. Technological trends for future navigation systems. In 27th International Congress of the Aeronautical Sciences (ICAS), Nice, France, 19-24 September, 2010.
- [2] Bekir, E. *Introduction to Modern Navigation Systems*; World Scientific Publishing, 2007.
- [3] Lendino, J. The History of Car GPS Navigation. *PC Magazine Digital Edition* **2012**, Available online: <http://www.pcmag.com/article2/0,2817,2402755,00.asp> (accessed on 28 June 2016).
- [4] Moir, I.; Seabridge, A.; Jukes, M. *Civil Avionics Systems 2nd Edition*; John Wiley and Sons, Inc., UK, 2013.
- [5] Collinson, R.P.G. *Introduction to Avionics Systems*, 3rd ed.; Springer, 2011.
- [6] Titterton, D.H.; Weston, J. *Strapdown inertial navigation technology*, 2nd ed.; Institution of Engineering and Technology, 2004.
- [7] Grigorie, T.L. *Strap-Down Inertial Navigation Systems. Optimization studies*; SITECH, Craiova, Romania, 2007.
- [8] Barbour, N.; Hopkins, R.; Kourepenis, A.; Ward, P. Inertial MEMS Systems and Applications. In RTO-EN-SET-116, Low-Cost Navigation Sensors and Integration Technology, Bagneux, France, 28-29 March, 2011.

- [9] Grigorie, T.L.; Sandu, D.G. *Navigation systems synergic architectures with strap-down inertial components*; SITECH, Craiova, Romania, 2013.
- [10] Schmidt, G. INS/GPS Technology Trends. In RTO-EN-SET-116, Low-Cost Navigation Sensors and Integration Technology, Bagnoux, France, 28-29 March, 2011.
- [11] Grigorie, T.L.; Botez, R.M. Modelling and simulation based Matlab/Simulink of a strap-down inertial navigation system' errors due to the inertial sensors. In *Matlab applications for the practical engineer*; Editor Bennett, K.; InTech, 8 September, 2014; pp. 305-338.
- [12] Lee, H. An integration of GPS with INS sensors for precise long-baseline kinematic positioning. *Sensors* **2010**, 10(10), pp. 9424-9438.
- [13] Rabbou, M.A.; El-Rabbany, A. Integration of GPS precise point positioning and MEMS-based INS using unscented particle filter. *Sensors* **2015**, 15(4), pp. 7228-7245.
- [14] Farrell, J. *Aided Navigation. GPS with High Rate Sensors*; McGraw-Hill, 2008.
- [15] Grewal, M.S.; Andrews, A.P.; Bartone, C.G. *Global Navigation Satellite Systems, Inertial Navigation, and Integration*, 3rd ed.; John Wiley & Sons, 2013.
- [16] Quinchia, A.G.; Falco, G.; Falletti, E.; Dovis, F.; Ferrer, C. A comparison between different error modeling of MEMS applied to GPS/INS integrated systems. *Sensors* **2013**, 13(8), pp. 9549-9588
- [17] Ramalingam, R.; Anitha, G.; Shanmugam, J. Microelectromechanical systems inertial measurement unit error modelling and error analysis for low-cost strapdown inertial navigation system. *Defence Science Journal* **2009**, Vol. 59, No. 6, pp. 650-658.
- [18] Grigorie, T.L.; Edu, I.R.; Adochiei, F.C. Inertial positioning precision improvement through sensors denoising by using wavelet functions tuned with DTF method. In 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA 2015), Corfu, Greece, July 6-8, 2015.
- [19] Chan, T.; Kuo, C.J. Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform. *IEEE Transactions on Image Processing* **1993**, Vol. 2, No. 4, pp. 429-441.
- [20] Reinstain, M., Use of adaptive filtering in inertial navigation systems. PhD thesis, Czech Technical University in Prague, 2010.
- [21] Nassar, S.; El-Sheimy, N. A combined algorithm of improving INS error modeling and sensor measurements for accurate INS/GPS navigation. *GPS Solutions* **2006**. Vol. 10, Iss. 1, pp 29-39.
- [22] Nassar, S.; El-Sheimy, N. Wavelet analysis for improving INS and INS/DGPS navigation accuracy. *Journal of Navigation* **2005**, 58, pp 119-134.

- [23] Kang, C.W.; Kang, C.H.; Park, C.G. Wavelet Denoising Technique for Improvement of the Low Cost MEMS-GPS Integrated System. In International Symposium on GPS/GNSS, Taipei, Taiwan, 26–28 October 2010.
- [24] Kang, C.H.; Kim, S.Y.; Park, C.G. Improvement of a low cost MEMS inertial-GPS integrated system using wavelet denoising techniques. *International Journal of Aeronautical & Space Sciences* **2011**, 12(4), pp. 371–378.
- [25] Zu, Y.; Cao, J. Wavelet-based method for FOG signal denoising. *Journal of Automation and Control Engineering* **2013**, Vol. 1, No. 2, pp. 86-90.
- [26] Hasan, A.M.; Samsudin, K.; Ramli, A.R.; Azmir R.S. Wavelet-based pre-filtering for low cost inertial sensors. *Journal of Applied Sciences* **2010**, 10(19), pp. 2217-2230.
- [27] Hasan, A.M.; Samsudin, K.; Ramli, A.R.; Azmir R.S. Comparative study on wavelet filter and thresholding selection for GPS/INS data fusion. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing* **2010**, Vol. 8, Iss. 3, pp. 457-473
- [28] Hasan, A.M.; Samsudin, K.; Ramli, A.R.; Azmir R.S. Intelligently Tuned Wavelet Parameters for GPS/INS Error Estimation. *International Journal of Automation and Computing* **2011**, 8(4), 411-420.
- [29] Lei, X.; Li, J. An adaptive altitude information fusion method for autonomous landing processes of small unmanned aerial rotorcraft. *Sensors* **2012**, 12(10), pp. 13212-13224.
- [30] Kaminski, M.; Blinowska, K.J. A new method of the description of the information flow in the brain structures. *Biological Cybernetics* **1991**, vol. 65, Issue 3, pp. 203-210.
- [31] Kaminski, M.; Ding, M.; Truccolo, W.A.; Bressler, S.L. Evaluating causal relations in neural systems: granger causality, directed transfer function and statistical assessment of significance. *Biological Cybernetics* **2001**, 85(2), pp. 145-57.
- [32] Korzeniewska, A.; Manczak, M.; Kaminski, M.; Blinowska, K.J.; Kasicki, S. Determination of information flow direction among brain structures by a modified directed transfer function (dDTF) method. *Journal of Neuroscience Methods* **2003**, vol. 125, pp. 195-207.