Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 10, No. 4, 2020

The Improvement of Integrating Low-cost Inertial Navigation System and Satellite Data Using the GMDH Neural Network

Kazem Shokoohi Mehr [1], Mohsen Farshad [2], Ramazan Havangi [3], Nasser Mehrshad [4]

[1] PhD Candidate, Control Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Iran
[2] Associate Professor, Power Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Iran
3 Assistant Professor, Power Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Iran
[4] Associate Professor, Power Department, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Birjand, Iran

Abstract:
Nowadays, the approach of integrating low-cost inertial navigation system and satellite data is common due to accuracy and reliability matters. Self-reliance, high data set rates and rotational data presentation, in comparison to gradual reduced accuracy in inertial navigation systems, low data set rates, lack of rotational data presentation, and disruption or outage in the receipt of GNSS data has popularized the approach while Kalman filter integration methods face limitations such as model dependency, the need for prior knowledge, linearization, and most importantly, the inefficiency at GNSS signals outage. This paper aims to present a reliable intelligent online integration method that keeps functioning at signal interruption or outage. The results of GMDH neural network simulations and its comparison with the conventional Kalman filter method and MLP and RBF neural networks show that the former can be used in online navigation operations and for the inevitable conditions of GNSS data unavailability due to high speed and capability in estimating and correcting INS errors (because of having a simple structure and removing inactive neurons, through an effective learning method).

Keywords: data fusion, inertial system, global navigation satellite system, GMDH neural network, Kalman filter.

بهبود تلفیق داده‌های سیستم ناوبری اینرسی ارزان قیمت و ماهواره‌ای با استفاده از شبکهٔ عصبی GMDH

کاظم شکوهی‌مهر[۱]، محسن فرشاد[۲]، رمضان هاونگی[۳]، ناصر مهرشاد[٤]

۱- دانشجوی دکتری، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران
k.shokoohi-mehr@birjand.ac.ir
۲- دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران
mfarshad@birjand.ac.ir
۳- استادیار، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران
havangi@birjand.ac.ir
٤- دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران
nmehrshad@birjand.ac.ir

چکیده: امروزه رویکرد تلفیق داده‌های سامانهٔ ناوبری اینرسی ارزان قیمت و ماهواره‌ای به‌منظور بالابردن دقت و قابلیت اطمینان مرسوم شده است. خوداتکایی، نرخ بالای تعیین داده‌ها، ارائهٔ داده‌های دورانی و البته محدودیت کاهش دقت با گذشت زمان در سامانه‌های ناوبری اینرسی و همچنین، نرخ پایین داده‌ها، ارائه‌نشدن داده‌های دورانی و انسداد یا اختلال در دریافت داده‌های GNSS، توفیق روزافزون این رویکرد را سبب شده است. همچنین، روش‌های تلفیقی مبتنی بر فیلتر کالمن، با محدودیت‌هایی نظیر وابستگی به مدل، ضرورت در اختیار داشتن دانش پیشین، خطی‌سازی و از همه مهم‌تر کاهش کارآیی در زمان قطع‌شدن سیگنال‌های GNSS مواجه‌اند. هدف این مقاله، معرفی یک روش تلفیقی هوشمند برخط، با قابلیت اطمینان بالاست؛ به‌گونه‌ای‌که در شرایط قطع‌شدن یا اختلال در سیگنال‌های GNSS نیز کارآیی خود را حفظ کند. نتایج شبیه‌سازی‌ها با شبکهٔ عصبی GMDH و مقایسهٔ آن با روش مرسوم فیلتر کالمن و شبکه‌های عصبی MLP و RBF نشان می‌دهند شبکهٔ GMDH می‌تواند به‌دلیل سرعت و قابلیت بالا در تخمین و تصحیح خطای INS (ناشی از ساختار ساده و حذف نرون‌های غیرفعال با انتخاب روشی مؤثر برای آموزش)، در عملیات ناوبری به‌صورت برخط و برای شرایط اجتناب‌ناپذیر در دسترس نبودن داده‌های GNSS استفاده شود.

واژه‌های کلیدی: تلفیق داده‌ها، سیستم اینرسی، سیستم ناوبری ماهواره‌ای جهانی، شبکهٔ عصبی GMDH، فیلتر کالمن

۱- مقدمه

بخش ناوبری، بخش اصلی از حلقهٔ هدایت و کنترل، اصولاً معطوف به استفاده از ابزارهایی برای تعیین موقعیت‌ها، سرعت‌ها و وضعیت‌های یک جسم متحرک از نقطه‌ای به نقطهٔ دیگر و نسبت به یک دستگاه مرجع مشخص است [۱].

یکی از مهم‌ترین ابزارهای ناوبری استفاده‌شده در دهه‌های اخیر، سیستم‌های ناوبری اینرسی (INS)[۱] هستند. این سیستم‌ها در دینامیک‌های سریع دقت کوتاه‌مدت مناسبی دارند؛ اما دقت آنها به‌دلیل انتگرال‌گیری‌های عددی در

[۱] تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۱۲/۰۷
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰٦/۳۰
نام نویسندهٔ مسئول: محسن فرشاد
نشانی نویسندهٔ مسئول: ایران، بیرجند، دانشگاه بیرجند، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، گروه مهندسی قدرت

الگوریتم ناوبری و خطاهای ناشی از شرایط اولیه با گذشت زمان کاهش می‌یابد. باوجودِ این مشکلات، به‌دلیل مزایای ویژه‌ای نظیر خوداتکایی (وابسته‌نبودن به ارسال و دریافت سیگنال و تأثیرپذیری از نویز، اغتشاش و جمینگ[۲])، ارائهٔ اطلاعات مربوط به وضعیت‌های وسیله (داده‌های انتقالی و دورانی) و نرخ بالای تعیین داده‌ها، همچنان و به‌طور گسترده به‌عنوان سیستم رایج در ناوبری استفاده می‌شوند [۳-۲]. برای غلبه بر محدودیت‌ها و مشکلات سیستم اینرسی، از روش‌های مختلفی نظیر سنسورهای دقیق و گران قیمت، به‌روزرسانی سیستم بعد از یک بازهٔ زمانی مشخص یا تلفیق داده‌های سیستم اینرسی با یک سیستم ناوبری پشتیبان استفاده می‌شود.

ناوبری تلفیقی، مرسوم‌ترین روش، پروسه‌ای عموماً مبتنی بر پیش‌بینی، تخمین یا فیلترینگ است که در آن، اطلاعات دو یا چند سنسور، با هدف دستیابی به یک سیستم یکپارچه با مشخصات عملکردی بهتر، با هم ترکیب می‌شوند؛ برای مثال، با تلفیق واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU)[۳] ارزان قیمت و یک سیستم ناوبری کمکی نظیر GNSS[۴]، به سیستمی با دقت و قابلیت اطمینان بالا می‌توان دست یافت. بر همین اساس، در سال‌های اخیر پژوهش‌های متعددی در حوزهٔ تخمین، فیلترینگ و تلفیق داده‌های سنسورهای ناوبری انجام شده است.

ازجمله پژوهش‌های انجام‌شده، کاربرد فیلتر کالمن در تلفیق سامانهٔ اینرسی با تصاویر و نیز استفاده از فیلترهای کالمن دو نرخه، مقاوم تطبیقی و توسعه‌یافتهٔ دو نرخهٔ تطبیقی برای تلفیق GPS[۵]/INS است [۷-۴]. همچنین، با هدف تلفیق داده‌ها، فیلتر کالمن هیبرید تطبیقی برای ترکیب اطلاعات دیتای رادار و سیستم ناوبری اینرسی بررسی شده است [۸]. در [۹] فیلتر کالمن توسعه‌یافته[۶] به‌عنوان تخمین‌گر بهینه با حجم محاسباتی کم برای مدل‌های غیرخطی ناوبری تلفیقی ارائه شد. به فیلترهای کالمن مقاوم تطبیقی و فیلتر کالمن بی‌بو[۷] نیز برای تلفیق اطلاعات سیستم‌های اینرسی، ماهواره‌ای و بینایی ماشین (تصاویر یا ویدیو) توجه شد [۱۶-۱۰].

ترکیب اطلاعات سیستم‌های اینرسی، ماهواره‌ای و تصاویر با داده‌های قطب‌نمای مغناطیسی، سنسورهای سرعت و ارتفاع‌سنج، به‌ترتیب با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته، فیلتر ذره‌ای[۸] و دو رویتگر غیرخطی بررسی شد [۱۹-۱۷]. همچنین، برای تلفیق سیستم ناوبری اینرسی و ماهواره‌ای، روش‌های مبتنی بر فیلترینگ نظیر کالمن [۲۱-۲۰]، MHE[۹] [۲۲]، کالمن بی‌اثر مشتقی [۲۳]، فیلتر کالمن غیرخطی اصلاح‌شده با الگوریتم ژنتیک [۲۴]، H-infinity و Multiple fading [۲۵]، FAIEKF[۱۰] و FAUKF[۱۱] [۲۶]، فیلترینگ مقاوم تطبیقی [۲۷]، FIS/SOEKF[۱۲] [۲۸]،IAE-AKF[۱۳] [۲۹] و فیلتر کالمن با PMI[۱۴] معرفی شدند [۳۰].

بررسی‌های پژوهشگران نشان دادند روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن با چالش‌هایی مواجه‌اند؛ ازجمله نیاز به مدل‌سازی دقیق خطای تصادفی برای هر سنسور، ضرورت داشتن دانش قبلی از سیستم و ماتریس کواریانس اندازه‌گیری برای هر سنسور جدید، وجود مسئلهٔ رؤیت‌پذیری متغیرهای حالت پنهان، تنظیم پارامترهای فیلتر برای هر نوع سنسور جدید و دقت و کارآیی ضعیف سیستم تلفیقی INS/GNSS در مدت زمان طولانی قطع‌بودن یا اختلال سیگنال‌های ماهواره‌ای [۳۱-۳۳].

یک راهکار غلبه بر مشکلات فیلتر کالمن، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی است. در این روش‌ها در زمان در دسترس بودن سیگنال ماهواره‌ای، بخش هوش مصنوعی آموزش داده می‌شود تا با تخمین خطاها، دینامیک وسیله با خطای سرعت‌ها و موقعیت‌ها مطابقت یابد. سپس در زمان قطع‌شدن سیگنال ماهواره‌ای، بخش هوش مصنوعی آموزش‌دیده، خطاهای INS را اصلاح می‌کند؛ ازاین‌رو، روش‌های هوشمندی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP[۱۵] و RBF[۱۶] برای تلفیق ارائه شدند [۳۲-۳۳]. از دیگر روش‌های ارائه‌شده، به فیلتر کالمن غیرخطی اصلاح‌شده با الگوریتم ژنتیک [۳۴]، فیلترینگ مبتنی بر PSO[۱۷] [۳۵]، ماشین یادگیری موجکی افراطی[۱۸] [۳۶]، ANFIS[۱۹] [۳۷]، DS-SVM[۲۰] [۳۸]، STKF-WNN[۲۱] [۳۹] و LS-SVM/HF[۲۲] [۴۰] می‌توان اشاره کرد. همچنین در برخی از این مقالات، موضوع مهم و استراتژیک اختلال یا قطع‌شدن سیگنال‌های ماهواره‌ای در ناوبری تلفیقی INS/GNSS بررسی شد [۳۹و۳۸].

در این مقاله برای بهبود دقت تلفیق داده‌های سیستم اینرسی و ماهواره‌ای، از شبکهٔ عصبی مبتنی بر روش سازماندهی گروهی داده‌ها (GMDH)[۲۳] استفاده شده است. در فاز آموزش این شبکه، از روش طراحی جمعیت بهینه استفاده شده است. با توجه به اینکه شرایط اختلال، قطع‌شدن یا نبود ثبات سیگنال‌های ناوبری ماهواره‌ای می‌تواند اثر منفی بر دقت، کارآیی و قابلیت اطمینان سیستم تلفیقی داشته باشد، این چالش مهم و استراتژیک در این مقاله بررسی می‌شود.

ادامهٔ این مقاله به‌گونه‌ای سازماندهی شده است که در بخش دوم، سیستم ناوبری اینرسی و معادلات حاکم بر آن ارائه شده‌اند. سپس در بخش سوم، ضرورت تلفیق داده‌ها و ناوبری تلفیقی بیان شده و در بخش چهارم، روش هوشمند پیشنهادی تشریح شده است. در بخش پنجم، شبیه‌سازی‌ها و مقایسهٔ نتایج آن با فیلتر کالمن و شبکهٔ عصبی MLP و RBF بررسی شده و درنهایت در بخش ششم، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری آمده است.

۳- سیستم ناوبری اینرسی

سیستم ناوبری اینرسی با توجه به ارائهٔ داده‌های ناوبری، بدون تأثیرپذیری از منابع خارجی و وابسته‌نبودن به ارسال و دریافت سیگنال، می‌تواند بدون وقفه در شرایط خاص سیاسی، اقتصادی و نظامی استفاده شود. این سیستم با قابلیت تعیین موقعیت نسبی[۲۴]، با عناوینی همچون INS، IRU[۲۵] یا AHRS[۲۶] نیز شناخته می‌شود. تعیین موقعیت نسبی به این معناست که سیستم اینرسی قادر است بردار وضعیت یک وسیله نظیر هواپیما را از روی اندازه‌گیری‌های پیوسته نسبت به داده‌های اولیه تعیین کند. مقادیری که از شتاب‌سنج‌ها استخراج می‌شود، نشان‌دهندهٔ شتاب جسم در دستگاه بدنی[۲۷] است که ازطریق ماتریس دوران به یک دستگاه مرجع دیگر نظیر دستگاه ناوبری یا NED[۲۸] منتقل می‌شود. همچنین، ازطریق داده‌های ژیروسکوپ‌ها وضعیت‌های وسیلهٔ پرنده (رول، پیچ و یاو)[۲۹]، تعیین و ماتریس دوران به‌روز می‌شود؛ ازاین‌رو، ناوبری اینرسی فرایندی است که در آن با استفاده از کمیت‌های اندازه‌گیری‌شده با شتاب‌سنج‌ها و ژیروسکوپ‌ها، مؤلفه‌های وضعیت، سرعت و موقعیت یک وسیله تعیین می‌شود.

وقتی ناوبری نسبت به یک دستگاه دوار انجام می‌شود، با توجه به سرعت دوران زمین (Ω) و طبق قضیهٔ کوریولیس، سرعت زمینی وسیله از رابطهٔ (۱) به دست می‌آید [۲]:

$$v_e = \frac{dr}{dt}\Big|_e = v_i - w_{ie} \times r \qquad (۱)$$

$w_{ie}=[0\ 0\ \Omega]^T$ سرعت دوران دستگاه مختصات زمینی نسبت به اینرسی است. شتاب‌سنج‌ها نیروی ویژه در دستگاه بدنی (f^b) را اندازه‌گیری می‌کنند؛ بنابراین، طبق رابطهٔ (۲) باید خروجی شتاب‌سنج‌ها ازطریق ماتریس دوران (C_b^i) از دستگاه بدنی به اینرسی (f^i) تبدیل شود.

$$f^i = C_b^i . f^b \qquad (۲)$$

ازاین‌رو یکی از مهم‌ترین محاسبات کامپیوتر ناوبری، محاسبات ماتریس دوران یا DCM[۳۰] است. این ماتریس بر مبنای مقادیر سرعت‌های زاویه‌ای اندازه‌گیری‌شده ازطریق ژیروسکوپ‌ها $w_{ib}^b=[p \quad q \quad r]^T$ و به کمک روابط (۳) و (٤) تعیین می‌شود [۲]:

$$\dot{C}_b^i = C_b^i . \Omega_{ib}^b = C_b^i . [w_{ib}^b \times] \qquad (۳)$$

$$[w_{ib}^b \times] = \Omega_{ib}^b = \begin{bmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{bmatrix} \qquad (٤)$$

در سیستم‌های ناوبری اینرسی متصل به بدنه، میزان تغییرات سرعت زمینی نسبت به دستگاه ناوبری جغرافیایی ($\dot{v}_e^n$) از رابطهٔ (۵) به دست می‌آید [۲]:

$$\dot{v}_e^n = C_b^n . f^b - [2\, w_{ie}^n + w_{en}^n] \times v_e^n + g_l^n \qquad (۵)$$

در این رابطه، w_{ie}^n و w_{en}^n به‌ترتیب سرعت دوران زمینی نسبت به دستگاه اینرسی و سرعت دوران دستگاه ناوبری نسبت به زمینی، g_l^n شتاب جاذبهٔ محلی و C_b^n مطابق رابطهٔ (٦) ماتریس دوران از دستگاه بدنی به ناوبری است:

$$\dot{C}_b^n = C_b^n . \Omega_{nb}^b = C_b^n . [w_{nb}^b \times] \qquad (٦)$$

در رابطهٔ بالا، w_{nb}^b تفاضل سرعت زاویه‌ای دستگاه بدنی نسبت به اینرسی (w_{ib}^b) و سرعت زاویه‌ای دستگاه ناوبری به اینرسی (w_{in}^n) است و مطابق رابطهٔ (۷) به دست می‌آید:

$$w_{nb}^b = w_{ib}^b - C_n^b.w_{in}^n = w_{ib}^b - C_n^b.[w_{ie}^n + w_{en}^n] \quad (۷)$$

یک فرم رایج نمایش وضعیت دوران از دستگاه بدنی به ناوبری، استفاده از فرم چهار پارامتری کواترنین به‌صورت $q=[a \quad b \quad c \quad d]^T$ است که در رابطهٔ (۸) ارائه شده است:

$$C_b^n = \begin{bmatrix} (a^2+b^2-c^2-d^2) & 2(bc-ad) & 2(bd+ac) \\ 2(bc+ad) & (a^2-b^2+c^2-d^2) & 2(cd-ab) \\ 2(bd-ac) & 2(cd+ab) & (a^2-b^2-c^2+d^2) \end{bmatrix} \quad (۸)$$

استفاده از کواترنین‌ها مزایایی همچون عدم تکینگی، محاسبات ساده و مقداردهی اولیهٔ مستقیم ازطریق زوایای اویلر را به دنبال دارد. با استفاده از مؤلفه‌های ماتریس دوران بدنی به ناوبری رابطهٔ (۸)، زوایای اویلر محاسبه می‌شوند که به وضعیت‌های وسیله مربوط‌اند [۲]:

$$\begin{aligned} \phi &= \arctan\left\{\frac{c_{32}}{c_{33}}\right\} \\ \theta &= \arcsin\{-c_{31}\} \\ \psi &= \arctan\left\{\frac{c_{21}}{c_{11}}\right\} \end{aligned} \quad (۹)$$

معادلات تخمین سرعت‌ها و موقعیت‌ها نیز به‌صورت روابط (۱۰) و (۱۱) هستند که این معادلات در کامپیوتر ناوبری حل می‌شوند [۲]:

$$\begin{aligned} \dot{v}_N &= f_N - v_E(2\Omega+\dot{l})\sin L + v_D\dot{L} \\ \dot{v}_E &= f_E + v_N(2\Omega+\dot{l})\sin L + v_D(2\Omega+\dot{l})\cos L \\ \dot{v}_D &= f_D - v_E(2\Omega+\dot{l})\cos L - v_N\dot{L} + g \end{aligned} \quad (۱۰)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \frac{v_N}{R_0+h} \\ \dot{l} &= \frac{v_E.\sec L}{R_0+h} \\ \dot{h} &= -v_D \end{aligned} \quad (۱۱)$$

در روابط بالا، v_N، v_E و v_D به‌ترتیب سرعت‌های وسیله در سه جهت شمال، شرق و عمودند و f_N، f_E و f_D مؤلفه‌های نیروی ویژه در دستگاه مرجع جغرافیای محلی‌اند. همچنین، در این روابط پارامتر l طول جغرافیایی، L عرض جغرافیایی، h ارتفاع، R_0 شعاع متوسط زمین، Ω سرعت دوران زمین و g شتاب جاذبه است.

۳- ناوبری تلفیقی

در بخشی از سیستم مدیریت پرواز هواپیماها اطلاعات سیستم اینرسی یا IRS[۳۱] با اطلاعات حاصل از GNSS تلفیق شده است تا از مزایای نسبی و ویژگی‌های مکمل این دو سیستم استفادهٔ بهینه شود. هدف از فیلترینگ معمولاً استفاده از اطلاعات موجود برای درک رفتار درازمدت یک سیگنال آغشته به نویز است تا تخمین بهتری نسبت به روش‌های مبتنی بر اندازه‌گیری مستقیم سیگنال به دست آید.

یک روش فیلترینگ بازگشتی، فیلتر کالمن است که در آن با تخمین سیگنال از روی مدل سیستم و مقادیر سیگنال اندازه‌گیری‌شده، در دو فاز پیش‌بینی و تصحیح، می‌توان به تخمینی مناسب از سیگنال مدنظر دست یافت. در فیلتر کالمن، متغیرهای حالت سیستم براساس اندازه‌گیری‌های همراه با نویز و ورودی‌های تصادفی تخمین زده می‌شوند. سپس از حالت‌های تخمین زده شده برای یک سیستم کنترل فیدبک بهینه استفاده می‌شود. به عبارتی در سیستم ناوبری تلفیقی مبتنی بر فیلتر کالمن، در حضور عدم‌قطعیت‌هایی نظیر نویزهای اندازه‌گیری و فرایند در مرحلهٔ پیش‌بینی و براساس مدل سیستم ناوبری اینرسی، حالات کنونی سیستم و کواریانس خطا تخمین زده می‌شوند. سپس در مرحلهٔ بعد، با توجه به اطلاعات اندازه‌گیری‌شده با یک سیستم ناوبری کمکی همانند GPS، تخمین‌های حالت قبلی تصحیح می‌شوند [۳].

برای مثال، تلفیق GPS/INS با استفاده از روش مرسوم فیلتر کالمن و براساس مدل فضای حالت سیستم، طبق معادلات زیر انجام می‌گیرد [۳]:

$$\delta\dot{x}(t) = F(t).\delta x(t) + G(t).u(t) \quad (۱۲)$$

$$\delta x(t) = [\delta r \ \delta v \ \delta\varepsilon \ \delta f \ \delta w] \quad (۱۳)$$

δx شامل مؤلفه‌های خطاهای مربوط به موقعیت‌ها، سرعت‌ها، وضعیت‌ها، بایاس‌های شتاب‌سنج و انحرافات ژیروسکوپ است و ماتریس‌های ضرایب دینامیکی سیستم

(شامل مدل‌های خطای سیستم ناوبری اینرسی) و تبدیل ورودی با روابط (۱۴) و (۱۵) توصیف می‌شوند:

$$F(t)=\begin{bmatrix} 0_{3\times3} & I_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & -2\Omega_{nb} & -S_f & C_b^n & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & -\Omega_{nb} & 0_{3\times3} & C_b^n \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \end{bmatrix} \quad (۱۴)$$

$$G(t)=\begin{bmatrix} 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \\ C_b^n & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & C_b^n \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \end{bmatrix} \quad (۱۵)$$

در روابط بالا، ماتریس‌های C، S و Ω به‌ترتیب ماتریس دوران، ماتریس مورب متقارن[۳۲] نیروی ویژه و ماتریس مورب متقارن میزان چرخش‌اند. همچنین، $u(t)$ در معادلهٔ (۱۲) نشان‌دهندهٔ بردار نویز ورودی (نویز شتاب‌سنج‌ها و ژیروسکوپ‌ها) است:

$$u(t)=[u_{acc}^T(t)\ \ u_{gyro}^T(t)]^T \quad (۱۶)$$

اکنون با توجه به توصیف‌های ریاضی بیان‌شده، مدل اندازه‌گیری مطابق رابطهٔ (۱۷) است که در این رابطه، $H(t)$ و $v(t)$ به‌ترتیب ماتریس طراحی و نویز اندازه‌گیری (اختلاف موقعیت‌ها و سرعت‌ها بین GPS و INS) هستند:

$$\delta z(t)=H(t).\delta x(t)+v(t) \quad (۱۷)$$

$$H(t)=\begin{bmatrix} I_{3\times3} & I_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \\ 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} & 0_{3\times3} \end{bmatrix} \quad (۱۸)$$

همان‌طور که بیان شد، مدل فضای حالت برای دینامیک خطا غیرخطی است و با توجه به اینکه دو ماتریس $F(t)$ و $G(t)$ شامل اجزایی متغیر با زمان‌اند، به‌صورت زیر از فرم گسستهٔ معادلات (۱۲) و (۱۷) استفاده می‌شود:

$$\delta\hat{x}_k^- = \Phi_k.\delta x_{k-1}+u_k \quad (۱۹)$$

$$\delta y_k = H_k.\delta x_k + w_k \quad (۲۰)$$

u_k، نویز سفید با میانگین صفر و Φ_k ماتریس انتقال حالت است که با توجه به دورهٔ تناوب نمونه‌برداری (T_s) از رابطهٔ (۲۱) محاسبه می‌شود:

$$\Phi_k \approx I + F(kT_s)T_s \quad (۲۱)$$

y_k نیز اختلاف موقعیت‌ها و سرعت‌های تخمین زده شدهٔ GPS و INS است و w_k خطا در تخمین‌های موقعیت‌ها و سرعت‌های GPS است؛ ازاین‌رو، روابط ریاضی مربوط به دو فاز تخمین و تصحیح این فیلتر مطابق روابط (۲۲) تا (۲۶) است.

$$\hat{X}_k(-)=\Phi_k\hat{X}_{k-1} \quad (۲۲)$$

$$P_k(-)=\Phi_k.P_{k-1}.\Phi_k^T+Q_{d,k} \quad (۲۳)$$

$$K_k=P_k(-).H_k^T[H_kP_k(-)H_k^T+R_k]^{-1} \quad (۲۴)$$

$$\delta\hat{x}_k=\delta\hat{x}_k(-).K_k[y_k-H_k\delta\hat{x}_k(-)] \quad (۲۵)$$

$$P_k=[I-K_kH_k]P_k(-) \quad (۲۶)$$

k مرحلهٔ اندازه‌گیری، K_k ماتریس بهرهٔ کالمن، $\delta\hat{x}_k$ تخمین حالت و P_k ماتریس کوواریانس تصحیح‌شده (پسین) است.

۴- روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا شبکهٔ عصبی GMDH توصیف شده و سپس از آن برای تلفیق داده‌های ناوبری سیستم اینرسی ارزان قیمت و ماهواره‌ای در شرایط اجتناب‌ناپذیر قطع سیگنال‌های GNSS استفاده شده است.

۴-۱- شبکهٔ عصبی GMDH

الگوریتم چندجمله‌ای[۳۳] یا روش سازماندهی گروهی داده‌ها، فرایندی برای یافتن یک چندجمله‌ای پیچیدهٔ مرتبهٔ بالاست که نخستین‌بار پروفسور الکسی ایواخننکو[۳۴] ارائه کرد [۴۱]. این الگوریتم، مبتنی بر یک مدل خودتنظیم است و به‌دلیل کشف مناسب ارتباط بین ورودی - خروجی سیستم‌هایی با ساختار نامشخص، در مواردی نظیر مدل‌سازی، پیش‌بینی، بهینه‌سازی و شناسایی الگوهای غیرخطی پیچیده استفاده می‌شود. در GMDH، مدل‌سازی براساس چندجمله‌ای‌های درجه دو انجام شده و ایدهٔ اصلی این روش همانند روش‌های تکاملی، مبتنی بر انتخاب طبیعی

است. این الگوریتم خودسازمانده مبتنی بر پروسهٔ ایجاد مدل‌های جزئی، برازش، انتخاب و تکرار پروسه تا دستیابی به بهترین مدل برای سیستم است.

برای بررسی نحوهٔ عملکرد GMDH مطابق رابطهٔ (۲۷) از مدل چندجمله‌ای ولترا - کولموگورف - گابور (VKG)[۳۵] برای مدل‌سازی یک سیستم پیچیده با داده‌های چندورودی، تک خروجی استفاده می‌شود [٤۳و٤۲]:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_i x_j + \dots \qquad (۲۷)$$

در این رابطه، n تعداد متغیرهای ورودی، x_i متغیر ورودی iام، y متغیر خروجی است و a_0، a_i و a_{ij} ضرایب چندجمله‌ای‌اند. چندجمله‌ای VKG با استفاده از چندجمله‌ای درجه دوم ایواخننکو و مطابق رابطهٔ (۲۸) تقریب زده می‌شود:

$$Z = c_1 + c_2 x_i + c_3 x_j + c_4 x_i^2 + c_5 x_j^2 + c_6 x_i x_j \qquad (۲۸)$$

نحوهٔ عملکرد GMDH به‌گونه‌ای است که در ابتدا با استفاده از الگوریتم حداقل مربعات خطا[۳۶] و به‌ازای تمامی زوج متغیرهای مستقل ورودی، پارامترهای مجهول الگوریتم (ضرایب چندجمله‌ای ایواخننکو) محاسبه می‌شوند. در مرحلهٔ بعد، ستون‌هایی از Z که تخمین مناسبی از بردار خروجی (y) باشند، جایگزین متغیرهای قبلی (x) می‌شوند؛ ازاین‌رو، حداقل مربعات خطای ستون‌های Z مطابق رابطهٔ (۲۹)، محاسبه و پس از مرتب‌سازی و در نظر گرفتن معیار عددی انتخاب ستون‌ها با کمترین E_a، روند جایگزینی انجام می‌شود:

$$E_a = \sum_{i=1}^{n} (y_i - z_{ij})^2 \qquad (۲۹)$$

برای یافتن مقدار کمترین خطا، با ترکیب پارامترهای رابطهٔ (۲۸) و (۲۹)، رابطهٔ ماتریسی (۳۰) به دست می‌آید:

$$y \approx z = [c_1 \;\; c_2 \;\; c_3 \;\; c_4 \;\; c_5 \;\; c_6] \begin{bmatrix} 1 \\ x_i \\ x_j \\ x_i^2 \\ x_j^2 \\ x_i.x_j \end{bmatrix} \Rightarrow Y = C^T.X_{ij} \qquad (۳۰)$$

در این رابطه، Y خروجی، C ضرایب وزنی و X رگرسورها است. یک روش حل معادلهٔ ماتریسی رابطهٔ (۳۰)، استفاده از روش تجزیه به مقدار تکین (SVD)[۳۷] است و ازطریق آن، ضرایب وزنی مطابق رابطهٔ (۳۱) محاسبه می‌شود [٤٤]:

$$C^T = Y X^T (X X^T)^{-1} \qquad (۳۱)$$

در روند کار این الگوریتم، با حذف متغیرهایی با همبستگی پایین، حجم محاسبات را تا حدود زیادی می‌توان کاهش داد تا سرعت اجرا افزایش یابد.

شبکهٔ عصبی GMDH نیز با الهام از چندجمله‌ای ایواخننکو برای سیستم‌هایی با پویایی بالا، ماهیت غیرخطی و پیچیده ارائه شد. این شبکهٔ عصبی با ساختاری چندلایه، یک‌سویه و پیشرو، مبتنی بر کمینه‌سازی مربعات خطاست.

در این شبکهٔ عصبی با تقریب خروجی از روی بردار ورودی و مقایسهٔ آن با خروجی واقعی، خطا براساس الگوریتم حداقل مربعات کاهش می‌یابد:

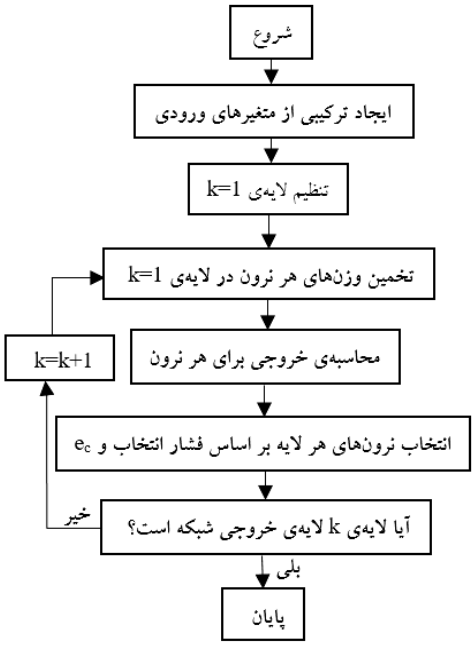
$$E(k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i(k) - \hat{y}_i(k))^2}{n} \qquad (۳۲)$$

در این رابطه، $y_i(k)$ خروجی واقعی، $\hat{y}_i(k)$ خروجی تخمین زده شده و n تعداد نرون‌های خروجی است. وزن‌های محاسبه‌شده با الگوریتم حداقل مربعات به‌عنوان مقادیر مشخص در داخل نرون‌ها جایگذاری شده‌اند و نرون‌های هر لایه عامل تولید نرون‌های لایه‌های بعد هستند [٤۲].

برای آموزش شبکهٔ GMDH از روش جمعیت بهینه استفاده می‌شود. در این روش، شبکه با یک ساختار چندلایه ایجاد می‌شود و در هر مرحله براساس معیار انتخاب، نرون‌هایی با تأثیرگذاری کم در تخمین خروجی شناسایی و حذف می‌شوند. این روند ضمن افزایش سرعت اجرای شبکه، از واگرایی آن نیز جلوگیری می‌کند؛ ازاین‌رو، گفتنی است معیار انتخاب در هر لایه از این شبکه، میانگین کمترین خطای بهترین نرون‌هاست. در GMDH برای حذف نرون‌های هر لایه، مطابق رابطهٔ (۳۳)، از پارامتر α (فشار انتخاب)[۳۸] استفاده می‌شود [٤۵]:

$$e_c = \alpha.e_{\min} + (1-\alpha).e_{\max} \qquad 0 \le \alpha \le 1 \qquad (۳۳)$$

در این رابطه، $e_{\min}$ و $e_{\max}$ به‌ترتیب خطای مینیمم و ماکزیمم‌انـد و e_c معیـار انتخـاب سـاختار براسـاس میـزان خطای هر نرون است. بدیهی است اگر فشار انتخـاب برابـر یک در نظر گرفته شـود، فقـط $e_{\min}$ انتخـاب مـی‌شـود. در شکل (۱) نحوهٔ عملکرد شبکهٔ عصبی GMDH ارائـه شـده است [٤٦].

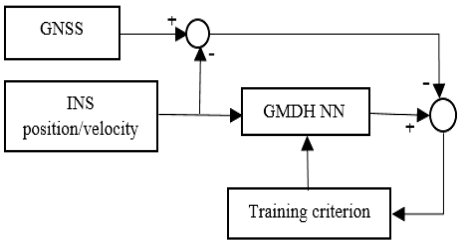


شکل (۱): نحوهٔ عملکرد شبکهٔ عصبی GMDH

۲-٤- ناوبری تلفیقی با استفاده از GMDH

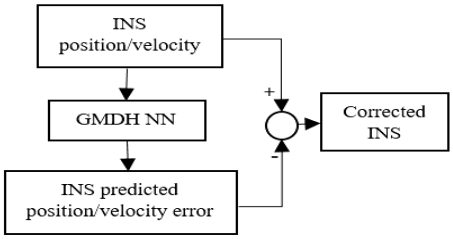
هدف در این مقاله معرفی روشی هوشمند برای ناوبری تلفیقی INS/GNSS است؛ به‌گونه‌ای‌کـه روش ارائـه‌شـده، ضمن تصـحیح خطـای سـرعت‌هـا و موقعیـت‌هـای INS، به‌صـورت بـرخط و در شـرایط اجتنـاب‌ناپـذیر قطـع‌شـدن سیگنال‌های سیستم ناوبری ماهواره‌ای، کارآیی خود را حفظ کند. با توجه به هدف بـالا و طـی بررسـی‌هـای سـاختاری، شبکهٔ GMDH با فاز آموزش به روش جمعیت بهینه معرفی شد.

نحوهٔ به‌کارگیری شبکهٔ عصبی GMDH به‌گونه‌ای است که در فاز آموزش و در مدت زمان در دسترس بودن سیگنال ماهواره‌ای، مطابق شکل (۲) شبکه میزان خطای هر مؤلفه از سرعت‌ها یا موقعیت‌های INS را فرا می‌گیرد. در این فاز از شش شبکهٔ GMDH به‌صورت موازی استفاده شـده اسـت. ورودی هـر شـبکه، یکـی از مؤلفـه‌هـای سـرعت‌هـا یـا موقعیـت‌هـای سیسـتم نـاوبری اینرسـی مـی‌توانـد باشـد و خروجی شبکه، اختلاف بـین داده‌هـای GPS و INS بـرای همان مؤلفه است. بدیهی است در این فـاز، آمـوزش شـبکه برای کشف ارتباط بین ورودی - خروجی تا زمان دسـتیابی به نتایجی نزدیک به بردار هدف ادامه می‌یابد.



شکل (۲): فاز آموزش و به‌روزرسانی شبکهٔ GMDH

سپس مطابق شکل (۳) در فاز تخمین، هر شبکه خطای مؤلفهٔ ناوبری مختص به خود را براساس دانش فراگرفتـه از فاز قبلی پیش‌بینی می‌کند. در ادامـه، خطـای تعیـین‌شـده از مؤلفه‌های سـرعت یـا موقعیـت سیسـتم اینرسـی، حـذف و سیستم اینرسی اصلاح می‌شود.

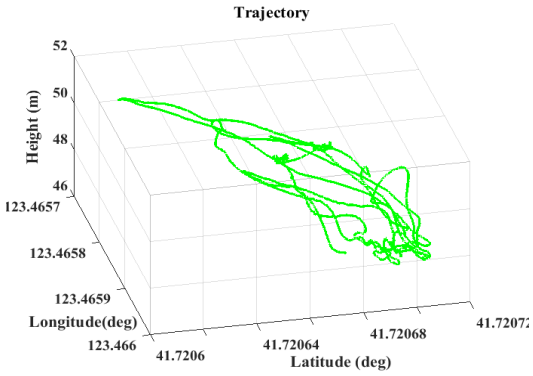


شکل (۳): فاز پیش‌بینی وتصحیح شبکهٔ GMDH برای ناوبری تلفیقی

۵- نتایج شبیه‌سازی

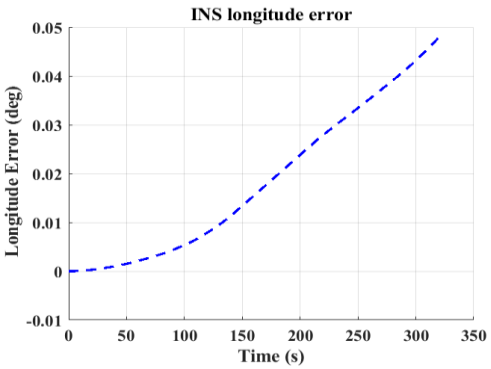
در ایـن بخـش، مطـابق مسـیر حرکـت ارائـه‌شـده در شکل (٤)، شبیه‌سازی و ارزیـابی عملکـرد روش پیشـنهادی مطرح شده است. شبیه‌سازی‌ها در محـیط نـرم‌افـزار متلـب (MATLAB) و با هـدف مقایسـهٔ میـزان دقـت و سـرعت به‌روزرسانی داده‌های لحظه‌ای سیسـتم اینرسـی، بـا اجـرای چهار روش مختلف شامل فیلتر کالمن، شبکهٔ عصبی MLP، RBF و GMDH در بـازهٔ زمـانی قطـع سـامانهٔ پشـتیبان

ماهواره‌ای انجام گرفته است. برای سیستم ناوبری اینرسی، میزان نمونه‌برداری برابر ۰/۰۲ ثانیه و برای GPS ۰/۲ ثانیه در نظر گرفته شده است.

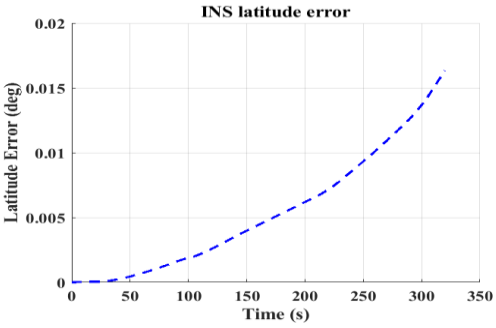


شکل (٤): نمودار مسیر حرکت وسیله

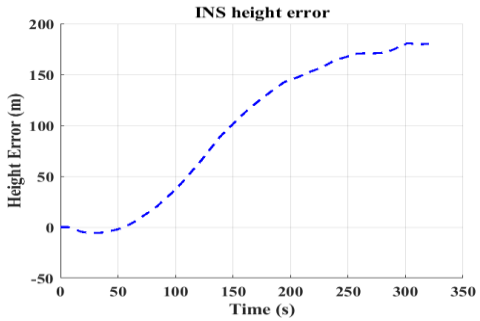
در شکل‌های (۵) تا (۱۰)، رشد خطای مربوط به مؤلفه‌های موقعیت‌ها (طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع) و سرعت‌ها (سرعت در جهت شمال، شرق و عمود) در طول زمان برای سیستم اینرسی ارزان قیمت ارائه شده است. نتایج بالا بیان می‌کند با گذشت زمان، خطا در تمامی مؤلفه‌های ناوبری اینرسی به میزان چشمگیری افزایش یافته است و این سیستم به تنهایی و بدون سیستم ناوبری پشتیبان نمی‌تواند استفاده شود؛ به همین دلیل، از داده‌های GNSS به‌عنوان یک سیستم ناوبری پشتیبان استفاده می‌شود تا با استفاده از مزایای نسبی دو سیستم، در عین خوداتکایی، دقت ناوبری بهبود یابد. با توجه به اینکه فیلتر کالمن، مرسوم‌ترین روش تلفیق، به‌طور پیوسته از مشاهدات GPS استفاده می‌کند، در صورت قطع‌شدن سیگنال‌های ماهواره‌ای، کارآیی اصلی خود را نمی‌تواند حفظ کند.



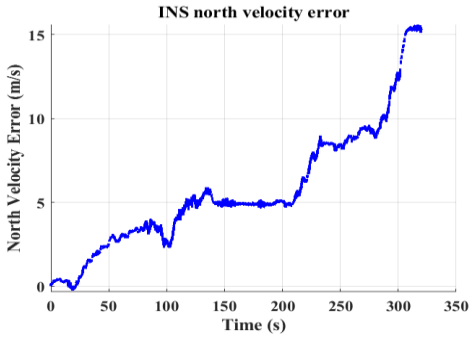
شکل (۵): خطای طول جغرافیایی سیستم اینرسی



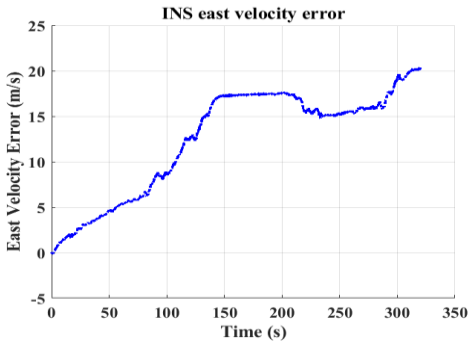
شکل (٦): خطای عرض جغرافیایی سیستم اینرسی



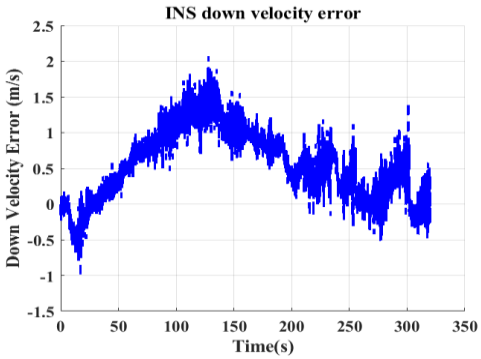
شکل (۷): خطای ارتفاع سیستم اینرسی



شکل (۸): خطای سرعت در جهت شمال سیستم اینرسی



شکل (۹): خطای سرعت در جهت شرق سیستم اینرسی

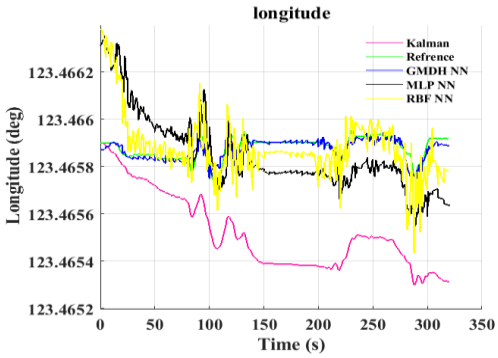


شکل (۱۰): خطای سرعت در جهت عمود سیستم اینرسی

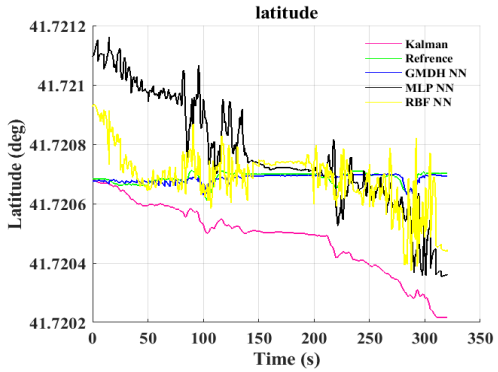
یک راهکار کارآمد برای غلبه بر مشکل قطع‌شدن داده‌های GNSS در پروسهٔ تلفیق، استفاده از شبکهٔ عصبی با دو فاز آموزش و تخمین و تصحیح خطای INS مطابق شکل‌های (۲) و (۳) است که در ادامه با استفاده از سه شبکهٔ مختلف، شبیه‌سازی آن بررسی می‌شود. برای شبکهٔ عصبی GMDH، ماکزیمم تعداد لایه‌ها برابر ۵، ماکزیمم تعداد نرون‌های هر لایه برابر ۱۰ و پارامتر فشار انتخاب (آلفا) برابر ۰/۶ انتخاب شده است. برای آموزش شبکهٔ عصبی MLP (با ماکزیمم لایه‌های پنهان برابر ۵)، از الگوریتم لونبرگ – مارکوآت[۳۹] استفاده شده است. همچنین، برای آموزش وزن‌های لایهٔ خروجی شبکهٔ RBF (با تعداد ۱۵ نرون در لایهٔ مخفی)، از روش گرادیان نزولی استفاده شده است. مطابق رابطهٔ (۳۴)، شاخص جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)[۴۰] معیار ارزیابی دقت هر روش بوده است و با توجه به اینکه روش‌ها باید کاربرد عملیاتی نیز داشته باشند، میانگین زمان به‌روزرسانی مؤلفه‌های ناوبری بررسی و به آن توجه شده است:

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{k}\sum_{n=1}^{k}(y_{ref}-y_n)^2} \qquad (۳۴)$$

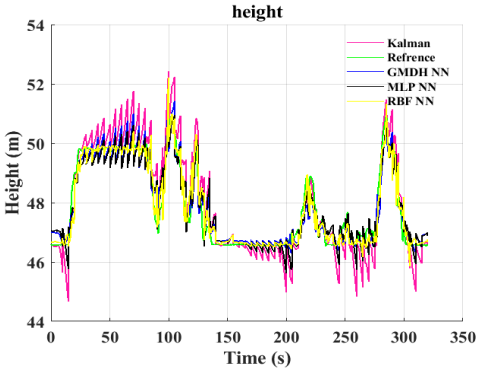
در رابطهٔ بالا، k تعداد نمونه‌ها، y_{ref} دادهٔ ناوبری مرجع و y_n دادهٔ خروجی هریک از چهار روش بررسی‌شده است. در شکل‌های (۱۱) تا (۱۶)، تغییرات داده‌های مربوط به مؤلفه‌های موقعیت و سرعت با چهار روش فیلتر کالمن و شبکه‌های عصبی MLP، RBF و GMDH نسبت به اطلاعات ناوبری مرجع در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع سیگنال ماهواره‌ای نشان داده شده‌اند؛ برای مثال، شکل‌های مربوط به طول و عرض جغرافیایی در طول زمان نشان می‌دهند باوجود قطع‌شدن داده‌های GNSS در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای، شبکهٔ عصبی GMDH با پیش‌بینی و تصحیح مناسب خطا توانسته است به‌خوبی اطلاعات ناوبری مرجع را دنبال کند.



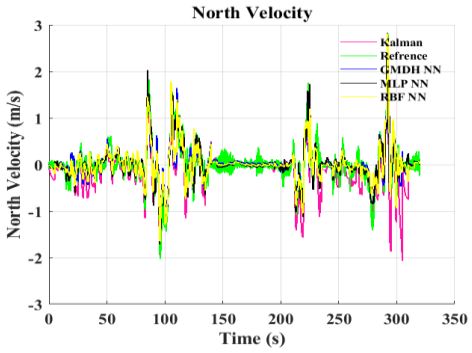
شکل (۱۱): طول جغرافیایی سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS



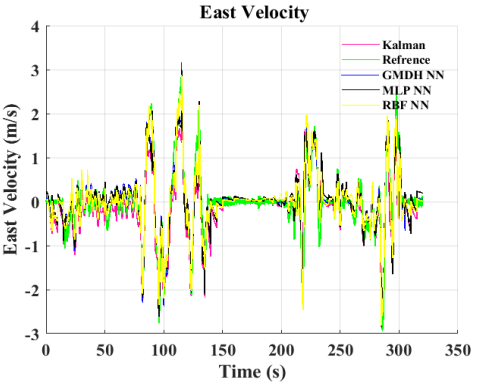
شکل (۱۲): عرض جغرافیایی سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS



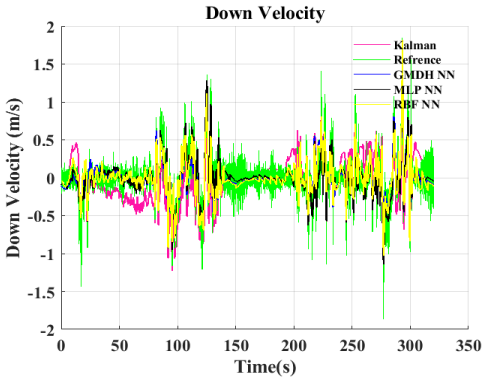
شکل (۱۳): ارتفاع سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS



شکل (۱۴): سرعت در جهت شمال سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS



شکل (۱۵): سرعت در جهت شرق سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS



شکل (۱۶): سرعت در جهت عمود سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS

در جدول (۱)، نتایج مربوط به شاخص RMSE هر مؤلفهٔ ناوبری با چهار روش مختلف ارائه شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند فیلتر کالمن نمی‌تواند با توجه به نبود مقادیر اندازه‌گیری‌های پیوستهٔ GPS دقت مناسبی داشته باشد؛ درحالی‌که روش هوشمند مبتنی بر شبکهٔ عصبی GMDH، براساس مدلی خودتنظیم، با کشف ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی با دقتی مناسب در شرایط خاص قطع‌شدن سیگنال‌های ماهواره‌ای می‌تواند استفاده شود. نتایج نشان می‌دهند با تنظیم مناسب پارامترهای دو شبکهٔ MLP و RBF نیز می‌توان به دقتی بهتر از دقت فیلتر کالمن دست یافت.

جدول (۱): مقایسهٔ نتایج راهبرد تلفیق در شرایط بازه‌های زمانی قطع‌شدن داده‌های سیستم ناوبری ماهواره‌ای

	RMSE			
	Kalman	**MLP**	**RBF**	**GMDH**
***l* (deg)**	٤×١٠^{-٤}	$٢/٤\times١٠^{-٤}$	$١/٢\times١٠^{-٤}$	$٢/٦\times١٠^{-٥}$
***L* (deg)**	$٢/٣\times١٠^{-٤}$	$١/٦\times١٠^{-٤}$	$٩/٥\times١٠^{-٥}$	$١/٤\times١٠^{-٥}$
***H* (m)**	۰/٦٩	۰/٤٣	۰/٣٤	۰/٤١
V_N **(m/s)**	۰/٣٦	۰/٢٧	۰/٢٢	۰/٢٥
V_E **(m/s)**	۰/٣٩	۰/٣٣	۰/٢٧	۰/٢٦
V_D **(m/s)**	۰/٢٩	۰/١٨	۰/١٩	۰/١٩

علاوه بر دقت هر مؤلفه، مهم‌ترین شاخصی که در عمل برای یک روش هوشمند ارائه‌شده در ناوبری می‌تواند مدنظر قرار گیرد، سرعت به‌روزرسانی هر نمونه از دیتای ناوبری است؛ ازاین‌رو، میانگین سرعت به‌روزرسانی نمونه‌ها نیز مطابق جدول (۲) ارزیابی شده است.

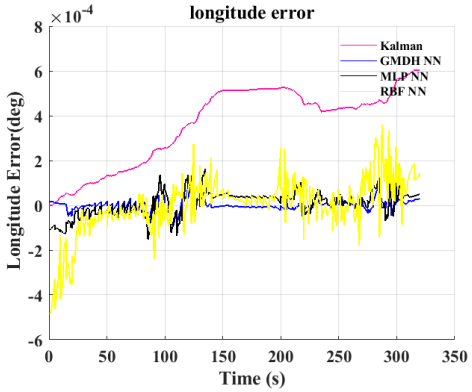
جدول (۲): مقایسهٔ میانگین سرعت به‌روزرسانی داده‌ها

Time to update samples (s)			
Kalman	**MLP**	**RBF**	**GMDH**
۰/۰۲۰	۰/١٦٢	۰/۰٤٥	۰/۰۰٣

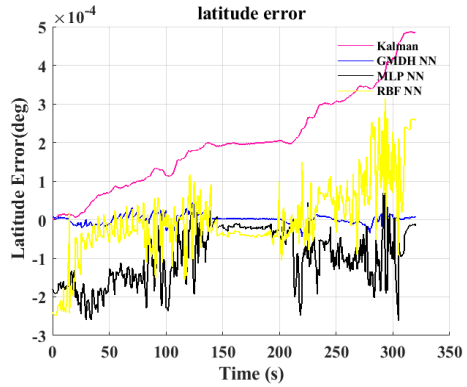
با توجه به نتایج جدول (۲)، دو روش MLP و RBF با چالش‌هایی نظیر تعیین مناسب تعداد لایه‌ای پنهان شبکه و نرون‌ها مواجه بوده‌اند و سرعت به‌روزرسانی نمونه‌ها در آنها کمتر از زمان به‌روزرسانی داده‌های اینرسی است؛ ازاین‌رو، باوجود دقت مطلوب در تصحیح مؤلفه‌های ناوبری نمی‌توانند در عملیات ناوبری به‌صورت برخط استفاده شوند. شبکهٔ عصبی GMDH با توجه به صرف مدت زمان بسیار کم در به‌روزرسانی داده‌ها (۰/۰۰۳ ثانیه) که ناشی از ساختار سادهٔ شبکه و حذف نرون‌های غیرفعال با انتخاب

روش مؤثر جمعیت بهینه در روند آموزش است، می‌تواند در ناوبری برخط[41] نیز استفاده شود.

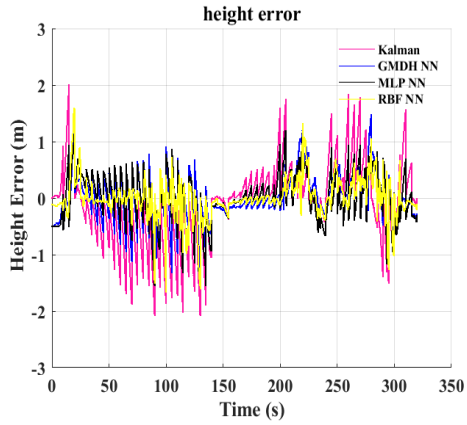
در شکل‌های (۱۷) تا (۲۲)، منحنی خطای موقعیت‌ها و سرعت‌های سیستم تلفیقی در طول زمان نشان داده شده‌اند.



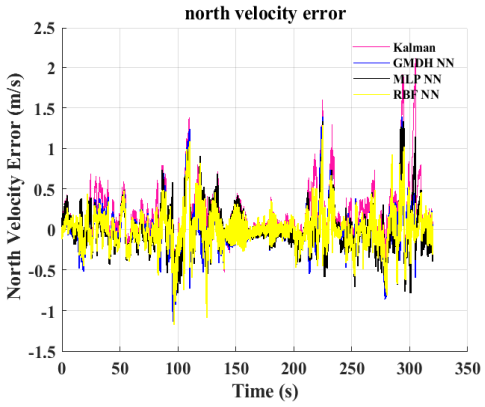
شکل (۱۷): خطای طول جغرافیایی سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.



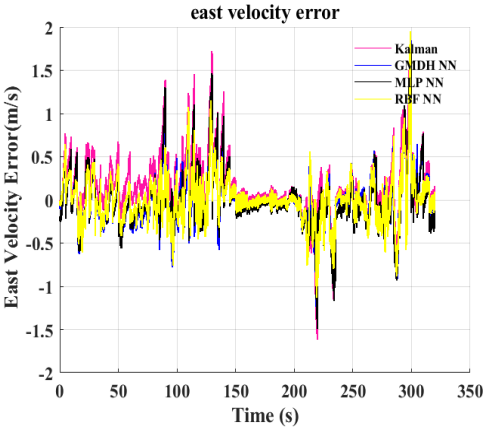
شکل (۱۸):خطای عرض جغرافیایی سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.



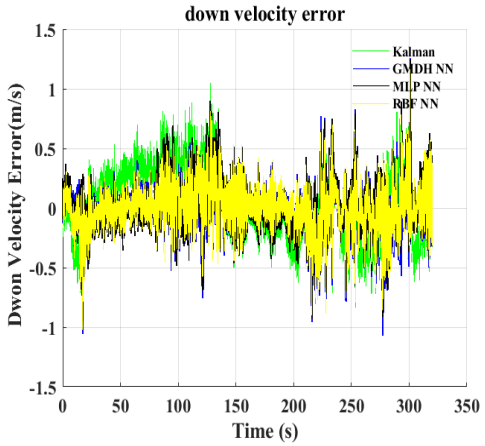
شکل (۱۹): خطای مربوط به ارتفاع سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.



شکل (۲۰): خطای سرعت در جهت شمال سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.



شکل (۲۱): خطای سرعت در جهت شرق سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.



شکل (۲۲): خطای سرعت در جهت شرق سیستم تلفیقی در بازه‌های زمانی ۲۵ ثانیه‌ای قطع GPS.

٦- نتیجه‌گیری

دقت و قابلیت اطمینان سیستم ناوبری تلفیقی مبتنی بر INS/GNSS با استفاده از فیلتر کالمن در شرایط قطع سیگنال ماهواره‌ای کاهش می‌یابد. این چالش به‌عنوان یک موضوع حائز اهمیت در حوزهٔ تلفیق داده‌های سنسورهای ارزان قیمت ناوبری بررسی و شبیه‌سازی شد. برای بهبود تلفیق داده‌های سیستم ناوبری اینرسی ارزان قیمت و ماهواره‌ای در شرایط قطع سیگنال‌های GNSS، شبکهٔ عصبی GMDH با دو فاز آموزش و تصحیح ارائه شد. نتایج شبیه‌سازی‌ها با رویکرد پیشنهادی و مقایسهٔ آن با روش‌های مرسوم فیلتر کالمن و شبکه‌های عصبی MLP و RBF نشان داد به‌دلیل دقت، سرعت و قابلیت بالای شبکهٔ عصبی خودسازماندهٔ GMDH (ناشی از ساختار سادهٔ شبکه، فاز آموزش کارآمد و حذف نرون‌های غیرفعال در الگوریتم پیشروی شبکه)، از آن به‌صورت برخط در شرایط خاص و دشوار در دسترس نبودن اطلاعات GNSS می‌توان استفاده کرد.

مراجع

[1] G. Punzo, C. MacLeod, K. Baumanis, R. Summan, G. Dobie, G. Pierce, and M. Macdonald, "Bipartite guidance, navigation and control architecture for autonomous aerial inspections under safety constraints", Journal of Intelligent & Robotic Systems, pp.1-13, 2018.

[2] D. Titterton, J. L. Weston, "Strapdown inertial navigation technology", The Institution of Electrical Engineers, Michael Faraday House, Six Hills Way, Stevenage, United Kingdom, 2004.

[3] A. Noureldin, T. B. Karamat, and J. Georgy, "Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration", Springer Science & Business Media, 2012.

[4] Y. Kim, and D. H. Hwang, "Vision/INS integrated navigation system for poor vision navigation environments", Sensors, vol. 16, no. 10, pp. 1672-1686, 2016.

[5] S. Han, and J. Wang, "Integrated GPS/INS navigation system with dual-rate Kalman Filter", GPS solutions, vol. 16, no. 3, pp. 389-404, 2012.

[6] W. He, B. Lian, and C. Tang, "GNSS/INS integrated navigation system based on adaptive robust kalman filter restraining outliers", In Communications in China-Workshops (CIC/ICCC), 2014, pp. 32-35.

[7] W. Yan, L. Wang, Y. Jin, and G. Shi, "High accuracy Navigation System using GPS and INS system integration strategy", In Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), 2016, pp. 365-369.

[8] N. Ghahramani, M. A. Ashtiani, A. Mohammadi, and M. Fallah, "Adaptive Fusion of Inertial Navigation System and Tracking Radar Data", AUT Journal of Electrical Engineering, vol. 48, no. 2, 81-92, pp. 81-92, 2016.

[9] W. Zhou, J. Hou, L. Liu, T. Sun, and J. Liu, "Design and Simulation of the Integrated Navigation System based on Extended Kalman Filter", Open Physics, vol. 15, no. 1, pp.182-187, 2017.

[10] D. T. Johnson, S. L. Nykl, and J. F. Raquet, "Combining Stereo Vision and Inertial Navigation for Automated Aerial Refueling", Journal of Guidance, Control, and Dynamics, vol. 1, no. 10, pp. 2250-2260, 2017.

[11] R. Sabatini, C. Bartel, A. Kaharkar, T. Shaid, L. Rodriguez, D. Zammit-Mangion, and H. Jia, "Low-cost navigation and guidance systems for unmanned aerial vehicles-part 1: vision-based and integrated sensors", Annual of Navigation, vol. 19, no. 2, pp. 71-98, 2012.

[12] J. Vezinet, A. C. Escher, C. Macabiau, and A. Guillet, "Video integration in a GNSS/INS hybridization architecture for approach and landing", In Position, Location and Navigation Symposium-PLANS, 2014, pp. 1353-1363.

[13] D. H. Won, E. Lee, M. Heo, S. W. Lee, J. Lee, J. Kim, S. Sung, and Y. J. Lee, "Selective integration of GNSS, vision sensor, and INS using weighted DOP under GNSS-challenged environments", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 63, no. 9, pp. 2288-2298, 2014.

[14] C. V. Angelino, V. R. Baraniello, and L. Cicala, "UAV position and attitude estimation using IMU, GNSS and camera", In Information Fusion (FUSION) International Conference, 2012, pp. 735-742.

[15] W. Yan, L. Bastos, J.A. Goncalves, A. Magalhães, and T. Xu, "Image-aided platform orientation determination with a GNSS/low-cost IMU system using robust-adaptive Kalman filter", GPS Solutions, vol. 22, no. 1, 2018.

[16] C. V. Angelino, V. R. Baraniello, and L. Cicala, "High altitude UAV navigation using IMU, GPS and camera", In Information Fusion (FUSION) International Conference, 2013, pp. 647-654.

[17] S. Zhao, F. Lin, K. Peng, X. Dong, B. M. Chen, and T. H. Lee, "Vision-aided estimation of attitude, velocity, and inertial measurement bias for UAV stabilization" Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 81, pp. 531-549, 2016.

[18] J. K. Suhr, J. Jang, D. Min, and H. G. Jung, "Sensor fusion-based low-cost vehicle localization system for complex urban environments", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 18, no. 5, pp. 1078-1086, 2017.

[19] L. Fusini, T. I. Fossen, and T. A. Johansen, "Nonlinear Observers for GNSS-and Camera-Aided Inertial Navigation of a Fixed-Wing UAV", IEEE Transactions on Control Systems Technology, no. 99, pp. 1-8, 2017.

[20] O. Petrovska, and U. Rechkoska-Shikoska, "Aircraft precision landing using integrated GPS/INS system", Transport Problems, vol. 8, no. 1, pp. 17-25, 2013.
[21] S. H. Oh, and D. H. Hwang, "Low-cost and high performance ultra-tightly coupled GPS/INS integrated navigation method", Advances in Space Research, vol. 60, no.12, pp. 2691-2706, 2017.
[22] F. Girrbach, J. D. Hol, G. Bellusci, and M. Diehl, "Optimization-Based Sensor Fusion of GNSS and IMU Using a Moving Horizon Approach", Sensors, vol. 17, no. 5, pp. 1159-1176, 2017.
[23] G. Hu, S. Gao, and Y. Zhong, "A derivative UKF for tightly coupled INS/GPS integrated navigation", ISA transactions, vol. 56, pp. 135-144, 2015.
[24] B. I. Shakhtarin, K. Shen, and K. A. Neusypin, "Modification of the nonlinear kalman filter in a correction scheme of aircraft navigation systems", Journal of Communications Technology and Electronics, vol. 61, no. 11, 1252-1258, 2016.
[25] C. Jiang, S. B. Zhang, and Q. Z. Zhang, "Adaptive Estimation of Multiple Fading Factors for GPS/INS Integrated Navigation Systems", Sensors, vol 17, no. 6, 2017.
[26] S. Yazdkhasti, and J. Z. Sasiadek, "Multi Sensor Fusion Based on Adaptive Kalman Filtering", In Advances in Aerospace Guidance, Navigation and Control, 2018, pp. 317-333.
[27] C. Jiang, and S. B. Zhang, "A Novel Adaptively-Robust Strategy Based on the Mahalanobis Distance for GPS/INS Integrated Navigation Systems", Sensors, vol. 18, no. 3, 2018.
[28] N. Navidi, R. Landry Jr, J. Cheng, and D. Gingras, "A new technique for integrating MEMS-based low-cost IMU and GPS in vehicular navigation", Journal of Sensors, vol. 2016, pp. 1-16, 2016.
[29] Y. Liu, X. Fan, C. Lv, J. Wu, L. Li, and D. Ding, "An innovative information fusion method with adaptive Kalman filter for integrated INS/GPS navigation of autonomous vehicles", Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 100, pp. 605-616, 2018.
[30] M. Zhong, J. Guo, and Q. Cao, "On designing PMI Kalman filter for INS/GPS integrated systems with unknown sensor errors", IEEE Sensors Journal, vol. 15, no. 1, pp. 535-544, 2015.
[31] M. Malleswaran, V. Vaidehi, and N. Sivasankari, "A novel approach to the integration of GPS and INS using recurrent neural networks with evolutionary optimization techniques", Aerospace Science and Technology, vol. 32, pp. 1, pp. 169-179, 2014.
[32] A. Noureldin, A. El-Shafie, and M. Bayoumi, "GPS/INS integration utilizing dynamic neural networks for vehicular navigation", Information Fusion, vol. 12, no. 1, pp. 48-57, 2011.
[33] M. Malleswaran, V. Vaidehi, A. Saravanaselvan, and M. Mohankumar, "Performance analysis of various artificial intelligent neural networks for GPS/INS integration", Applied Artificial Intelligence, vol. 27, no. 5, pp.367-407, 2013.
[34] B. I. Shakhtarin, K. Shen, and K. A. Neusypin, "Modification of the nonlinear kalman filter in a correction scheme of aircraft navigation systems", Journal of Communications Technology and Electronics, vol. 61, no. 11, 1252-1258, 2016.
[35] S. Poddar, P. Narkhede, V. Kumar, and A. Kumar, "PSO Aided Adaptive Complementary Filter for Attitude Estimation". Journal of Intelligent and Robotic Systems, vol. 87, pp. 531-543, 2017.
[36] E. S. Abdolkarimi, G. Abaei, and M. R. Mosavi, "A wavelet-extreme learning machine for low-cost INS/GPS navigation system in high-speed applications", GPS Solutions, vol. 22, no.1, 2018.
[37] M. A. K. Jaradat, and M. F. Abdel-Hafez, "Enhanced, delay dependent, intelligent fusion for INS/GPS navigation system", IEEE Sensors Journal, vol. 14, no. 5, pp. 1545-1554, 2014.
[38] D. Bhatt, P. Aggarwal, V. Devabhaktuni, and P. Bhattacharya, "A novel hybrid fusion algorithm to bridge the period of GPS outages using low-cost INS", Expert Systems with Applications, vol. 41, no. 5, pp. 2166-2173, 2014.
[39] X. Chen, C. Shen, W. B. Zhang, M. Tomizuka, Y. Xu, and K. Chiu, "Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages", Measurement, vol. 46, no.10, pp. 3847-3854, 2013.
[40] Y. Xu, X. Chen, and Q. Li, "INS/WSN-Integrated Navigation Utilizing LS-SVM and $H\infty$ Filtering", Mathematical Problems in Engineering, vol. 2012, pp. 1-19, 2012.
[41] J. Mohammadi, M. Ataei, R.K. Kakaie, R. Mikaeil, and S.S. Haghshenas, "Performance evaluation of chain saw machines for dimensional stones using feasibility of neural network models", Journal of Mining and Environment, 2018.
[42] S. Shaghaghi, H. Bonakdari, A. Gholami, I., Ebtehaj, and M. Zeinolabedini, M., "Comparative analysis of GMDH neural network based on genetic algorithm and particle swarm optimization in stable channel design", Applied Mathematics and Computation, 313, pp.271-286, 2017.
[43] R.Y.M. Li, S. Fong, and K.W.S. Chong, "Forecasting the REITs and stock indices: Group Method of Data Handling Neural Network approach", Pacific Rim Property Research Journal, 23(2), pp.123-160, 2017.
[44] A. Rostami, A. Hemmati-Sarapardeh, A. Karkevandi-Talkhooncheh, M.M. Husein, S. Shamshirband, and T. Rabczuk, "Modeling heat capacity of ionic liquids using group method of data handling: A hybrid and structure-based approach", International Journal of Heat and Mass Transfer, 129, pp.7-17, 2019.
[45] V. Nasir, S. Nourian, S. Avramidis, and J. Cool, "Prediction of physical and mechanical properties of thermally modified wood based on color change evaluated by means of "Group method of data handling (GMDH) neural network", Holzforschung, 2018.
[46] O. Dag, and C. Yozgatligil, "GMDH: An R package for short term forecasting via GMDH-type neural network algorithms", The R Journal, 8(1), pp.379-386, 2016.

[1] Inertial reference system
[2] Jamming
[3] Inertial Measurement Unit
[4] Global Navigation Satellite System
[5] Global positioning system
[6] Extended
[7] Unscented
[8] Particle filter
[9] Moving horizon estimation
[10] Fuzzy adaptive iterated extended kalman filter
[11] Fuzzy adaptive unscented kalman filter
[12] Hybrid fuzzy inference system (FIS) and Second-order extended kalman filter (SOEKF)
[13] Innovation-based adaptive estimation adaptive kalman filtering
[14] Proportional gain and multi-integral
[15] Multi-layer Perceptron
[16] Radial base function
[17] Particle swarm optimization
[18] Wavelet‐extreme learning machine
[19] Adaptive neuro-fuzzy inference system
[20] Dempster–shafer theory augmented by Support vector machines
[21] Strong tracking kalman filter and wavelet neural network
[22] Least squares support vector machine and H∞ filter
[23] Group method of data handling
[24] Dead reckoning
[25] Inertial reference unit
[26] Attitude and reference system
[27] Body
[28] North-east-down
[29] Roll, Pitch, and Yaw
[30] Direction cosine matrix
[31] Initial reference system
[32] Skew symmetric matrix
[33] Polynomial
[34] Alexey G. Ivakhnenko
[35] Volterra-Kolmogorov-Gabor
[36] Error least squares
[37] Singular Value Decomposition
[38] Selection pressure
[39] Levenberg–Marquardt
[40] Root-mean-square error
[41] Online