

# بهره‌گیری از رویکردهای جدید بهینه‌سازی هوشمند فراابتکاری مبتنی بر هوش مصنوعی در طراحی سیستم‌های ناوبری INS

علی محمدی، فرید شیخ‌الاسلام و مهدی امامی

مورد نظر. موقعیت، سرعت و وضعیت، حالت‌های ناوبری<sup>۵</sup> نامیده می‌شوند. واژه وسیله نقلیه<sup>۶</sup> نیز برای بدنه متحرکی که موقعیت و وضعیت آن باید تعیین شود به کار می‌رود. روش‌های تعیین موقعیت به سه گروه تقسیم می‌شوند: (۱) ناوبری اینرسی (غیر مبتنی بر ارسال سیگنال)، (۲) ناوبری ماهواره‌ای (مبتنی بر ارسال سیگنال) و (۳) ناوبری تلفیقی. در ناوبری اینرسی از ژيروسکوپ‌ها<sup>۷</sup> و شتاب‌سنج‌ها<sup>۸</sup> به ترتیب برای اندازه‌گیری چرخش<sup>۹</sup> و نیروی ویژه<sup>۱۰</sup> (که از روی آن شتاب به دست می‌آید) استفاده می‌شود. سیستم‌های ناوبری اینرسی از افزایش شدید خطا با زمان که هم ناشی از ذات سنسورها و هم ناشی از نوع مکانیزاسیون موجود در سیستم ناوبری اینرسی است رنج می‌برند. این مهم تحت ملاحظه شرایط مورد نیاز نظیر دستیابی به سنسورهای دقت بالا در کنار به کارگیری الگوریتم‌های ناوبری مناسب و مؤثر قابل حل می‌باشد. با وجود این برای غلبه بر مشکلات موجود در سیستم‌های ناوبری اینرسی از سیستم‌های ناوبری کمکی از قبیل<sup>۱۱</sup> GPS که اصطلاحاً با عنوان سیستم‌های ناوبری<sup>۱۲</sup> GNSS شناخته و نامیده می‌شوند نیز در کنار آنها می‌توان استفاده کرد. مسأله اصلی در این نوع ناوبری تلفیقی، استفاده از یک فیلتر تلفیق مناسب و قدرتمند است که در کمترین زمان ممکن و با کمترین خطا پاسخ ناوبری را در اختیار قرار دهد.

در ناوبری تلفیقی از دو مدل، یکی برای مدل‌سازی فرایند گذار حالت<sup>۱۳</sup> INS و دیگری برای مدل‌سازی مشاهده GPS استفاده می‌شود. در این مدل‌ها عدم قطعیت‌های موجود در سنسورهای INS و GPS با دو منبع نویز که به ترتیب نویز فرایند و نویز اندازه‌گیری نامیده می‌شوند، مدل می‌گردند (که در حالت کلی می‌توانند غیر گوسی و غیر سفید باشند). بر اساس این دو مدل و با استفاده از معادلات تصحیح و به روز رسانی، حالت‌های تخمین زده شده توسط INS بر اساس مشاهدات GPS تصحیح می‌شوند. برای رسیدن به این هدف در طراحی و پیاده‌سازی سیستم‌های ناوبری چند چالش اساسی وجود دارد. یکی از آنها مدل‌سازی دقیق فرایند گذار حالت INS و مشاهده GPS است. لذا چنانچه از مدل‌های خطی‌شده سیستم و نویز سفید گوسی استفاده شود، با توجه به این که سیستم ناوبری تلفیقی اساساً یک سیستم غیر خطی با نویزهای

چکیده: به کارگیری تکنیک‌های محاسبات نرم در علوم مهندسی حجم زیادی از پژوهش‌ها را شامل شده است. از جمله این مسایل می‌توان به طراحی و بهینه‌سازی سیستم‌های ناوبری جهت استفاده در سیستم‌های حمل‌ونقل زمینی، دریایی و هوایی اشاره کرد. از این رو در این پژوهش سعی در بهره‌گیری از رویکردهای جدید بهینه‌سازی هوشمند فراابتکاری مبتنی بر هوش مصنوعی در جهت طراحی سامانه‌های ناوبری تلفیقی می‌باشد. برای این منظور از نسخه جدید الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار به همراه چند نسخه دیگر آن در کنار دو روش مرسوم الگوریتم زیستی و بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شده است. ملاحظات بر روی یک مسأله INS/GNSS با ماژول‌های اندازه‌گیری اینرسی IMU MEMS انجام شدند. ماتریس‌های کواریانس نویز فرایند و اندازه‌گیری به عنوان متغیرهای طراحی و مجموع میانگین مربعات خطا به عنوان تابع هدف در قالب یک مسأله کمینه‌سازی تک‌هدفه در نظر گرفته شده‌اند. خروجی‌ها بر حسب شاخص‌های آماری و عملکردی نظیر زمان اجرا، برازندگی، همگرایی‌ها، دقت سرعت‌های زاویه‌ای، طول و عرض جغرافیایی، بلندی، Roll، Pitch، Yaw و مسیریابی به همراه رتبه‌بندی الگوریتم‌ها ارائه شدند. برایند کلی نتایج حکایت از عملکرد موفق و برتری نسبی روش‌های IPO و IIPPO نسبت به رقبا و همچنین کارکرد قابل رقابت الگوریتم‌های پیشنهادی در قیاس با حجم ملاحظات و محاسبات مسأله مفروض دارد.

کلیدواژه: بهینه‌سازی هوشمند، الگوریتم‌های فراابتکاری، محاسبات نرم، ناوبری تلفیقی INS/GNSS، بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار.

## ۱- مقدمه

در ادبیات مربوط به وسیله نقلیه خودمختار<sup>۱</sup>، واژه ناوبری می‌تواند به یکی از دو معنی زیر باشد: الف) تخمین موقعیت<sup>۲</sup>، سرعت<sup>۳</sup> و وضعیت<sup>۴</sup> وسیله نقلیه نسبت به یک مرجع مشخص حاصل از مشاهدات سنسورها و ب) طراحی و اجرای جابه‌جایی‌های وسیله نقلیه برای رسیدن به یک محل

این مقاله در تاریخ ۱۹ شهریور ماه ۱۴۰۰ دریافت و در تاریخ ۱۸ بهمن ماه ۱۴۰۰ بازنگری شد. این تحقیق توسط دانشگاه صنعتی اصفهان بر اساس قرارداد شماره ۵۰۰/۹۹/۶۸۸۱ پشتیبانی شده است.

علی محمدی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران، (email: a.mohammadi98@pd.iut.ac.ir).

فرید شیخ‌الاسلام، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران، (email: sheikh@iut.ac.ir).

مهدی امامی، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران، (email: m.emami@stu.yazd.ac.ir).

5. Navigation States
6. Vehicle
7. Gyroscope
8. Accelerometer
9. Rotation
10. Special Force
11. Global Positioning System
12. Global Navigation Satellite System
13. Inertial Navigation System

1. Autonomous
2. Position
3. Velocity
4. Attitude

می‌تواند خطای انباشته شده حسگرهای اینرسی MEMS را در طول قطع GNSS پیش‌بینی کند. نتایج به دست آمده از دو آزمایش سکوی چرخشی و میدانی نشان داده که روش پیشنهادی می‌تواند به طور مؤثری خطاهای تصادفی MEMS-IMU را حذف و دقت موقعیت‌یابی کلی در ناوبری و وسایل نقلیه زمینی را بهبود بخشد [۵]. در راستای رویکرد پیشنهادی کار حاضر، نویسندگان در [۶] جهت بهبود عملکرد بهینه‌سازی پروانه سلطنتی (MBO) ابتدا محاسبات کوانتومی را در الگوریتم اصلی MBO گنجانده و QMBO الهام‌گرفته از کوانتوم پیشنهادی برای مسأله ناوبری مسیر و وسایل نقلیه هوایی جنگی غیر مسکونی (UCAV) در قالب یک مسأله بهینه‌سازی اعمال می‌شود. مسیر UCAV به دست آمده توسط QMBO با MBO استاندارد مقایسه شده و نتایج تجربی نشان می‌دهد که QMBO می‌تواند مسیر بسیار کوتاه‌تری نسبت به MBO پیدا کند.

نویسندگان در [۷] استفاده از یادگیری تقویتی را برای ایجاد یک کنترلر پرواز با کارایی بالا برای هدایت یک بالون فوق فشار توسعه داده‌اند. الگوریتم پیشنهادی در [۷] از تقویت داده‌ها و طراحی خود تصحیح‌کننده جهت غلبه بر چالش کلیدی RL استفاده می‌نماید و خروجی‌ها اثبات کردند که RL یک راه حل مؤثر در مسایل کنترل خودمختار در دنیای واقعی است که در آن هیچ یک از تکنیک‌های مرسوم و مداخله انسانی کافی نیست. با هدف بهبود دقت موقعیت و سرعت سامانه INS/GNSS در هنگام قطع GNSS، یک روش جدید ترکیبی از فیلتر کالمن بی‌بو (UKF) و شبکه‌های عصبی خودگردان غیر خطی با ورودی‌های خارجی (NARX) در [۸] پیشنهاد شده است. این روش مبتنی بر معیار اطلاعات متقابل برای شناسایی ورودی‌هایی که بر هر یک از خروجی‌ها تأثیر می‌گذارند و تخمین فضای تأخیر برای بررسی وابستگی این خروجی‌ها به مقادیر گذشته ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد. عملکرد رویکرد پیشنهادی با استفاده از داده‌های به دست آمده از سفرهای پروازی شبیه‌سازی شده (با استفاده از مدل اندازه‌گیری INS مبتنی بر MEMS) به طور تجربی تأیید گردیده است [۸]. وانگ و همکاران بر اساس مدل شبکه عصبی فازی، یک مکانیسم جدید کاهش رشد نورون با معرفی ایده تنظیم پویای ساختار شبکه ایجاد کردند [۹]. نتایج شبیه‌سازی نشان داده که توانایی تعمیم مدل پیشنهادی افزایش یافته و دقت پیش‌بینی در طول قطعی GNSS بهبود می‌یابد که در مقایسه با روش ناوبری اینرسی ساده، خطاهای موقعیت در طول و عرض جغرافیایی و خطای سرعت در شرق و شمال به ترتیب ۸۵، ۸۹٫۷۱، ۹۴٫۵۷ و ۸۳٫۱۱ درصد کاهش می‌یابد [۹].

یک الگوریتم برنامه‌ریزی مسیر چندهدفه با استفاده از الگوریتم ترکیبی بهینه‌سازی ازدحام ذرات-گرگ خاکستری (PSO-GWO) در [۱۰] پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی با افزودن عملگرهای جهش، بیشتر بهبود یافته است به گونه‌ای که شبیه‌سازی‌های مختلف نشان داده‌اند که الگوریتم مسیر عملی‌تری را با فاصله کوتاه ایجاد می‌کند. در [۱۱] تا [۱۳] نویسندگان به ترتیب از قابلیت deep RL، شبکه‌های عصبی پیشخور چندلایه و یادگیری فراتقویتی بهره گرفته‌اند. برای این منظور در [۱۱]، یک سامانه ناوبری رباتیک سه‌بعدی مبتنی بر بینایی با استفاده از deep RL برای یک وسیله نقلیه زیر آب خودمختار طراحی شده است. مدل مبتنی بر RL ارائه‌شده در [۱۱]، تنظیمات فرمان ربات را با استفاده از

غیر گوسی و غیر سفید است، دقت سیستم ناوبری کاهش خواهد یافت. الگوریتم‌های ناوبری مبتنی بر فیلتر کالمن خطی شده LKF<sup>۱</sup> و فیلتر کالمن توسعه‌یافته EKF<sup>۲</sup> از مدل‌های حالت خطای خطی شده استفاده می‌کنند. علی‌رغم مزایای سنسورهای اینرسی MEMS<sup>۳</sup> به عنوان یکی از پرکاربردترین خانواده سنسورها در حوزه ناوبری اینرسی از قبیل ارزان‌بودن، کوچک‌بودن و مصرف توان پایین، روش‌های مبتنی بر KF به هنگام استفاده از IMUهای MEMS، از واگرایی در طول قطعی‌های GPS که ناشی از تقریب‌های فرایند خطی‌سازی و مدل‌سازی نامطلوب سیستم هستند نیز در امان نیستند. فیلتر ناوبری کالمن به عنوان هسته اصلی در سامانه ناوبری به ویژه ناوبری تلفیقی، یک ابزار تخمین بهینه است که یک الگوریتم بازگشتی ترتیبی<sup>۴</sup> را برای تخمین حالت‌های سامانه سامانه ارائه می‌دهد [۱].

در پژوهش‌های مختلف، روش‌های غیر خطی با هدف کلی جبران هرچه بیشتر کمبودهای موجود در KF و بهره‌گیری از گونه‌های دیگر فیلترهای تخمین‌زننده و سایر تکنیک‌ها و روش‌های تئوری، سعی در برطرف کردن مشکلات مسأله ناوبری و به تبع آن پذیرش حجم بالای محاسبات و ملاحظات تئوری و فرضیات عملیاتی برای دستیابی به پاسخ‌های مد نظر و مطلوب داشته‌اند. در مقابل، برخی پژوهش‌ها با تمرکز بر ناوبری تلفیقی و بهره‌گیری از پتانسیل ویژه رویکردهای محاسبات نرمی مبتنی بر هوش مصنوعی نظیر الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند فراابتکاری، به سامانه‌های ناوبری هوشمند و بهینه دست یافته‌اند [۲] تا [۱۶]. به عنوان مثال در [۲]، برنامه‌ریزی مسیر ربات متحرک با استفاده از دو تکنیک تکامل تفاضلی ناهمگون چندهدفه (HMODE) و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غیر غالب نخبه‌گرا (NSGA-II) انجام شده است. این رویکرد به واسطه بهینه‌سازی اهداف معین (زمان سفر و تلاش محرک‌ها) با در نظر گرفتن محدودیت‌های پارامترهای هندسی، سینماتیکی و دینامیکی ربات متحرک به مسیر امن‌تری دست یافته است. در [۳] از شش الگوریتم تکاملی پیشرفته برای ناوبری ربات خودمختار مبتنی بر آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP-ANN) در راستای حل چالش طبقه‌بندی مربوط به مسأله ناوبری استفاده شده است. خروجی الگوریتم‌های بررسی‌شده نشان داده که رویکرد آموزش با روش بهینه‌ساز چندمنظمی (MVO)<sup>۵</sup> منجر به معیارهای عملکرد مطلوب شده است [۳].

یک محیط شبیه‌سازی سه‌بعدی جهت ناوبری ربات از طریق یادگیری تقویتی عمیق<sup>۶</sup> در محیط مترامک عابر پیاده در [۴] بررسی و پیاده‌سازی شده است. کنگ و همکاران [۵] یک معماری تلفیقی دومرحله‌ای GNSS/INS را در دو سطح پیشنهاد کردند: افزایش نسبت سیگنال به نویز اندازه‌گیری‌های خام MEMS-INS با استفاده از یک الگوریتم حذف نویز ترکیبی با تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان و بهبود دقت موقعیت‌یابی با رویکرد ادغام داده مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان که

1. Linearized Kalman Filter
2. Extended Kalman Filter
3. Micro-Electro-Mechanical System
4. Sequential Recursive Algorithm
5. Heterogeneous Multi-Objective Differential Evolution
6. Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm
7. Multi-Layer Perceptron Artificial Neural Network
8. Multi-Verse Optimizer
9. Deep Reinforcement Learning

10. Monarch Butterfly Optimisation
11. Uninhabited Combat Air Vehicles
12. Unscented Kalman Filter
13. Nonlinear Autoregressive Neural Networks with External Inputs
14. Particle Swarm Optimization-Grey Wolf Optimizer

گونه‌ای با شرایط وفق داده می‌شوند که کمترین خطای تخمین به واسطه یک تابع هدف هوشمند و مؤثر حاصل شود.

در این مقاله با تکیه بر ملاحظات فنی و تئوری حاکم بر یک مسأله ناوبری مفروض با دو مجموعه سیستم ناوبری اینرسی پایه IMU با ویژگی‌های منحصر به فرد [۱۸]، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار برای تخمین ماتریس‌های  $R$  و فرایند  $Q$  استفاده شده است. نتایج الگوریتم‌ها با دو الگوریتم رایج و مرسوم PSO و GA مقایسه و برآیند نهایی با نتایج سیستم مرجع در [۱۸] راستی‌آزمایی و موفقیت عملکرد آنها بررسی می‌شود.

در ادامه، بیان مسأله ناوبری در بخش ۲ ارائه می‌شود. سپس در بخش ۳، مفهوم بهینه‌سازی هوشمند به اختصار بیان و الگوریتم IPO مفروض تشریح می‌گردد. در بخش ۴ نیز رویکرد پیشنهادی به همراه ملاحظات آن آورده می‌شود. نتایج و تحلیل‌های مقاله در بخش ۵ آمده و نهایتاً در بخش ۶ نتیجه‌گیری و جمع‌بندی ارائه می‌گردد.

## ۲- بیان مسأله

ناوبری<sup>۲</sup> یک مهارت یا هنر بسیار قدیمی است که امروزه تبدیل به یک یک علم پیچیده شده است. این علم اساساً درباره حرکت و پیدانمودن مسیر حرکت از محلی به محل دیگر بحث می‌کند. برای دستیابی به این هدف، تجهیزات متنوعی که وجود دارند نیز به کار می‌روند. ناوبری، طیف وسیعی را از کاربردهای صنعتی و تجاری گرفته تا کاربردهای نظامی شامل می‌شود. شکل ۱ نمودار بلوکی هدایت، ناوبری و کنترل یک وسیله را نشان می‌دهد [۱۹].

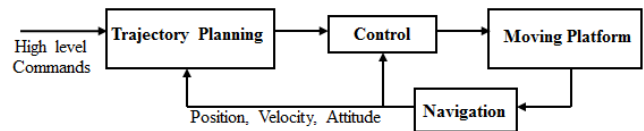
چهار نوع دستگاه مختصات نمونه که در سیستم‌های ناوبری کاربرد دارند، عبارت هستند از دستگاه اینرسی، دستگاه زمین، دستگاه ناوبری و دستگاه بدنه. این دستگاه‌های مختصات به این دلیل به کار می‌روند که خروجی‌های مکانیزه شده INS که شامل موقعیت، سرعت و وضعیت می‌شوند نیازمند این هستند که به اطلاعات ناوبری قابل فهم برای کاربر تبدیل شوند [۱۹].

### ۲-۱ سیستم ناوبری اینرسی

قلب یک سیستم ناوبری اینرسی، پردازشگر ناوبری آن می‌باشد که با استفاده از فرایندی که مکانیزاسیون نامیده می‌شود، اندازه‌گیری‌های IMU را به کار می‌گیرد. مکانیزاسیون به فرایند ایجاد پاسخ‌های ناوبری از روی مجموعه‌ای از اندازه‌گیری‌های خام به دست آمده از سنسورها اطلاق می‌شود. این فرایند با مقداردهی اولیه<sup>۳</sup> و تراز نمودن<sup>۴</sup> سیستم، آغاز و به دنبال آن از معادلات دیفرانسیل برای ارائه پاسخ‌های ناوبری استفاده می‌شود. شکل ۲ فرایند مکانیزاسیون را به شکل کلی نشان می‌دهد [۲۰].

### ۲-۲ ناوبری تلفیقی

به طور کلی هدف نهایی ناوبری تلفیقی، تخمین بردار حالت وسیله متحرک یعنی  $x_k$  در گام زمانی جاری  $k$  با در اختیار داشتن مجموعه‌ای از اندازه‌گیری‌های (مشاهدات)  $Z_k = \{z_1, \dots, z_k\}$  جمع‌آوری شده در گام‌های زمانی  $k, 1, \dots, 0$  است. در حالت کلی بردار حالت وسیله متحرک



شکل ۱: نمودار بلوکی هدایت، ناوبری و کنترل یک وسیله [۱۹].

داده‌های به دست آمده از حسگرهای ربات پیش‌بینی می‌کند. برای ارزیابی راه حل پیشنهادی، آنها یک محیط آزمایشی با تقلید از شرایط واقعی تهیه کردند. همچنین در [۱۲]، یک روش جبران گرانشی مبتنی بر شبکه عصبی پیشخور چندلایه پیشنهاد شده که بررسی اثربخشی مدل با آزمایش‌ها نشان داده که می‌تواند تخمین بردار گرانش را بهتر درک کند و عملکرد خطای موقعیت شعاعی سیستم ناوبری اینرسی پس از جبران گرانش بیش از ۳۱٫۴۳٪ بهبود یافته و عملکرد بلادرنگ جبران گرانشی تضمین شود [۱۲]. در [۱۳] نیز یک الگوریتم پویای جدید مبتنی بر یادگیری فراتقویتی جهت درک موانع اجتنابی خودمختار برای سیستم چندرباتی ارائه گردیده است. نتایج شبیه‌سازی نشان داده که ساختار پیشنهادی می‌تواند نرخ همگرایی سریع‌تری داشته باشد [۱۳].

رویکردی مشابه [۸] با جزئیات بیشتر در [۱۴] در راستای بهبود دقت موقعیت و سرعت سامانه INS/GNSS در هنگام قطع GNSS ارائه و بررسی شده است. مرجع [۱۵] یک روش جدید تلفیق حسگر وفقی غیر خطی را برای سامانه‌های INS با پارامترهای نویز متفاوت معرفی کرده است. برای این منظور از deep-ANN برای استخراج الگوهای مرتبط با نویز حسگرهای خاص و ترکیب آن با فیلترهای غیر خطی معمول استفاده شده است. این رویکرد ترکیبی، امکان سنجی و استحکام فیلتر وفقی را به واسطه دستیابی به یک تخمین مؤثر از پارامترهای نویز قابل مشاهده اولیه بهبود بخشیده است [۱۵]. نهایتاً در [۱۶]، یک بررسی جامع بر روی الگوریتم‌های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت متمرکز بر مسأله برنامه‌ریزی حرکت هواپیما از دیدگاه‌های جدید انجام شده است. این بررسی پیشنهادهایی در مورد چگونگی انتخاب الگوریتم‌های مناسب برای یک مسأله برنامه‌ریزی خاص در اختیار محققان قرار می‌دهد.

در تحقیق جاری در راستای بسیاری از پژوهش‌های مشابه فوق، تأکید بر بهره‌گیری از رویکردهای جدید شامل سامانه‌های ترکیبی KF و AI می‌باشد. استفاده از فیلتر کالمن به عنوان فیلتر تلفیق اصلی و تنظیم وفقی پارامترهای آن می‌تواند عملکرد سامانه ناوبری تلفیقی را بهبود بخشد [۱۷]. این روش‌ها با عنوان فیلتر کالمن وفقی<sup>۱</sup> (AKF) شناخته می‌شوند. ابزار و رویکرد اصلی در چنین پژوهش‌هایی، روش و الگوریتمی است که بتواند به صورت هوشمندانه و کاملاً بهینه، مقادیر کنترلی الگوریتم را تخمین بزند و با کمترین حجم محاسباتی و زمانی ممکن، پاسخ و راه حل مناسب را ارائه دهد. رویکرد اصلی این تحقیق مبنی بر تمرکز و تکیه بر بهره‌گیری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند تکاملی و فراابتکاری اقتباس شده از پدیده‌های هوشمندانه طبیعی و فیزیکی می‌باشد. از همین رو محوریت اصلی پژوهش جاری، به کارگیری گونه‌هایی از الگوریتم قدرتمند IPO برای اولین بار در این رابطه جهت تخمین هوشمندانه مقادیر کنترلی نویزهای کواریانس در فیلتر کالمن یک سامانه ناوبری تلفیقی و حصول یک الگوریتم ناوبری بهینه و نتایج مطلوب می‌باشد. به طوری که با گذشت زمان و بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده رسیده به فیلتر، ماتریس‌های همبستگی نویز فرایند (ناوبری اینرسی) و اندازه‌گیری (مشاهدات GPS) که به ترتیب با  $Q$  و  $R$  نشان داده می‌شوند، به

2. Navigation  
3. Initialization  
4. Alignment/Calibration

1. Adaptive Kalman Filter

را دارد. مجموعه این ویژگی‌ها اجازه ایجاد سیستم‌های هوشمند ارزان با درجه بالایی از هوشمندی ماشین را به ما می‌دهد. بسیاری از مسایل بهینه‌سازی در مهندسی، طبیعتاً پیچیده‌تر و مشکل‌تر از آن هستند که با روش‌های مرسوم بهینه‌سازی نظیر روش برنامه‌ریزی ریاضی و نظایر آن قابل حل باشند. از طرفی نیز روش‌های کلاسیک ریاضیات دارای دو اشکال اساسی هستند: الف) نقطه بهینه محلی را به عنوان نقطه بهینه کلی در نظر می‌گیرند و ب) هر یک از این روش‌ها تنها برای مسأله خاصی کاربرد دارند، لذا هدف اصلی روش‌های هوشمند، یافتن پاسخ بهینه مسایل مهندسی است.

بهره‌گیری از الگوریتم‌های فراابتکاری جهت بهینه‌سازی هوشمند، بهبود چشم‌گیری را در کاهش حجم زمانی و محاسباتی لازم در حل مسایل مورد نظر به دنبال دارد. الگوریتم‌های مذکور، روش‌های جستجوی ابتکاری هستند که عمدتاً بر مبنای روش‌های شمارشی می‌باشند، با این تفاوت که از اطلاعات اضافی برای هدایت جستجو استفاده می‌کنند. این روش‌ها از نظر حوزه کاربرد، کاملاً عمومی هستند و می‌توانند مسایل خیلی پیچیده را حل کنند و فرایندهای بیولوژیکی و فیزیکی را تقلید کرده و از آنها بهره می‌برند. از مرسوم‌ترین آنها می‌توان الگوریتم زیستی (GA) [۲۱] و [۲۲]، بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO) [۲۳] و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) [۲۴] را نام برد.

در ادامه تنها به بررسی تفصیلی نسخه استاندارد الگوریتم IPO کاندیدا برای به کارگیری در این تحقیق پرداخته می‌شود. لذا در ادامه به ترتیب از ارائه الگوریتم‌های بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار (IPO) [۲۵] و تفصیلی نسخه‌های بهبودیافته MIPO<sup>۶</sup> [۲۶] و ساده‌شده SIPO<sup>۷</sup> [۲۷] پرهیز شده است. شایان ذکر است که یک نسخه جدید مبتنی بر تکرار (IIPPO) [۲۸] نیز در پیاده‌سازی‌ها به کار گرفته شده است.

### • بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار

الگوریتم بهینه‌سازی صفحات شیب‌دار الهام گرفته شده از حرکت اجسام کروی روی سطوح شیب‌دار بدون اصطکاک است که در این حالت همه اجسام تمایل دارند به پایین‌ترین نقطه سطح برسند [۲۵].

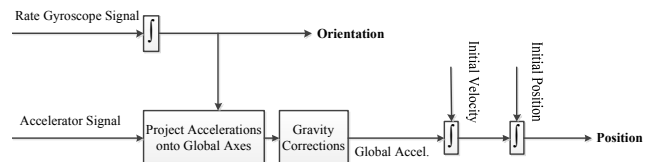
در این الگوریتم عوامل جست‌وجو توپ نام دارند که در فضای جست‌وجو دارای سه مختصات می‌باشند: موقعیت، ارتفاع و زوایایی که با دیگر توپ‌ها می‌سازند. موقعیت هر توپ، یک جواب در فضای جست‌وجو است و ارتفاع آن به وسیله تابع برازندگی به دست می‌آید. شکل ۳ یک فضای جست‌وجوی نمونه را با سه توپ نشان می‌دهد.

اگر سیستمی با  $N$  توپ فرضی را در نظر بگیریم، موقعیت توپ  $i$ ام که جوابی از مسأله است به صورت (۴) تعیین می‌شود

$$x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad , \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (4)$$

$$x_j^{\min} \leq x_j \leq x_j^{\max}$$

به طوری که  $x_i^d$  بعد  $d$ ام موقعیت توپ  $i$ ام می‌باشد. در یک زمان مشخص زاویه بین توپ  $i$ ام و توپ  $j$ ام در بعد  $d$ ، یعنی  $\phi_{ij}^d$  به صورت (۵) محاسبه می‌گردد



شکل ۲: فرایند کلی مکانیزاسیون ناوبری اینرسی [۲۰].

به صورت (۱) می‌باشد

$$x_k = [\phi_k, \lambda_k, h_k, v_k^N, v_k^E, v_k^D, \psi_k, \varphi_k, \theta_k]^T \quad (1)$$

که در آن  $\phi_k$  عرض جغرافیایی،  $\lambda_k$  طول جغرافیایی،  $h_k$  ارتفاع از سطح زمین،  $v_k^N$  سرعت در راستای جهت شمال،  $v_k^E$  سرعت در راستای جهت شرق،  $v_k^D$  سرعت در راستای جهت عمود رو به پایین،  $\psi_k$  زاویه سمت،  $\varphi_k$  زاویه رول و  $\theta_k$  زاویه پیچ وسیله متحرک است.

مدل گذار حالت (مدل حرکت) سیستم به صورت (۲) توصیف می‌شود

$$X_K = F(X_{K-1}, U_{K-1}, W_{K-1}) \quad (2)$$

که در آن  $u_k$  ورودی کنترلی است که مقادیر خوانده‌شده IMU می‌باشد و  $w_k$  نویز فرایند است که مستقل از حالت‌های گذشته و فعلی سیستم بوده و به خاطر عدم قطعیت موجود در حرکت وسیله متحرک و مقادیر خوانده‌شده IMU در نظر گرفته می‌شود.

مدل اندازه‌گیری حالت نیز عبارت است از

$$Z_K = H(X_K, V_K) \quad (3)$$

که در آن  $v_k$  نویز اندازه‌گیری است که مستقل از حالت‌های گذشته و جاری سیستم و همچنین مستقل از نویز فرایند بوده و به خاطر عدم قطعیت موجود در مقادیر خوانده‌شده GPS در نظر گرفته می‌شود.

توابع  $F$  و  $H$  در مدل گذار حالت و مدل اندازه‌گیری ذاتاً غیر خطی بوده و نویزهای فرایند و اندازه‌گیری نیز اساساً غیر گوسی و غیر سفید می‌باشند. از این رو مشکل اصلی ناوبری تلفیقی، مدل‌سازی این توابع و نویزها است که مورد توجه پژوهشگران حوزه بهینه‌سازی هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی نیز می‌باشد.

### ۳- بهینه‌سازی هوشمند و الگوریتم‌های فراابتکاری

بهینه‌سازی فرایندی است که در آن، با تنظیم ورودی‌های یک مسأله یا مشخصات یک قطعه، خروجی یا نتایج بهینه (بیشینه یا کمینه) ایجاد خواهد شد. بهینه‌سازی در ریاضیات به معنی میل و منتج‌شدن به نتیجه‌ای مطلوب است که می‌تواند کمینه یا بیشینه مقدار یک شاخص در قالب یک یا چند تابع هدف<sup>۱</sup> باشد. در عمل، به کارگیری رویکردها و روش‌های حل قطعی در بهینه‌سازی به سادگی بیان آنها نیست ولی این مهم به واسطه بهره‌گیری از گونه‌های روش‌های بهینه‌سازی تصادفی که به اصطلاح ابتکاری و فراابتکاری نیز خطاب می‌شوند، برآورده شده است.

مجموعه‌ای از روش‌های هوشمند را که به شکل مکمل یکدیگر، سیستم‌های مقاوم و ارزان ایجاد می‌کنند در قالب تکنیک‌های محاسبات نرم دسته‌بندی می‌نمایند. محاسبات نرم شامل روش‌هایی همچون شبکه‌های عصبی، منطق فازی، محاسبات تکاملی (شامل الگوریتم‌های ژنتیک)، هوش جمعی و رویکردهای ابتکاری و فراابتکاری با استدلال بر پایه احتمالات و تصادف می‌باشد که توانایی مواجهه با مسایل عدم دقت، عدم قطعیت، ابهام، حقیقت ناقص یا جزئی، یادگیری ماشین و بهینه‌سازی

2. Genetic Algorithm
3. Ant Colony Optimization
4. Particle Swarm Optimization
5. Inclined Planes System Optimization
6. Modified Inclined Planes System Optimization
7. Simplified Inclined Planes System Optimization
8. Iteration-Based Inclined Planes System Optimization

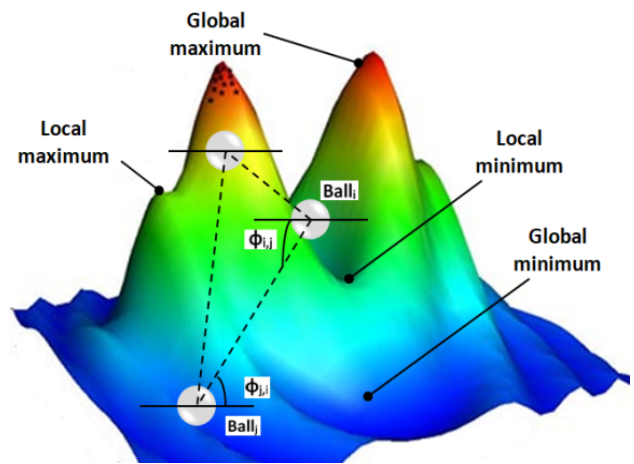
راه حل‌های بهینه یک مسأله بر اساس مشاهدات موجود و برآورد تابع هدف و کمینه‌سازی/بیشینه‌سازی آن هستند. چنانچه پیشتر گفته شد، مسأله تلفیق INS/GNSS یک مسأله غیر خطی است که در آن به دنبال یک فیلتر غیر خطی بهینه در قالب تخمین هوشمندانه مقادیر ماتریس‌های کواریانس نوین اندازه‌گیری و فرایند جهت تخمین پاسخ ناوبری هستیم. از این رو راهکار پیشنهادی در این مقاله جهت ارتقای کارایی فیلتر کالمن تحت ناوبری تلفیقی، به واسطه الگوریتم‌های مذکور جهت حصول سامانه ناوبری هوشمند است.

برای این منظور در این مقاله برای اولین بار از نسخه جدید الگوریتم بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار به نام IPO به همراه سایر نسخه‌ها با عناوین IPO, MIPO و SIPO برای بهینه‌سازی فیلتر تلفیق در مسأله ناوبری INS/GNSS استفاده و ملاحظات بدین منظور تدارک و طراحی می‌شود. این بهینه‌سازی به دو صورت، یکی تخمین بهینه پارامترهای فیلتر کالمن (مقادیر ماتریس‌های کواریانس نوین اندازه‌گیری و فرایند) و دیگری تعریف مکانیزمی هوشمند در تابع هدف مسأله انجام می‌گیرد. در واقع، عملکرد رویکرد پیشنهادی بدون تغییر در ساختار کلی فیلتر تلفیق و ساختار تعبیه‌شده در مسأله تلفیق مبتنی بر یک پژوهش معتبر [۱۸]، تنها با تنظیم وفقی پارامترهای فیلتر کالمن در الگوریتم ناوبری تلفیق، ارتقاء می‌یابد. برای تصدیق چگونگی عملکرد و خروجی‌های رویکردهای پیشنهادی، نتایج با دو الگوریتم رقیب مرسوم GA و PSO نیز مقایسه و تحلیل‌ها در این رابطه به تفصیل گزارش می‌شوند. از همین رو مبنای مقایسه، متکی بر راه حل‌های استخراج‌شده (مقادیر کواریانس نوین) از سامانه معمول ناوبری و بدون استفاده از الگوریتم‌های مذکور می‌باشد. بهبود نتایج و عملکرد سامانه ذکرگردیده تحت بهینه‌سازی هوشمند در قالب تحلیل‌های تخصصی و خروجی‌های عددی و گرافیکی ارائه و بررسی می‌شوند.

ساختار و ملاحظات پیاده‌سازی مسأله ناوبری تلفیقی INS/GNSS مفروض در مقاله کاملاً مطابق با [۱۸] که شامل یک چارچوب شبیه‌سازی برای سیستم‌های ناوبری تلفیقی کم‌هزینه با نام اختصاری NaveGo در قالب یک چارچوب مدون (جعبه ابزار) در محیط نرم‌افزار Matlab است، می‌باشد. کلیه داده‌ها و مشخصات مسیر، سنسورهای اینرسی، GPS، مکانیزم ناوبری و تلفیق، محاسبات، روابط حاکم بر مسأله و غیره نیز به تفصیل در [۱۸] تشریح و در سورس NaveGo متلب آن در نظر گرفته شده است. در رویکرد پیشنهادی به جای جایگزینی مقادیر حاصل از پروفایل خطای GPS برای جایگذاری در مقادیر قطر اصلی ماتریس اندازه‌گیری  $R$  و در عوض درج مقادیر نوین و بایاس هر یک از سنسورها در ماتریس کواریانس فرایند  $Q$ ، از مقادیر تخمین زده شده توسط روش‌های فراابتکاری پیشنهادی استفاده می‌شود. با توجه به این که در [۱۸]، خطاهای میانگین مربع RMS برای هر دو سامانه INS واقعی و شبیه‌سازی شده به ازای هر ماژول MEMS IMU مقایسه و گزارش گردیده است، مجموع مقادیر این دو خطا به صورت یک تابع مجموع وزن‌دار (با وزن یکسان و جمع جبری ساده) در قالب یک مقدار برازندگی و به صورت (۱۱) به عنوان تابع هدف در نظر گرفته می‌شود

$$\text{Objective\_Function} = \text{sum}([RMSE(IMU_1), RMSE(IMU_2)]) \quad (11)$$

که در آن RMSE برابر با میانگین مربعات خطا بین سامانه ناوبری تلفیقی INS/GNSS شبیه‌سازی شده و مقادیر مرجع ثبت‌شده واقعی و همچنین سامانه مستقل GNSS با مرجع مذکور به ازای دو مجموعه سامانه ناوبری



شکل ۳: یک فضای جست‌وجوی نمونه با سه توپ [۲۵].

$$\phi_{ij}^d(t) = \tan^{-1} \frac{f_j(t) - f_i(t)}{x_i^d(t) - x_j^d(t)}, \quad d = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N, \quad i \neq j$$

در (۵)،  $f_i(t)$  برازندگی توپ  $i$  ام در زمان  $t$  است. در حقیقت رابطه بالا نمایانگر صفحه شیب‌داری است که بین توپ  $i$  و  $j$  وجود دارد. شتاب وارد بر توپ  $i$  ام در بعد  $d$  ام با استفاده از (۶) حاصل می‌شود

$$a_i^d(t) = \sum U(f_j(t) - f_i(t)) \cdot \sin(\phi_{ij}^d(t)) \quad (6)$$

در رابطه فوق  $U$  تابع پله واحد می‌باشد و همچنین در (۶)، ثابت گرانش برای کاهش پیچیدگی حذف شده است. الگوریتم IPO از معادلات حرکت با شتاب ثابت برای به روز رسانی موقعیت توپ‌ها استفاده می‌کند

$$x_i^d(t+1) = k_r \cdot \text{rand}_r \cdot a_i^d(t) \cdot \Delta t + k_v \cdot \text{rand}_v \cdot v_i^d(t) \cdot \Delta t \quad (7)$$

در (۷)،  $\text{rand}_r$  و  $\text{rand}_v$  دو ثابت تصادفی هستند که به طور یکنواخت در بازه  $[0, 1]$  توزیع شده‌اند تا به IPO خاصیت تصادفی داده شود. همچنین  $v_i^d(t)$  سرعت توپ  $i$  ام در بعد  $d$  ام و تکرار  $t$  ام است که از (۸) محاسبه می‌شود

$$v_i^d(t) = \frac{x_{best}^d(t) - x_i^d(t)}{\Delta t} \quad (8)$$

در این رابطه  $x_{best}$  توپ با کمترین ارتفاع (برازندگی) در کل تکرارها تا تکرار فعلی است. در (۷) برای کنترل فرایند کاوش و بهره‌وری الگوریتم، از دو ثابت  $k_r$  و  $k_v$  استفاده شده است. این دو ثابت تابعی از زمان (تکرار الگوریتم) هستند به طوری که با گذشت زمان،  $k_r$  باید از مقدار اولیه خود کاهش و  $k_v$  افزایش یابد که با استفاده از (۹) و (۱۰) مقداردهی می‌شوند

$$k_r(t) = \frac{c_r}{1 + \exp((t - \text{shift}_r) \cdot \text{scale}_r)} \quad (9)$$

$$k_v(t) = \frac{c_v}{1 + \exp(-(t - \text{shift}_v) \cdot \text{scale}_v)} \quad (10)$$

مقادیر  $c_r$ ،  $c_v$ ،  $\text{shift}_r$ ،  $\text{shift}_v$ ،  $\text{scale}_r$  و  $\text{scale}_v$  به صورت تجربی به دست می‌آیند [۲۵].

#### ۴- رویکرد پیشنهادی به همراه ملاحظات پیاده‌سازی

روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری اقتباس‌شده از پدیده‌های طبیعی و فیزیکی، یکی از ابزارهای قدرتمند محاسبات نرم هستند که قادر به کشف

پاسخ آنها اخذ شود. همچنین مشخص است که مقادیر بردارهای سرعت و موقعیت جغرافیایی به‌ازای سیستم مستقل GNSS برای همه حالت‌های شبیه‌سازی شده یکسان خواهد بود.

در این مقاله، مسأله ناوبری مذکور به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی تک‌هدفه فرض گردیده و به ازای کلیه الگوریتم‌های پیشنهادی IPO، MIPO، SIPO و IIPO در کنار دو الگوریتم مرسوم رقیب PSO و GA بهینه‌سازی می‌شود. برای ارزیابی صحیح بازدهی الگوریتم‌ها، نتایج در قالب معیارهای عملکردی در کنار زمان اجرا و تحلیل‌های آماری تابع هدف گزارش می‌شوند. با توجه به حجم بسیار بالای داده‌های مسیر و داده‌های موقعیت دریافتی از سامانه GPS در کنار حجم عظیم اطلاعات و داده‌های آفلاین جمع‌آوری شده در [۱۸]، پیاده‌سازی‌ها منجر به صرف زمان زیادی شده است. لذا به دلیل محدودیت‌های سخت‌افزاری مورد نیاز برای به کارگیری در این رابطه، از چند سیستم کامپیوتری برای جمع‌آوری مجموعه نتایج به ازای تعداد تکرارهای مختلف هر الگوریتم بهره گرفته شده است. از این رو، پیاده‌سازی در محیط نرم‌افزار Matlab (نسخه‌های R2015b و R2019b) بر روی یک لپ‌تاپ و سه سیستم کامپیوتری رومیزی مجزا با مشخصات زیر اجرا شدند:

- Intel(R) Core(TM) i3-2330M CPU @ 2.30 GHz – RAM تحت ویندوز ۷ Ultimate ۶ GB
- Intel(R) Core(TM) i5-6500 CPU @ 3.20 GHz – RAM تحت ویندوز ۱۰ Pro ۸ GB
- Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60 GHz – RAM تحت ویندوز ۱۰ Pro ۱۶ GB
- Intel(R) Core(TM) i5-3570 CPU @ 3.40 GHz – RAM تحت ویندوز ۱۰ Pro ۲۰ GB

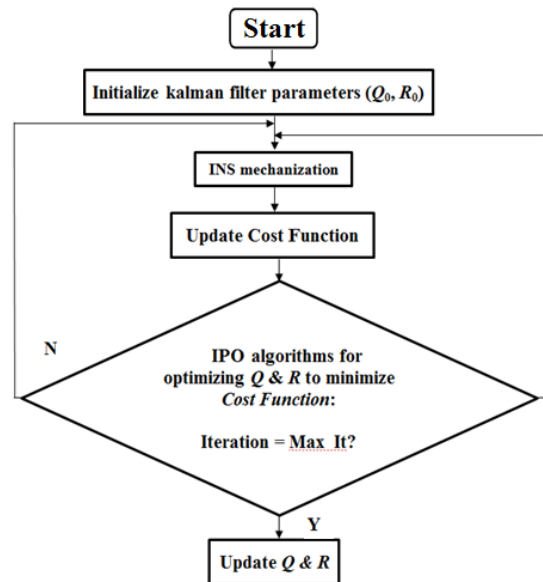
هر الگوریتم به ازای ۵ اجرای مستقل با تعداد تکرارهای متمایز ۱۰۰ تا ۵۰۰ اجرا شده است. به دلیل محدودیت حجم مقاله، تنها نتایج گرافیکی به ازای بهترین اجرای هر الگوریتم و تحلیل‌های عددی و آماری به ازای مجموعه آنها ارائه می‌شوند. تعداد اجراها به گونه‌ای گزینش شده تا موفقیت عملکردی هر روش را به ازای حجم تکرار کم تا زیاد برآورد کند. مقادیر پارامترهای کنترلی هر یک از الگوریتم‌ها در جدول ۱ لیست شده‌اند و مقادیر کنترلی با اتکا به نتایج متعدد تجربی و کارهای مشابه اتخاذ گردیده‌اند. در PSO مقدار ضریب اینرسی  $w$  به صورت خطی با ضریب اصطکاک  $w_{damp}$  متناظر با گام‌های تکرار الگوریتم کاهش می‌یابد. در جدول ۱ برخی مقادیر در یک بازه برای الگوریتم تنظیم شده‌اند تا پاسخ مطلوب حاصل شود که به صورت بازه‌ای (نظیر [۰,۹۰]) گزارش شده‌اند. در مقابل، برخی الگوریتم‌ها به ازای مقادیر کنترلی ثابت برای کلیه اجراهای مستقل به نتایج مطلوب دست یافتند. این عملکرد پایدار و موفق به ازای حداقل تغییرات پارامترهای کنترلی (و یا ثابت) نشان از برتری و قدرتمندی روش در مسأله مورد بهینه‌سازی دارد.

بازه تغییرات متغیرهای طراحی به صورت بردارهای حداقل و حداکثر بازه قابل انتخاب متغیرها (برابر با ۱۸ متغیر طراحی به ترتیب شامل مقادیر قطرهای اصلی ماتریس‌های  $R$  و  $Q$ ) در (۱۳) و (۱۴) به شکل مشخص و محدود در نظر گرفته شده است

$$\min\_var = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}, 1e^{-1}] \quad (13)$$

$$\max\_var = [1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1] \quad (14)$$

در تحلیل نتایج، بهترین مقادیر عددی به صورت پررنگ (بولد) نمایش



شکل ۴: بهینه‌سازی هوشمند مسأله ناوبری تلفیقی INS/GNSS با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری IPO.

اینرسی IMU مفروض می‌باشد. میانگین مربعات خطا شامل اختلاف کلیه مقادیر پارامترهای مهم و ضروری در سامانه‌های ناوبری از جمله طول و عرض جغرافیایی، ارتفاع،  $roll$ ،  $pitch$ ،  $yaw$  و سرعت در سه جهت است. روندنمای شکل ۴، چارچوب کلی رویکرد پیشنهادی را نشان می‌دهد. هدف از بهینه‌سازی ماتریس‌های  $Q$  و  $R$ ، تخمین درایه‌های آنها به گونه‌ای است که خطای بهینه‌سازی (۱۲) به کمترین مقدار خود برسد (کمینه شود)، لذا طول جمعیت عوامل جستجو به شکل بردار طراحی زیر تعریف می‌شوند

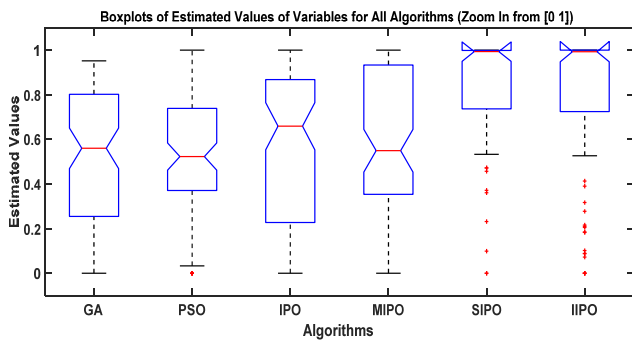
$$X^T = [x_1^R, x_2^R, \dots, x_n^R, x_1^Q, x_2^Q, \dots, x_n^Q] \quad (12)$$

لذا جواب یک بردار  $N$  بعدی است که در آن  $N$  تعداد عوامل جستجو و برابر با مجموعه تعداد اعداد قطرهای اصلی دو ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری و فرایند است و در بدنه الگوریتم‌های بهینه‌سازی مفروض ملاحظه شده است.

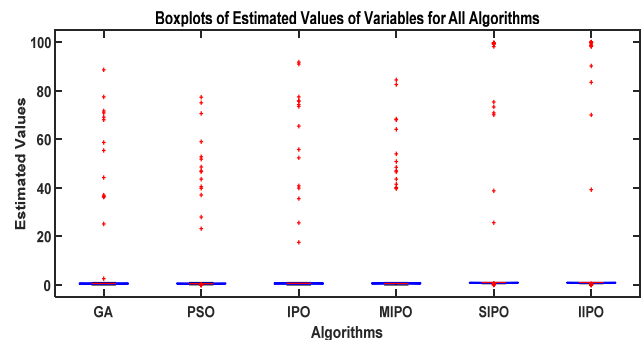
## ۵- نتایج شبیه‌سازی و تحلیل‌ها

در این بخش نتایج خروجی حاصل از رویکردهای پیشنهادی گزارش می‌شوند. مقادیر نهایی ماتریس‌های کواریانس نویز  $R$  و  $Q$  حاصل از [۱۸] در پیوست لیست شده‌اند. این مقادیر می‌بایست توسط روش‌های بهینه‌سازی هوشمند پیشنهادی به صورت بهینه و هوشمندانه‌ای تخمین زده شوند تا منجر به حصول حداقل مقادیر خطاهای RMS شود.

طول مدت اندازه‌گیری‌ها بر مبنای مدت زمان طی شده برای طول مسیر و استخراج داده‌های آفلاین موقعیت وسیله مورد نظر می‌باشد (برای ۵۰۰ ثانیه). لذا ارزیابی موفقیت و صحت نتایج ناوبری می‌بایست بر مبنای زمان کل طی شده توسط سامانه ارزیابی شود که آیا سیستم برای مدت مذکور دارای خطای انتگرال‌گیری زیادی است یا خیر؛ چرا که یکی از چالش‌های مهم پیش روی به کارگیری ماژول‌های اینرسی مبتنی بر فناوری MEMS، خطای ناشی از دریافت انتگرال‌گیری از معادلات مکانیزاسیون ناوبری است که در طول زمان تشدید می‌شود. شایان ذکر است به دلیل وجود مقادیر تصادفی در روابط مکانیزاسیون، خروجی‌های پژوهش مرجع و مقادیر حاصل از به کارگیری دو مجموعه سنسورهای اینرسی در هر اجرا متمایز خواهد بود، لذا در اینجا سعی شده تا بهترین



(ب)



(الف)

شکل ۵: نمودار جعبه‌ای متغیرهای طراحی در طول ۵ اجرای مستقل به ازای کلیه الگوریتم‌ها.

جدول ۱: پارامترهای کنترلی الگوریتم‌ها.

الگوریتم					پارامتر	
IIPO	SIPO	MIPO	IPO	PSO	GA [۲۹]	
		۵۰۰ و ۴۰۰	۲۰۰، ۳۰۰	۱۰۰		تکرارها
			۵۰			جمعیت
			۱۸			ابعاد
—	—	—	—	—	۰٫۹۵- تک نقطه‌ای	همبری، نرخ همبری
—	—	—	—	—	۰٫۰۵- یکنواخت	جهش، نرخ جهش
—	—	—	—	—	چرخ رولت	انتخاب
—	—	—	—	۲	—	$c_1, c_2$
—	—	—	—	۰٫۹۹	—	$w$
—	—	—	۰٫۲	—	—	$c_1$
—	—	—	۱٫۷	—	—	$c_2$
—	—	—	۱	—	—	$shift_1$
—	—	—	۸۰	—	—	$shift_2$
—	—	—	۰٫۲	—	—	$scale_1$
—	—	—	۰٫۷۳	—	—	$scale_2$
—	—	۱-۰٫۰۰۱	—	—	—	$k_{damp}$
—	—	۲-۰٫۹	—	—	—	$k_{rdamp}$
۲	۱	—	—	—	—	$F$
۱٫۷۵	۰٫۸، ۱	—	—	—	—	$\beta$
—	۲	—	—	—	—	$c$
—	۰٫۲، ۰٫۱	—	—	—	—	$m_{ratio}$

داده می‌شوند. با توجه به زمان بر بودن اجراها، زمان اجرا بر حسب ساعت گزارش گردیده است. مقادیر گزارش شده برای معیارهای عملکردی مسأله، بیانگر مقدار دقت خروجی سیستم تلفیقی INS/GNSS بهینه‌شده توسط الگوریتم‌های هوشمند مفروض می‌باشد. به گونه‌ای که مقدار مندرج در هر ردیف متناظر با ستون یک الگوریتم، حکایت از خطای مورد نظر سیستم بر روی مقادیر ماتریس‌های نویز تخمینی به ازای آن الگوریتم بر حسب معیارهای خطا در محور رول، پیچ، یاو، خطای سرعت شمالی، سرعت شرقی و سرعت عمودی به علاوه خطای موجود در اندازه‌گیری طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و بلندی (ارتفاع) می‌باشد.

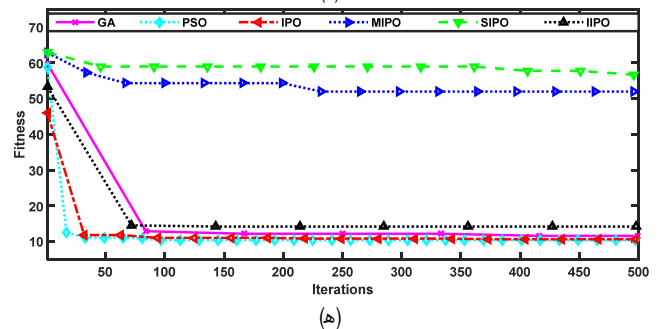
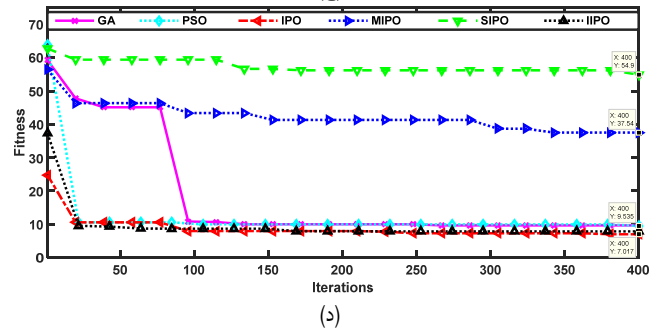
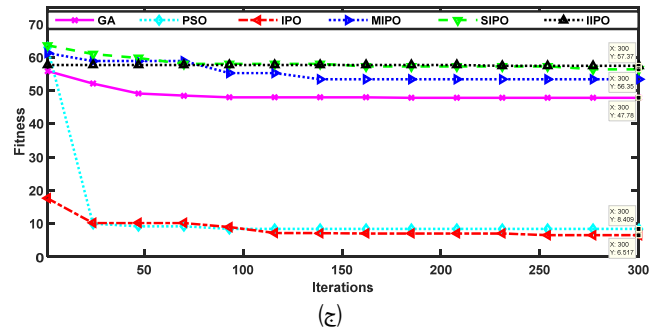
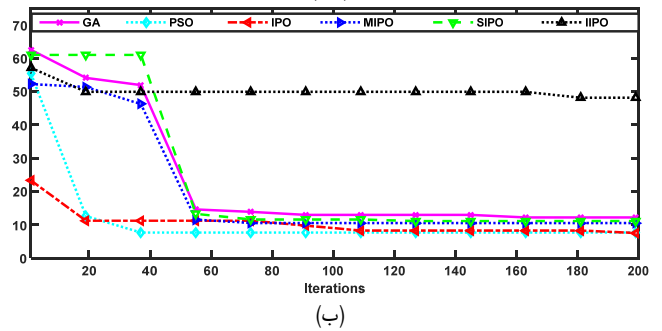
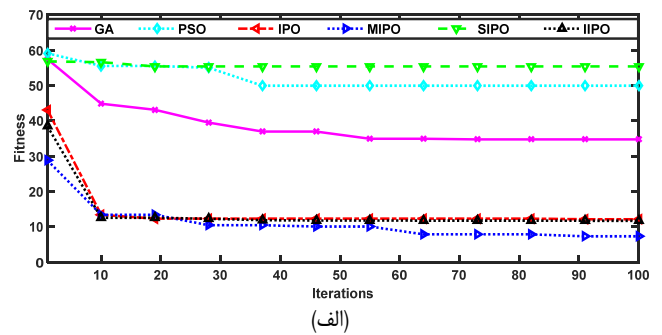
در شکل ۵، خروجی متغیرهای طراحی تخمین زده شده (مقادیر قطره‌های اصلی ماتریس‌های کواریانس نویز اندازه‌گیری  $R$  و فرایند  $Q$ ) در قالب نمودار جعبه‌ای برای کل ۵ اجرای مستقل به ازای تمامی الگوریتم‌ها آمده است. منحنی‌های مشخصات همگرایی الگوریتم‌ها نیز برای ۵ اجرا در شکل ۶ نمایش داده شده‌اند.

داده شده‌اند. خروجی‌ها به ترتیب در قالب مقادیر تخمینی متغیرهای طراحی ( $X^T$  در (۱۲))، منحنی‌های همگرایی، تحلیل آماری مقادیر برازندگی تابع هدف، زمان اجرا و مقادیر عددی معیارهای عملکردی مسأله، همگی به ازای کل اجراهای کلیه الگوریتم‌ها و نمایش گرافیکی خروجی‌ها به ازای بهترین اجرای هر الگوریتم ارائه می‌شوند. معیارهای عملکردی مسأله عبارت هستند از مسیریابی (بر حسب طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع)، وضعیت در سه بعد/محور (غلتنک بر مبنای محور طولی (Roll)، شیب بر مبنای محور عرضی (Pitch) و سمت بر مبنای محور عمودی (Yaw))، خطاهای وضعیت Roll، Pitch و Yaw، تغییرات سرعت (دریافتی از GPS شامل مؤلفه‌های سرعت شمالی  $V_N$ ، سرعت شرقی  $V_E$  و سرعت عمودی  $V_D$ )، خطاهای مؤلفه‌های سرعت، تغییرات طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع و نهایتاً خطاهای مؤلفه‌های موقعیت‌های طول و عرض جغرافیایی در کنار ارتفاع که همگی به ازای وسیله نقلیه مرجع در قالب متغیر REF یا True، به ازای مرجع GPS و به ازای عملکرد دو مازول IMU\ و IMU۲ به صورت متمایز و متقارن نمایش

هر یک از الگوریتم‌ها در طول ۵ اجرای مستقل نمایش داده شده است. همچنین در شکل ۸، نمایش‌های گرافیکی تغییرات دقت معیارهای عملکردی سامانه‌های ناوبری بهینه‌سازی برای کلیه الگوریتم‌ها به ازای بهترین اجرای آنها و متناظر با اجراهای شکل ۷ نمایش داده شده‌اند. اگرچه خروجی‌های شکل‌های ۷ و ۸ به صورت متناظر و حاصل بهترین اجرا ۵ از اجرای مستقل می‌باشند و هر یک از آنها به ازای تعداد تکرارهای متفاوت به دست آمده‌اند، با این وجود باید گفت که اندازه جمعیت و تعداد تکرار به عنوان دو شاخص مهم در الگوریتم‌های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت عمل می‌کنند. لذا افزایش آنها منجر به خروجی‌های قطعی‌تر و پایدارتر برای کاربردهای عملی و حساس خواهد شد که در مقابل الگوریتم نیازمند صرف زمان بیشتر نیز می‌باشد.

شایان ذکر است که اگرچه مزیت حجم محاسبات ساختاری بسیار کم و سهولت در پیاده‌سازی رویکردهای بهینه‌سازی هوشمند فراابتکاری در قیاس با ملاحظات و محاسبات سنگین و پیچیده تکنیک‌های قطعی و ریاضی منجر به بهره‌گیری از آنها در مسأله ناوبری تلفیقی INS/GNSS مفروض شده است، با این حال از مقادیر زمان اجرا در جدول ۲ این گونه برمی‌آید که حصول خروجی مطلوب، صرف زمان بسیار زیادی را به ازای هر یک از الگوریتم‌های مفروض به دنبال داشته است. این به خودی خود در تضاد با کاربرد بلادرنگ بسیاری از سامانه‌های ناوبری واقعی است. در پاسخ باید گفت دلیلی که این عملکرد را قابل رقابت با خروجی روش‌های قطعی و تئوری نظیر مرجع مینای مقایسه [۱۸] دانسته و استفاده از چنین الگوریتم‌هایی را توجیه‌پذیر می‌کند، امکان اجرای مستقل این الگوریتم‌ها با مقادیر کنترلی متفاوت و زمان‌بر و به صورت آفلاین می‌باشد تا نتایج مطلوب و پایدار هر یک از آنها استخراج و سپس خروجی‌های عددی در معادلات مکانیزاسیون سامانه ناوبری گنجانده شود که بتواند با عملکرد مطلوب‌تر در فرایندی بلادرنگ عمل کند. لذا در اینجا علی‌رغم صرف زمان زیاد، پاسخ‌های عددی بهینه نهایی (مبتنی بر مقایسه با مقادیر مرجع در پیوست) برای ماتریس‌های کواریانس حاصل شده و می‌توانند در مسأله ناوبری مینا با تنظیم شوند و سامانه در کاربرد مذکور به صورت بلادرنگ به کار گرفته شود.

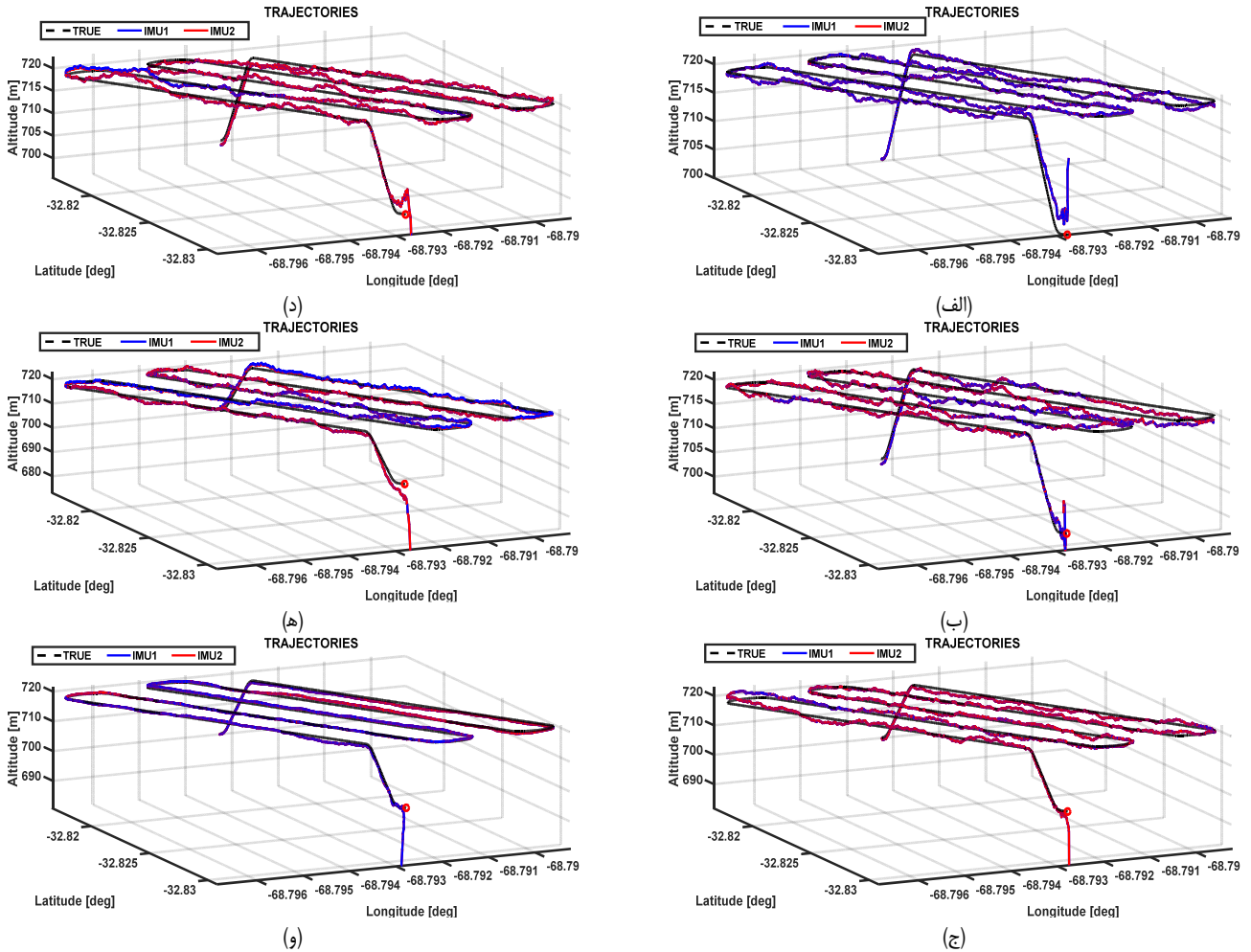
جهت ارزیابی عملکرد رویکرد پیشنهادی مبتنی بر استفاده از الگوریتم‌های IPO، مقادیر میانگین خطای معیارهای عملکردی در طراحی سامانه‌های ناوبری تلفیقی مشابه به ازای برخی پژوهش‌های مشابه اخیر در جدول ۳ لیست شده‌اند. در پایان نیز در جدول ۴، در جهت ارزیابی کلی و نهایی عملکرد هر الگوریتم، یک رتبه‌بندی نهایی هر الگوریتم از حاصل مجموع برتری عددی شاخص‌های آماری آنها در جدول ۲ به ازای هر یک از معیارهای عملکردی تقسیم بر کل مجموع تعداد کل معیارهای عملکردی ارائه شده است. این خروجی بیانگر عملکرد کلی هر الگوریتم بر حسب تلفیق شاخص‌های آماری و معیارهای عملکردی است که به ترتیب، موفقیت و برتری الگوریتم‌ها را نشان می‌دهد. در جدول ۴، محاسبات جهت حصول رتبه‌بندی مجموع هر یک از الگوریتم‌ها نسبت به به کارگیری هر یک از سامانه‌های ناوبری اینرسی IMU۱ و IMU۲ در کنار رتبه‌بندی‌های حاصل از نتایج آماری زمان اجرا و برازندگی تابع هدف مسأله در آخرین ردیف گزارش شده است. همان طور که در جدول ۴ قابل مشاهده است، رتبه‌بندی نهایی هر یک از الگوریتم‌ها گزارش و جمع‌بندی شده‌اند و حکایت از آن دارد که رتبه‌بندی برتری به ترتیب به واسطه IPO، SIPO، PSO، GA و نهایتاً MIPO حاصل شده است.



شکل ۶: منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌ها به ازای تکرارهای (الف) ۱۰۰، (ب) ۲۰۰، (ج) ۳۰۰، (د) ۴۰۰ و (ه) ۵۰۰.

در جدول ۲، ارزیابی‌های کلی از نتایج و خروجی‌ها و معیارهای عملکردی سیستم‌های بهینه‌سازی شده به ازای کل ۵ اجرای مستقل با تعداد تکرارهای ۱۰۰، ۲۰۰، ۳۰۰، ۴۰۰ و ۵۰۰ به صورت یکجا و در قالب به کارگیری شاخص‌های آماری حداقل (بهترین)، حداکثر (بدترین)، میانگین (متوسط) و واریانس ارائه می‌شوند. در شکل ۷ بهترین مسیریابی





شکل ۷: روند مسیریابی سامانه‌های ناوبری بهینه‌سازی شده به واسطه بهترین اجرای الگوریتم‌های (الف) GA، (ب) PSO، (ج) IPO، (د) MIPO، (ه) SIPO و (و) HIPO در مقایسه با مسیر مرجع True.

جدول ۲: ارزیابی آماری نتایج الگوریتم‌ها به ازای کل ۵ اجرای مستقل.

						الگوریتم‌ها	
HIPO	[۳۰] SIPO	[۲۹] MIPO	[۲۹] IPO	[۲۹] PSO	[۲۹] GA	معیارهای عملکردی	
۷,۸۸۴۴	۱۱,۱۲۹۸	۷,۳۴۲۷	۶,۵۱۷۵	۷,۶۶۲۵	۹,۶۶۳۰	حداقل	برازندگی
۵۷,۳۶۶۲	۵۶,۶۹۰۳	۵۳,۳۳۹۴	۱۲,۱۳۵۹	۴۹,۹۰۷۶	۴۷,۷۸۱۰	حداکثر	
۳۷,۶۸۰۹	۴۶,۸۸۳۳	۳۲,۱۵۰۰	۸,۷۸۴۱	۱۷,۱۷۸۳	۲۳,۳۰۶۵	میانگین	
۵۳۹,۱۳	۳۹۹,۹۹۸	۴۸۸,۳۶	۶,۱۸۲	۳۳۵,۸۳	۲۹۳,۶۴	واریانس	
۱۲,۱۱۶۶	۱۲,۳۸۱۴	۱۳,۱۰۰۹	۱۲,۹۶۶۰	۱۱,۱۶۱۷	۱۳,۰۱۲۲	حداقل	زمان اجرا (ساعت)
۶۱,۲۹۰۰	۵۹,۹۱۵۴	۷۳,۴۰۹۹	۷۱,۷۸۴۰	۸۱,۵۱۷۳	۸۳,۵۵۶۰	حداکثر	
۳۷,۱۶۰۶	۳۶,۹۹۱۴	۳۸,۷۸۸۸	۳۷,۳۳۷۶	۳۹,۳۴۵۴	۳۹,۷۶۰۰	میانگین	
۳۸۲,۸۶۴	۳۶۵,۹۲۱	۶۶۶,۰۴	۷۱۱,۲۵	۷۳۵,۸	۸۰۱,۰۱	واریانس	
مقادیر دقت به ازای به کارگیری ماژول IMU1 (ADIS۱۶۴۰۵)							
۴,۸۱۰۱	۲,۵۸۵۹	۶,۹۲۸۳	۱,۵۸۳۲	۱,۵۸۸۱	۱,۶۶۲۰	حداقل	Roll°
۴۳,۲۳۵۰	۳۰,۱۱۲۰	۳۴,۳۶۰۰	۸,۷۶۶۵	۳۷,۸۶۷۰	۲۶,۳۱۶۰	حداکثر	
۱۴,۷۸۴۶	۱۳,۵۵۶۹	۱۳,۶۴۱۰	۵,۴۸۲۱	۱۳,۹۷۵۷	۱۰,۱۵۱۶	میانگین	
۲۶۴,۲۸	۱۰۵,۹۴	۱۳۵,۱۳	۸,۹۹	۲۰,۷۶۲	۱۰۲,۷۷	واریانس	
۲,۷۶۳۶	۲,۹۱۴۱	۴,۹۹۸۷	۲,۰۸۳۵	۱,۹۸۴۱	۴,۰۰۷۷	حداقل	INS/GNSS Pitch°
۴۱,۸۳۶۰	۴۱,۹۸۸۰	۵۱,۴۵۵۰	۸,۵۵۳۹	۵۵,۸۴۱۰	۳۹,۹۵۸۰	حداکثر	
۱۷,۲۵۹۱	۱۴,۷۱۳۵	۱۶,۳۷۸۲	۴,۴۴۶۳۵	۱۸,۲۶۸۰	۱۳,۳۹۹۳	میانگین	
۲۵۴,۱۳	۲۴۶,۴۹	۳۸۹,۳۳	۶,۱۴۰۳	۴۶۱,۴	۲۲۷,۵۶	واریانس	
۴۰,۶۷۷۰	۴۷,۳۷۷۰	۴۳,۰۹۵۰	۵,۸۷۴۹	۵۰,۲۷۷۰	۲۱,۴۵۳۰	حداقل	Yaw°
۵۷,۴۴۶۰	۵۷,۲۸۷۰	۵۸,۸۶۶۰	۵۸,۳۶۶۰	۶۷,۱۸۱۰	۵۸,۵۸۳۰	حداکثر	
۵۰,۰۱۳۲	۵۳,۸۹۲۲	۴۹,۸۳۷۸	۳۲,۸۸۷۲	۵۸,۵۸۷۰	۴۵,۴۳۰۶	میانگین	

۶۲,۵۱۱	۱۶,۶	۴۲,۹۹۳	۶۶۲,۷۴	۳۸,۱۶	۲۱۴,۴۳	واریانس	
۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۷۵	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۷۲	۰,۰۴۷۹	۰,۰۴۶۸	حداقل	
۰,۰۴۹۶	۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۹۱	۰,۰۴۹۴	۰,۰۴۹۲	۰,۰۴۹۱	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۳	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۵	۰,۰۴۸۱	میانگین	
$۳,۰۳ \times 10^{-۷}$	$۱,۳ \times 10^{-۷}$	$۲,۰۳ \times 10^{-۷}$	$۷,۳ \times 10^{-۷}$	$۲,۴ \times 10^{-۷}$	$۸,۴ \times 10^{-۷}$	واریانس	N
۰,۰۶۹۰	۰,۰۶۴۱	۰,۰۷۵۱	۰,۰۵۵۹	۰,۰۶۲۲	۰,۰۶۲۸	حداقل	
۰,۳۴۷۵	۰,۲۹۳۴	۰,۲۸۸۲	۰,۰۸۱۶	۰,۳۱۲۹	۰,۲۵۲۷	حداکثر	INS/GNSS
۰,۱۵۰۴	۰,۱۷۲۹	۰,۱۶۳۱	۰,۰۶۶۵	۰,۱۵۱۰	۰,۱۱۸۲	میانگین	
۰,۰۱۳۸	۰,۰۰۶۷	۰,۰۰۶۹	۰,۰۰۰۱	۰,۰۱۳۱	۰,۰۰۶۷	واریانس	
۰,۰۴۷۴	۰,۰۴۷۳	۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۷۹	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۸۱	حداقل	
۰,۰۴۹۸	۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۷	۰,۰۴۹۴	۰,۰۴۸۶	۰,۰۴۹۸	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۶	میانگین	
$۸,۱ \times 10^{-۷}$	$۳,۹ \times 10^{-۷}$	$۱,۹ \times 10^{-۷}$	$۳,۹ \times 10^{-۷}$	$۰,۶ \times 10^{-۷}$	$۴,۸ \times 10^{-۷}$	واریانس	E
۰,۰۶۳۴	۰,۰۶۱۳	۰,۰۷۳۹	۰,۰۶۲۴	۰,۰۵۹۰	۰,۰۶۰۱	حداقل	Velocity (m/s)
۰,۳۲۷۴	۰,۲۹۸۶	۰,۳۱۳۲	۰,۰۸۴۱	۰,۳۲۳۴	۰,۲۱۵۳	حداکثر	INS/GNSS
۰,۱۵۰۳	۰,۱۴۷۲	۰,۱۳۹۷	۰,۰۷۴۰	۰,۱۴۳۰	۰,۱۲۱۶	میانگین	
۰,۰۱۱۸	۰,۰۰۸۱	۰,۰۰۹۸	۰,۰۰۰۱	۰,۰۱۲۲	۰,۰۰۴۸	واریانس	
۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۶۹	۰,۰۴۷۰	۰,۰۴۶۷	۰,۰۴۷۴	۰,۰۴۷۶	حداقل	
۰,۰۴۹۳	۰,۰۴۸۶	۰,۰۴۸۷	۰,۰۴۹۱	۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۸	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۷۹	میانگین	
$۴,۲ \times 10^{-۷}$	$۵,۲ \times 10^{-۷}$	$۶,۴ \times 10^{-۷}$	$۸,۷ \times 10^{-۷}$	$۲,۶ \times 10^{-۷}$	$۲,۴ \times 10^{-۷}$	واریانس	D
۰,۰۴۴۶	۰,۰۴۸۷	۰,۰۶۱۳	۰,۰۳۵۳	۰,۰۴۱۹	۰,۰۴۱۷	حداقل	
۰,۴۲۵۹	۰,۳۱۶۲	۰,۳۵۳۱	۰,۱۰۴۹	۰,۳۸۱۸	۰,۲۶۹۷	حداکثر	INS/GNSS
۰,۱۴۴۷	۰,۱۵۹۳	۰,۱۴۵۵	۰,۰۵۴۳	۰,۱۲۵۸	۰,۰۹۹۹	میانگین	
۰,۰۲۶۵	۰,۰۰۹۵	۰,۰۱۴۰	۰,۰۰۰۸	۰,۰۲۱۳	۰,۰۰۹۶	واریانس	
۴,۵۷۴۵	۴,۶۸۲۰	۴,۶۳۰۶	۴,۵۶۰۳	۴,۵۹۸۶	۴,۵۱۲	حداقل	
۴,۶۷۱۴	۴,۷۷۰۲	۴,۷۳۳۷	۴,۷۵۹۹	۴,۷۲۵۸	۴,۷۳۹۳	حداکثر	GNSS
۴,۶۲۷۴	۴,۷۱۰۳	۴,۶۸۱۴	۴,۶۵۲۶	۴,۶۵۰۴	۴,۶۶۹۶	میانگین	
۰,۰۰۱۴	۰,۰۰۱۳	۰,۰۰۲۱	۰,۰۰۶۵	۰,۰۰۳۵	۰,۰۰۴۷	واریانس	Latitude (m)
۰,۵۰۲۲	۰,۴۹۰۲	۰,۵۰۱۶	۰,۴۵۴۵	۰,۴۵۴۱	۰,۵۳۷۶	حداقل	
۰,۵۴۲۵	۰,۷۵۱۴	۰,۶۹۸۰	۰,۶۹۱۷	۰,۷۰۷۷	۰,۷۸۲۷	حداکثر	INS/GNSS
۰,۵۱۶۵	۰,۶۰۰۱	۰,۵۸۶۸	۰,۶۲۳۵	۰,۵۷۰۹	۰,۶۳۴۱	میانگین	
۰,۰۰۰۲	۰,۰۱۰۵	۰,۰۰۸۵	۰,۰۱۰۰	۰,۰۰۹۵	۰,۰۱۰۴	واریانس	
۴,۶۰۰۰	۴,۶۱۹۰	۴,۵۷۶۹	۴,۶۱۹۵	۴,۶۵۴۵	۴,۶۱۱۹	حداقل	
۵,۶۹۴۱	۴,۷۵۲۲	۴,۷۶۶۲	۴,۷۱۵۲	۴,۸۰۸۹	۴,۸۲۳۴	حداکثر	GNSS
۴,۸۶۶۷	۴,۷۰۵۲	۴,۶۹۱۸	۴,۶۷۵۱	۴,۷۲۰۲	۴,۶۹۸۱	میانگین	
۰,۲۱۶۳	۰,۰۰۳۱	۰,۰۰۵۲	۰,۰۰۱۵	۰,۰۰۳۴	۰,۰۰۶۳	واریانس	Longitude (m)
۰,۴۷۶۹	۰,۵۲۷۲	۰,۵۲۲۳	۰,۴۲۱۴	۰,۴۶۴۹	۰,۴۸۲۳	حداقل	
۰,۶۵۳۸	۰,۶۴۷۴	۰,۶۱۷۳	۰,۷۴۸۲	۰,۶۱۱۷	۱,۰۳۲۲	حداکثر	INS/GNSS
۰,۵۵۸۷	۰,۵۸۵۳	۰,۵۷۷۰	۰,۵۴۱۵	۰,۵۵۱۴	۰,۶۵۰۹	میانگین	
۰,۰۰۴۲	۰,۰۰۲۱	۰,۰۰۱۵	۰,۰۱۵۵	۰,۰۰۴۰	۰,۰۵۲۱	واریانس	
۹,۲۲۲۸	۹,۰۳۷۷	۹,۳۱۵۶	۹,۱۸۹۲	۹,۱۷۳۳	۹,۰۷۳۰	حداقل	
۹,۶۳۸۴	۹,۶۹۲۵	۹,۷۶۸۶	۹,۵۰۲۸	۹,۵۱۹۰	۹,۴۷۷۴	حداکثر	GNSS
۹,۳۹۳۶	۹,۳۲۸۲	۹,۴۴۴۲	۹,۳۶۹۰	۹,۳۷۸۷	۹,۳۳۲۳	میانگین	
۰,۰۲۳۸	۰,۰۶۴۴	۰,۰۳۴۹	۰,۰۱۷۵	۰,۰۲۲۱	۰,۰۲۴۷	واریانس	Altitude (m)
۰,۸۳۷۵	۱,۰۱۳۳	۰,۸۵۴۵	۰,۷۹۲۵	۰,۷۸۱۱	۰,۸۲۱۷	حداقل	
۱,۲۴۹۷	۱,۳۲۹۶	۱,۲۸۶۲	۱,۶۴۵۹	۱,۱۹۶۷	۱,۱۱۸۱	حداکثر	INS/GNSS
۱,۰۱۹۳	۱,۱۴۴۲	۱,۰۴۳۳	۱,۰۴۴۵	۱,۰۰۴۴	۰,۹۴۵۹	میانگین	
۰,۰۲۹۵	۰,۰۱۳۳	۰,۰۲۷۳	۰,۱۱۸۷	۰,۰۳۰۸	۰,۰۱۵۰	واریانس	
مقادیر دقت به ازای به کارگیری ماژول IMU۲ (ADIS۱۶۴۸۸)							
۱,۱۶۵۴	۱,۲۷۶۲	۱,۱۶۷۳	۱,۲۱۵۸	۱,۴۱۷۸	۱,۴۰۱۷	حداقل	INS/GNSS Roll°

۱۱,۱۱۴۰	۹,۵۷۶۵	۱۱,۴۷۳۰	۲,۷۴۹۵	۱,۰۰۷۴۰	۹,۳۳۶۸	حداکثر	
۴,۴۳۸۵	۶,۴۰۰۸	۶,۰۷۱۸	۱,۶۳۹۳	۴,۰۷۳۶	۴,۱۰۸۸	میانگین	
۱۷,۲۰۴	۱۱,۳۱۵	۲۱,۲۴۶	۰,۳۹۳۷	۱۵,۰۰۶	۱۴,۱۸۱	واریانس	
۱,۳۶۹۹	۱,۴۹۴۲	۱,۳۸۵۰	۱,۴۱۳۳	۱,۳۱۴۵	۱,۴۶۷۲	حداقل	
۷,۵۳۶۲	۹,۱۴۰۲	۹,۴۳۴۳	۷,۷۰۳۴	۸,۱۵۱۴	۷,۴۹۸۹	حداکثر	Pitch°
۴,۶۳۳۷	۶,۴۶۵۵	۵,۳۸۳۲	۲,۸۴۸۴	۳,۶۷۶۱	۳,۸۱۵۸	میانگین	
۸,۶۱۶	۸,۴۶۴	۱۳,۴۹۵	۷,۴۰۰۴	۹,۰۷۳	۸,۸۴۱	واریانس	
۶,۰۰۹۴	۱۵,۷۲۸۰	۳,۱۰۷۶	۲,۸۹۵۵	۷,۱۹۵۰	۷,۲۰۶۴	حداقل	
۵۴,۹۰۱۰	۵۵,۰۸۱۰	۵۸,۴۴۶۰	۵۰,۱۵۲۰	۵۲,۹۷۵۰	۵۵,۶۳۲۰	حداکثر	Yaw°
۲۹,۴۷۴۱	۴۶,۶۸۷۶	۳۶,۳۵۱۷	۱۶,۱۹۹۳	۲۳,۵۹۹۴	۲۶,۴۴۱۵	میانگین	
۴۸۳,۸۷۶	۳۰۰,۰۱۸	۷۱۷,۱۷۷	۳۶۹,۵۴۳	۳۷۲,۲۱۲	۴۷۲,۹۵	واریانس	
۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۷۵	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۷۲	۰,۰۴۷۹	۰,۰۴۷۸	حداقل	
۰,۰۴۹۶	۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۹۱	۰,۰۴۹۴	۰,۰۴۹۲	۰,۰۴۹۱	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۳	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۵	۰,۰۴۸۱	میانگین	
$۳,۰۳ \times 10^{-۷}$	$۱,۳ \times 10^{-۷}$	$۲,۰۳ \times 10^{-۷}$	$۷,۷۳ \times 10^{-۷}$	$۲,۷۴ \times 10^{-۷}$	$۸,۷۴ \times 10^{-۷}$	واریانس	N
۰,۰۵۴۵	۰,۰۵۷۳	۰,۰۵۹۴	۰,۰۵۴۱	۰,۰۵۵۸	۰,۰۵۲۸	حداقل	
۰,۰۸۰۲	۰,۰۷۵۵	۰,۰۷۹۳	۰,۰۶۳۶	۰,۰۸۶۲	۰,۰۸۷۹	حداکثر	INS/GNSS
۰,۰۶۸۱	۰,۰۶۹۰	۰,۰۷۰۱	۰,۰۵۷۹	۰,۰۶۸۵	۰,۰۶۵۶	میانگین	
$۱,۳ \times 10^{-۴}$	$۰,۵۸ \times 10^{-۴}$	$۰,۹۵ \times 10^{-۴}$	$۰,۱۴ \times 10^{-۴}$	$۲,۰۴ \times 10^{-۴}$	$۲,۷۱ \times 10^{-۴}$	واریانس	
۰,۰۴۷۴	۰,۰۴۷۳	۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۷۹	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۸۱	حداقل	
۰,۰۴۹۸	۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۷	۰,۰۴۹۴	۰,۰۴۸۶	۰,۰۴۹۸	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۸۰	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۶	میانگین	
$۸,۷۱ \times 10^{-۷}$	$۳,۹ \times 10^{-۷}$	$۱,۹ \times 10^{-۷}$	$۳,۹ \times 10^{-۷}$	$۰,۶ \times 10^{-۷}$	$۴,۸ \times 10^{-۷}$	واریانس	E Velocity (m/s)
۰,۰۵۶۰	۰,۰۵۲۸	۰,۰۵۳۰	۰,۰۵۳۹	۰,۰۵۸۸	۰,۰۵۷۰	حداقل	
۰,۰۸۶۹	۰,۰۸۱۳	۰,۰۹۵۲	۰,۰۶۶۹	۰,۱۰۰۸	۰,۱۵۰۲	حداکثر	INS/GNSS
۰,۰۷۰۴	۰,۰۷۰۵	۰,۰۷۴۹	۰,۰۶۰۴	۰,۰۷۱۲	۰,۰۸۳۷	میانگین	
۰,۰۰۰۲	۰,۰۰۰۱	۰,۰۰۰۴	۰,۰۰۰۰۱	۰,۰۰۰۳	۰,۰۰۰۱۶	واریانس	
۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۶۹	۰,۰۴۷۰	۰,۰۴۶۷	۰,۰۴۷۴	۰,۰۴۷۶	حداقل	
۰,۰۴۹۳	۰,۰۴۸۶	۰,۰۴۸۷	۰,۰۴۹۱	۰,۰۴۸۸	۰,۰۴۸۸	حداکثر	GNSS
۰,۰۴۸۴	۰,۰۴۷۷	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۲	۰,۰۴۸۱	۰,۰۴۸۱	میانگین	
$۴,۷۲ \times 10^{-۷}$	$۵,۲ \times 10^{-۷}$	$۶,۴ \times 10^{-۷}$	$۸,۷ \times 10^{-۷}$	$۲,۶ \times 10^{-۷}$	$۳,۴ \times 10^{-۷}$	واریانس	D
۰,۰۳۸۹	۰,۰۴۰۹	۰,۰۳۹۷	۰,۰۳۵۷	۰,۰۳۸۲	۰,۰۳۸۱	حداقل	
۰,۰۶۰۲	۰,۰۴۶۷	۰,۰۵۸۷	۰,۱۰۸۴	۰,۰۴۹۱	۰,۰۶۱۹	حداکثر	INS/GNSS
۰,۰۴۶۱	۰,۰۴۳۷	۰,۰۴۸۳	۰,۰۵۱۴	۰,۰۴۳۱	۰,۰۴۴۵	میانگین	
$۰,۷ \times 10^{-۴}$	$۰,۰۵ \times 10^{-۴}$	$۰,۶۶ \times 10^{-۴}$	$۸,۹۶ \times 10^{-۴}$	$۰,۱۷ \times 10^{-۴}$	$۰,۹۷ \times 10^{-۴}$	واریانس	
۴,۵۷۴۵	۴,۶۸۲۰	۴,۶۳۰۶	۴,۵۶۰۳	۴,۵۹۸۶	۴,۵۶۱۲	حداقل	
۴,۶۷۱۴	۴,۷۷۰۲	۴,۷۳۳۷	۴,۷۵۹۹	۴,۷۲۵۸	۴,۷۳۹۳	حداکثر	GNSS
۴,۶۲۷۴	۴,۷۱۰۳	۴,۶۸۱۴	۴,۶۵۲۶	۴,۶۵۰۴	۴,۶۶۹۶	میانگین	
۰,۰۰۱۴	۰,۰۰۱۳	۰,۰۰۲۱	۰,۰۰۶۵	۰,۰۰۳۵	۰,۰۰۴۷	واریانس	Latitude (m)
۰,۴۹۶۵	۰,۴۹۲۲	۰,۵۰۱۱	۰,۴۵۵۲	۰,۴۲۴۴	۰,۵۳۸۹	حداقل	
۰,۵۴۲۴	۰,۷۵۰۴	۰,۶۹۹۵	۰,۶۹۲۶	۰,۷۰۶۲	۰,۷۸۵۹	حداکثر	INS/GNSS
۰,۵۱۴۷	۰,۶۰۱۳	۰,۵۸۸۹	۰,۶۲۳۸	۰,۵۶۴۶	۰,۶۳۶۶	میانگین	
۰,۰۰۰۳	۰,۰۰۱۰۳	۰,۰۰۹۹	۰,۰۰۹۹	۰,۰۱۱۳	۰,۰۱۰۸	واریانس	
۴,۶۰۰۰	۴,۶۱۹۰	۴,۵۷۶۹	۴,۶۱۹۵	۴,۶۵۴۵	۴,۶۱۱۹	حداقل	
۴,۷۲۳۶	۴,۷۵۲۲	۴,۷۶۶۲	۴,۷۱۵۲	۴,۸۰۸۹	۴,۸۲۳۴	حداکثر	GNSS
۴,۶۶۶۷	۴,۷۰۵۲	۴,۶۹۱۸	۴,۶۷۵۱	۴,۷۲۰۲	۴,۶۹۸۱	میانگین	
۰,۰۰۲۷	۰,۰۰۳۱	۰,۰۰۵۲	۰,۰۰۱۵	۰,۰۰۳۴	۰,۰۰۶۳	واریانس	Longitude (m)
۰,۴۷۸۶	۰,۵۳۱۴	۰,۵۲۶۳	۰,۴۱۹۸	۰,۴۶۰۰	۰,۴۸۲۲	حداقل	
۰,۶۵۳۹	۰,۶۴۵۸	۰,۶۲۰۶	۰,۷۴۶۶	۰,۶۱۶۰	۰,۷۰۳۰۶	حداکثر	INS/GNSS
۰,۵۵۷۶	۰,۵۸۱۴	۰,۵۷۹۷	۰,۵۴۱۱	۰,۵۴۹۹	۰,۶۴۸۶	میانگین	
۰,۰۰۴۰	۰,۰۰۱۸	۰,۰۰۱۵	۰,۰۰۱۵۴	۰,۰۰۴۲	۰,۰۰۵۲۳	واریانس	

GNSS		Altitude (m)		INS/GNSS	
حدافل	۹,۰۷۳۰	۹,۱۷۳۳	۹,۱۸۹۲	۹,۳۱۵۶	۹,۰۳۷۷
حداکثر	۹,۴۷۷۴	۹,۵۱۹۰	۹,۵۰۲۸	۹,۷۶۸۶	۹,۶۳۸۴
میانگین	۹,۳۳۲۳	۹,۳۷۸۷	۹,۳۶۹۰	۹,۴۴۴۲	۹,۳۹۳۶
واریانس	۰,۰۲۴۷	۰,۰۲۲۱	۰,۰۱۷۵	۰,۰۳۴۹	۰,۰۲۲۸
حدافل	۰,۸۲۱۸	۰,۷۸۰۸	۰,۷۹۴۵	۰,۸۵۳۹	۰,۸۳۴۹
حداکثر	۱,۱۱۷۰	۱,۲۲۵۸	۱,۶۴۶۰	۱,۲۸۶۳	۱,۱۹۱۶
میانگین	۰,۹۳۸۸	۱,۱۰۱۲۴	۱,۰۴۴۹	۱,۰۳۸۸	۱,۰۰۵۴
واریانس	۰,۰۱۵۰	۰,۰۳۴۱	۰,۱۱۸۵	۰,۰۲۸۵	۰,۰۲۳۹

جدول ۳: نتایج مراجع مشابه اخیر در زمینه طراحی سامانه‌های ناوبری تلفیقی MEMS-BASED INS/GNSS.

مرجع/روش	۲۰۲۰، [۵]		۲۰۲۱، [۹]		۲۰۲۱، [۱۴]	
	SVM	NN-UKF	INS	MSCKF-GDFNN	UKF	NARX-aided UKF
موقعیت (m)	۲۸,۸۲	—	—	—	۳۴,۶	۶,۳
Lat. (m)	۳۲,۴	۳۱,۹	۴,۶۰	۰,۲۵	—	—
Long. (m)	۳,۵	۳,۵	۴,۵۰	۰,۷۶	—	—
Alt. (m)	۲,۱	۲,۱	۰,۶۸	۰,۰۷	—	—
$V_N$ (m/s)	—	۱,۷	۱,۲۰	۰,۱۸	—	—
$V_E$ (m/s)	—	۰,۴	—	—	—	—
$V_D$ (m/s)	—	۰,۷۷	—	—	—	—
Roll°	—	۰,۷۱	—	—	—	—
Pitch°	—	۰,۸۲	—	—	—	—
Yaw°	—	—	—	—	—	—
زمان (s)	۰,۳۶۹۳	—	—	—	—	—

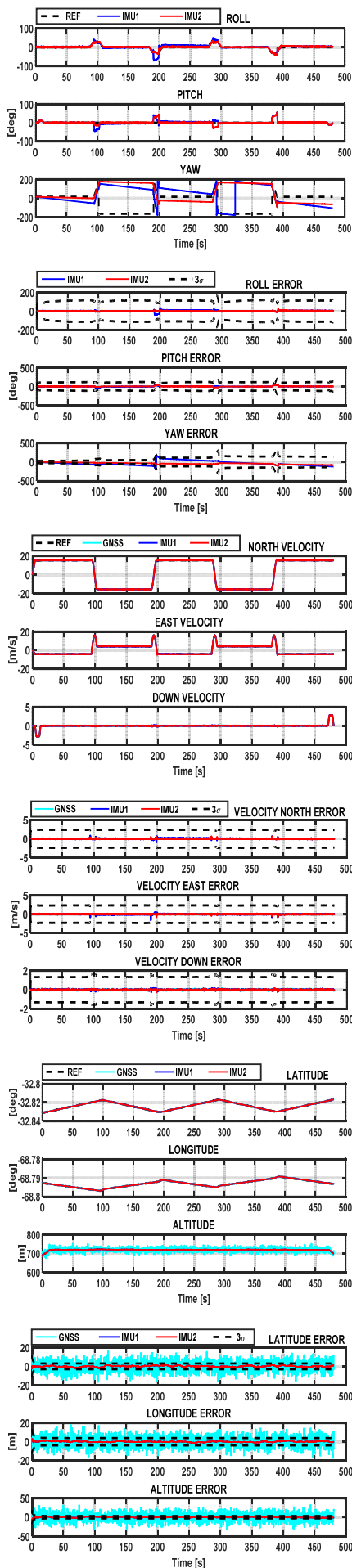
جدول ۴: رتبه‌بندی نهایی عملکرد الگوریتم‌ها به ازای برتری کل شاخص‌های آماری ۵ اجرای مستقل.

رتبه‌بندی معیارهای عملکردی	الگوریتم‌ها					
	IPO	[۳۰] SIPO	[۲۹] MIPO	[۲۹] IPO	[۲۹] PSO	[۲۹] GA
رتبه‌بندی برازندگی	۲۰/۴	۲۱/۴	۱۶/۴	۴/۴	۱۱/۴	۱۲/۴
رتبه‌بندی زمان اجرا	۸/۴	۶/۴	۱۷/۴	۱۴/۴	۱۶/۴	۲۳/۴
رتبه‌بندی نهایی برای IMU۱	۲۴۰/۶۰	۱۹۸/۶۰	۲۲۳/۶۰	۱۴۹/۶۰	۲۰۲/۶۰	۱۷۱/۶۰
رتبه‌بندی نهایی برای IMU۲	۱۹۸/۶۰	۲۰۱/۶۰	۲۳۶/۶۰	۱۶۵/۶۰	۱۹۶/۶۰	۲۳۳/۶۰
رتبه‌بندی کل	۴۶۶/۱۲۸	۴۳۰/۱۲۸	۴۹۲/۱۲۸	۳۳۲/۱۲۸	۴۲۵/۱۲۸	۴۳۹/۱۲۸

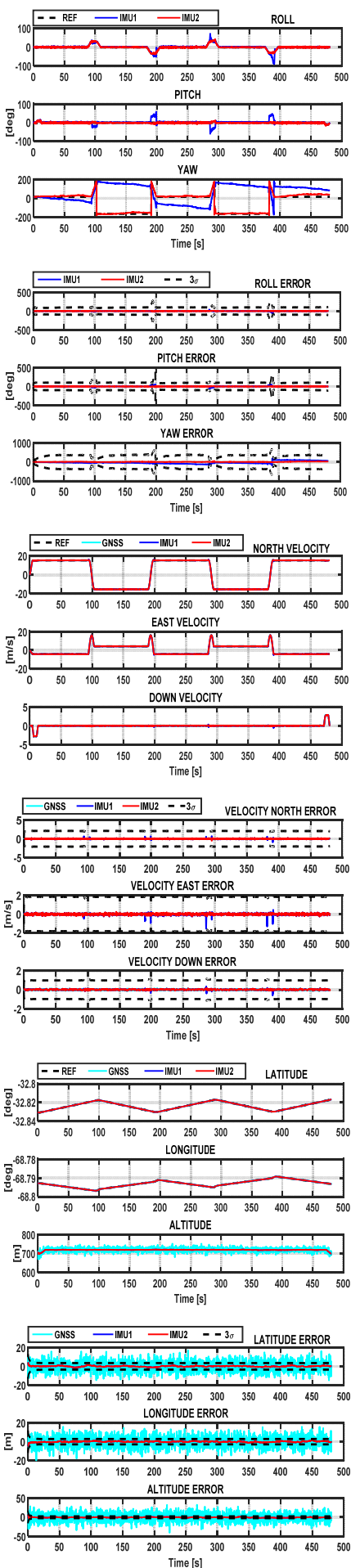
خروجی‌ها نسبت به سیستم مرجع، نتایج با دو الگوریتم تکاملی مرسوم زیستی GA و بهینه‌سازی ازدحام ذرات PSO نیز ارزیابی شدند. عملکرد روش پیشنهادی در جهت تخمین هوشمندانه مقادیر عددی ماتریس‌های کواریانس نویز اندازه‌گیری و فرایند R و Q راستی‌آزمایی شدند. از برآورد کلی نتایج می‌توان اذعان کرد که استفاده از رویکردهای فراابتکاری در زمینه طراحی و هوشمندسازی سامانه‌های ناوبری تلفیقی موفق بوده و می‌تواند کاندیدای مناسبی در قیاس با حجم محاسبات سایر روش‌های ریاضی و تئوری باشد. برخی از پیشنهادها برای کارهای آتی شامل موارد زیر هستند: الف) جایگزین کردن الگوریتم‌های ناوبری با تکنیک‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی یا عمیق، ب) بهره‌گیری از نسخه‌های بهینه‌سازی چندهدفه الگوریتم‌های تکاملی و فراابتکاری، ج) استفاده از پتانسیل و قابلیت‌های سایر الگوریتم‌های تکاملی و فراابتکاری و د) بهره‌گیری از رویکردهای ترکیبی نظیر منطق فازی و شبکه‌های عصبی در جهت ارتقای کلیه شاخص‌ها و معیارهای عملکردی مسأله.

## ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

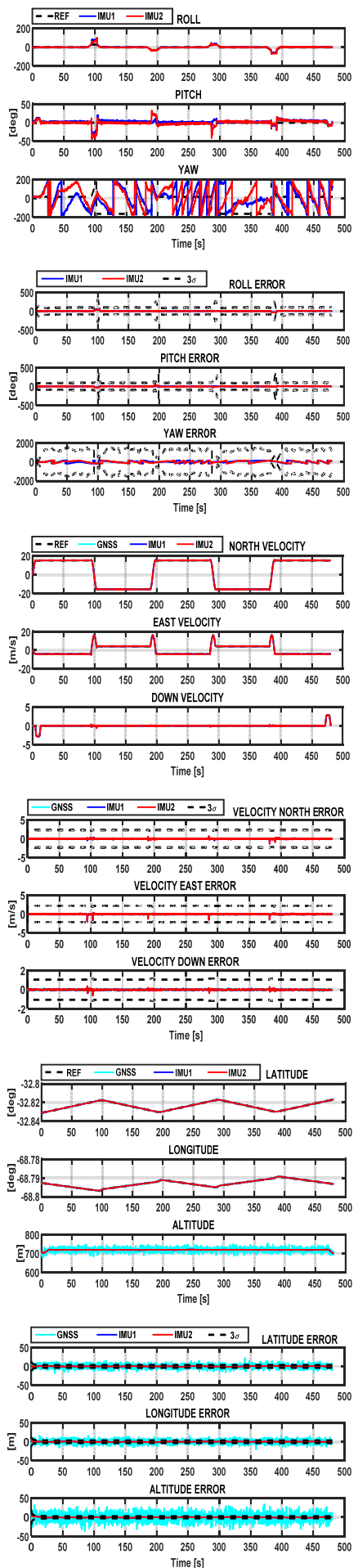
در این تحقیق مسأله بهینه‌سازی هوشمند سامانه‌های ناوبری تلفیقی INS/GNSS بر پایه یک مسأله مرجع مبتنی بر بهره‌گیری از دو نمونه ماژول IMU با فناوری حسگرهای MEMS بررسی و تحلیل شده است. در این رابطه، پیاده‌سازی‌ها و شبیه‌سازی‌های متناظر آنها تحت نرم‌افزار Matlab انجام و خروجی‌های حاصل شده به تفصیل ارائه و بررسی شدند. اساس کار این تحقیق بهره‌گیری از روش‌ها و الگوریتم‌های هوشمند بهینه‌سازی تکاملی و فراابتکاری مبتنی بر هوش مصنوعی بوده تا بتوان با حداقل ملاحظات عملیاتی، نتایج مورد قبول استخراج کرد و این رویکردها و نتایج تخمینی را به صورت عملیاتی پیاده‌سازی نمود. لذا در این رابطه برای اولین بار از قابلیت‌ها و قدرتمندی الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی سیستم صفحات شیب‌دار مبتنی بر تکرار HIPO به همراه سه نسخه دیگر با نام‌های اختصاری IPO، MIPO و SIPO استفاده شد. در کنار مقایسه



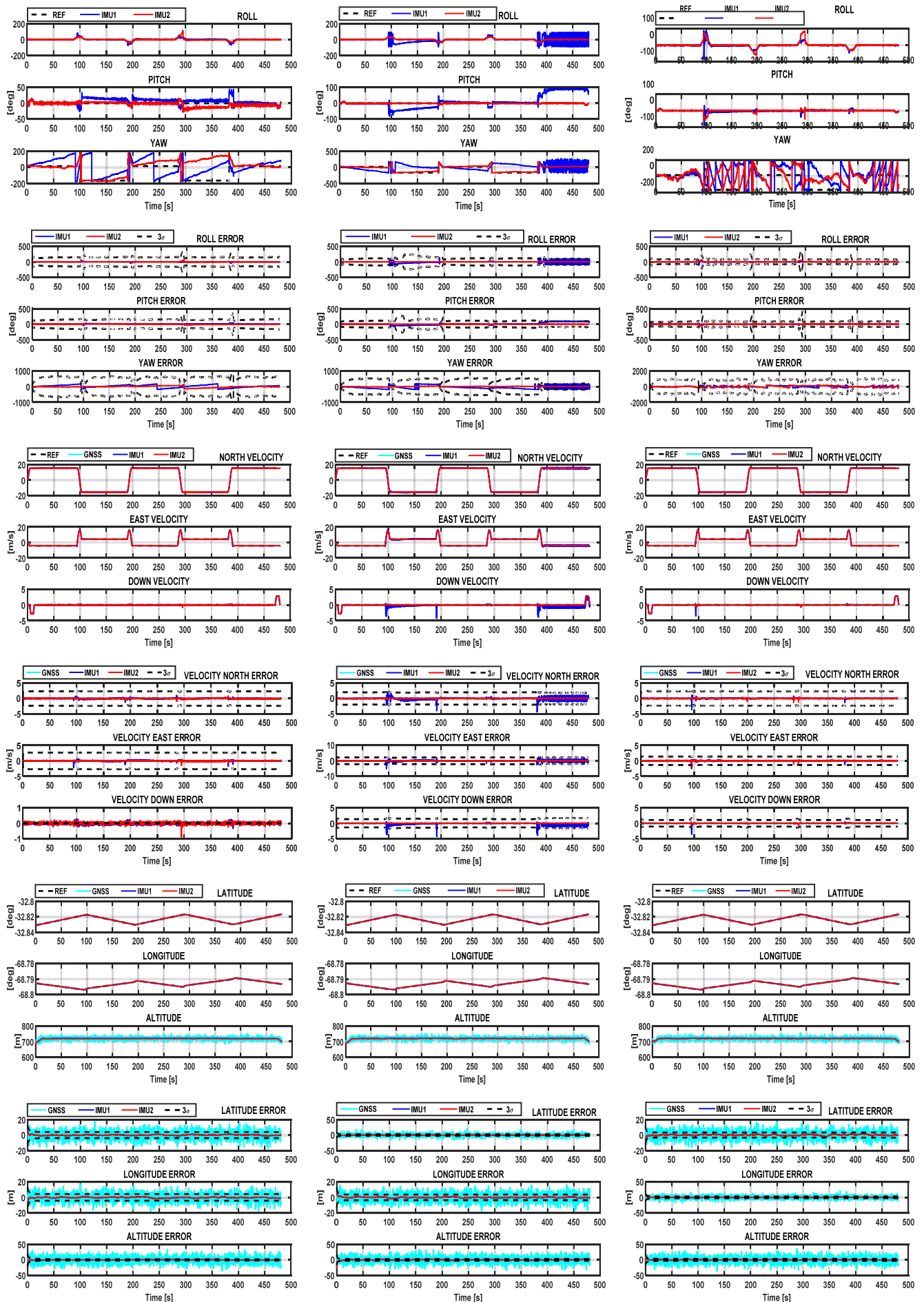
(ج)



(ب)



(الف)



(و)

(ه)

(د)

شکل ۸: تغییرات دقت معیارهای عملکردی سامانه‌های ناوبری بهینه‌سازی شده به واسطه الگوریتم‌ها، (الف) GA، (ب) PSO، (ج) IPO، (د) MIPO، (ه) SIPO و (و) I.IPO.



**فرید شیخ الاسلام** در سال ۱۳۶۹ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی شریف دریافت نمود. ایشان به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۷ مدارک کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی اصفهان اخذ کردند. دکتر شیخ الاسلام از سال ۱۳۷۷ در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی اصفهان در اصفهان مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این دانشکده می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند کنترل فازی، کنترل غیرخطی، سیستم‌های هوشمند، تئوری کنترل و رباتیک می‌باشد.

**مهدی امامی** فارغ‌التحصیل مقطع دکتری رشته مهندسی مکانیک است و هم‌اکنون در دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه یزد مشغول به فعالیت می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان عبارتند از نوابری، طراحی سامانه‌های کنترلی هوشمند و رباتیک.

- [28] A. Mohammadi, F. Sheikholeslam, and S. Mirjalili, "Inclined planes system optimization: theory, literature review, and state-of-the-art versions for IIR system identification," *Expert Systems with Applications*, vol. 200, Article ID: 117127, Aug. 2022.
- [29] A. Mohammadi, F. Sheikholeslam, and M. Emami, "Metaheuristic algorithms for integrated navigation systems," In: Ouaisa, M., Khan, I.U., Ouaisa, M., Boulouard, Z., Hussain Shah, S.B. (eds) *Computational Intelligence for Unmanned Aerial Vehicles Communication Networks. Studies in Computational Intelligence*, vol. 1033, pp. 45-72, Springer, 2022.
- [30] A. Mohammadi, F. Sheikholeslam, M. Emami, and S. Mirjalili, "Designing INS/GNSS integrated navigation systems by using IPO algorithms," submitted to *Neural Computing and Applications*, 2022.

**علی محمدی** تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی برق در سال ۱۳۹۲ از دانشگاه صنعتی قوچان و مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق به ترتیب در سال‌های ۱۳۹۴ و ۱۳۹۸ از دانشگاه بیرجند به پایان رسانده است و هم‌اکنون پژوهشگر پسادکترای دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی اصفهان می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: محاسبات نرم و کاربردهای آن، بهینه سازی زیستی، هوش مصنوعی، طراحی مدار، سیستم‌های هوشمند.