

## کاهش نرخ رشد خطا در یک سامانه ناوبری تلفیقی ارزان قیمت

### با استفاده از شبکه‌های عصبی

مرتضی صیفی<sup>۲</sup>

دانشکده الکتروسرام و مهندسی برق  
دانشگاه صنعتی مالک اشتر

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۰/۲۳؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۴/۰۱)

سعید محمدحسینی<sup>۱</sup>

دانشکده الکتروسرام و مهندسی برق  
دانشگاه صنعتی مالک اشتر

#### چکیده

سامانه‌های ناوبری اینرسی تلفیقی، به‌منظور استفاده هم‌زمان از مزایای ناوبری اینرسی و یک سامانه کمک ناوبری نظیر سامانه موقعیت‌یابی جهانی توسعه داده می‌شود. در صورت قطع سیگنال ناوبری کمکی در حین عملکرد چنین سامانه تلفیقی، راه حل معمول استفاده از اطلاعات ناوبری اینرسی در ادامه مسیر خواهد بود. اما در مواردی که حسگرهای سامانه ناوبری اینرسی به‌دلیل مقرون به‌صرفه بودن دارای دقت بالا نباشد، خطای ناوبری به‌صورت تصاعدی با زمان و با نرخ بالا رشد خواهد کرد. جهت رفع این مشکل در اغلب مقالات ارائه‌شده از شبکه‌های عصبی و یا ماشین‌بردار پشتیبان جهت یادگیری خطای ناوبری در زمان دریافت سیگنال کمک ناوبری بهره گرفته شده و سپس در زمان قطع این سیگنال از شبکه عصبی به‌عنوان تخمین‌گر خطای ناوبری استفاده شده است به‌طوری که با افزودن مستقیم خروجی شبکه به نتیجه ناوبری اینرسی سعی در جبران خطای ناوبری اینرسی داشته‌اند. در این مقاله هدف ارائه روشی به‌منظور کاهش نرخ رشد خطای ناوبری اینرسی در زمان قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی می‌باشد. به این منظور از شبکه‌های عصبی با ساختار و ورودی‌های مناسب جهت یادگیری خطای مسیر در زمان دریافت سیگنال کمک ناوبری استفاده شده است تا در زمان قطع سیگنال، از خروجی آن به‌عنوان جایگزین المان کمک ناوبری برای تأمین ورودی مورد نیاز فیلتر کالمن جهت تخمین خطای ناوبری در حضور نویز پروسه استفاده شود. شبیه‌سازی این الگوریتم که بر روی سه مسیر مختلف با ۶ درجه آزادی انجام گرفته، نشان می‌دهد روش ارائه‌شده مستقل از مسیر پرواز وسیله بوده و منجر به کاهش موثرتر نرخ رشد خطای ناوبری در مقایسه با روش‌های موجود، در زمان قطع سیگنال کمک ناوبری می‌شود.

**واژه‌های کلیدی:** ناوبری اینرسی، ناوبری تلفیقی، فیلتر کالمن، شبکه عصبی مصنوعی

## Error Rate Reduction of a Low-Cost Integrated Navigation System Using Neural Networks

S. Mohammad-Hoseini  
Electroceraam and Electrical  
Engineering Department of  
Malek Ashtar University

M. Seifi  
Electroceraam and Electrical  
Engineering Department of  
Malek Ashtar University

(Received: 13/January/2018 ; Accepted: 22/June/2018)

#### ABSTRACT

Recently integrated navigation systems are developed to use the advantages of both inertial navigation and global positioning system. In such integrated navigation systems when the GPS signal is missed, the system works based on inertial navigation data. In this condition the navigation error increases progressive, especially when the INS sensors have low accuracy. To overcome this problem in most of the previous researches neural networks or support vector machines are applied to learn the navigation errors when the auxiliary navigation signal exists. As soon as the auxiliary navigation signal is lost the output of trained NN's are summed with the output of inertial navigation system to remove the navigation errors directly. In this paper a method is proposed to decrease the navigation error rate in presence of process and measurement noise. Actually here multilayer perceptron neural networks are trained to learn the navigation errors when the auxiliary navigation signal is received, then the output of neural networks are applied to a Kalman filter which estimates the navigation errors. Simulation is carried out on three different 6Dof paths. The results show that the proposed method is independent of flight path and has more effective performance in compare with mentioned methods.

**Keywords:** Inertial navigation, Integrated navigation system, Kalman filter, Neural networks.

۱- استادیار (نویسنده پاسخگو): sm\_hoseini@iust.ac.ir

۲- کارشناسی ارشد: mortaza.seifi64@gmail.com

## ۱- مقدمه

زاویه چرخ آن افزایش یابد، می‌باشد. در هنگام استفاده از حسگرهای ناوبری اینرسی ارزان قیمت، قطعی ناگهانی سامانه موقعیت‌یابی جهانی حتی در زمان محدود می‌تواند رشد زیادی در خطای ناوبری ایجاد نماید. لذا ضروری است روش‌هایی برای کاهش نرخ رشد خطای ناوبری در شرایط قطعی سامانه کمک ناوبری توسعه داده شود.

بدین منظور در [۵] در زمان وصل بودن سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی، مشخصات خطای حسگرها نظیر میزان بایاس استخراج شده تا در هنگام قطع سیگنال این سامانه کمک ناوبری رادیویی، ناوبری اینرسی با جبران بایاس حسگرها عملکرد و دقت بهتری داشته باشد و نرخ رشد خطا کاهش یابد. البته باید توجه داشت امکان تفکیک بایاس و ضریب مقیاس حسگرها و همچنین تخمین دقیق مشخصات ژایروها<sup>۳</sup> با توجه به عدم وجود مرجع تعیین وضعیت وجود ندارد و این مقاله صرفاً برآیند تاثیر پارامترهای مختلف بر خطای موقعیت را به صورت بایاس لحاظ کرده است.

در مراجع [۶-۷]، بحث ادغام اطلاعات با استفاده از فیلتر کالمن وجود ندارد. بلکه هنگام وجود سیگنال کمک ناوبری از یک شبکه عصبی جهت یادگیری خطای ناوبری اینرسی استفاده می‌شود. در این فرایند موقعیت و وضعیت استخراج شده از سامانه ناوبری اینرسی به عنوان ورودی‌های این شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد و اختلاف بین موقعیت GPS و موقعیت ناوبری اینرسی به عنوان مرجع در آموزش شبکه مورد استفاده واقع می‌شود. پس از آموزش شبکه عصبی و در زمانی که سیگنال کمک ناوبری قطع شد، از خروجی این شبکه به عنوان تخمین‌گر خطای ناوبری اینرسی استفاده شده و خروجی ناوبری اینرسی را تصحیح می‌کنند.

وانگ بین و همکارانش [۸] یک سامانه ناوبری تلفیقی شامل ناوبری اینرسی با سامانه موقعیت‌یابی جهانی را بر اساس تئوری ترکیب داده‌ها چند حسگری بررسی کرده‌اند. در این پژوهش یک فیلتر کالمن تطبیقی به منظور ترکیب داده‌های سامانه موقعیت‌یابی جهانی و سامانه ناوبری اینرسی برای ارائه اطلاعات موقعیت به‌طور مداوم و هموار در برابر قطعی سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی و در حالی که خطای بلوک ناوبری اینرسی به‌طور نامحدود با

فرایند ترکیب داده‌ها یا اطلاعات دو یا چند سامانه ناوبری، معمولاً با مشخصه‌های خطای مکمل یکدیگر، برای ایجاد سامانه‌ای که مشخصات عملکرد آن نسبت به مشخصه‌های هر یک از سامانه‌های مستقل تشکیل دهنده آن برتری دارد، را ناوبری تلفیقی می‌گویند.

در وسایل نیازمند به سامانه‌های ناوبری، دو عامل مهم و متناقض که همواره باید مدنظر طراح باشد دقت بالا و هزینه پایین سامانه می‌باشد. خطای سامانه ناوبری اینرسی با گذشت زمان افزایش می‌یابد و برای جبران آن باید از حسگرهای اینرسی با دقت بالا استفاده کرد که گران قیمت بوده و منجر به بالا بردن هزینه تمام‌شده سامانه ناوبری می‌شود. به این منظور در سال‌های اخیر به سامانه‌های ناوبری تلفیقی کم هزینه توجه بسیاری شده است. در این سامانه‌ها از یک بلوک ناوبری اینرسی<sup>۱</sup> ارزان قیمت که غالباً بر پایه حسگرهای میکرو الکترومکانیکی<sup>۲</sup> که دارای خطای بایاس و دریفت تصادفی بزرگ می‌باشد، به همراه یک یا چند سامانه کمک ناوبری، واقع در خارج از سامانه ناوبری اینرسی ارزان قیمت، برای افزایش دقت ناوبری استفاده می‌شود.

بر این اساس در سال‌های اخیر تحقیقات متعددی در خصوص تلفیق اطلاعات ناوبری اینرسی با سامانه‌های کمک ناوبری دیگر نظیر سامانه موقعیت‌یابی جهانی ارائه شده است [۴-۱]. هدف این تحقیقات صرفاً به بحث بهبود دقت ناوبری با استفاده از ادغام اطلاعات دو سامانه ناوبری مکمل معطوف بوده است و به مشکل رشد تصادفی خطا در زمانی که سیگنال سامانه کمک ناوبری به هر دلیلی قطع شود، نپرداخته‌اند.

سامانه کمک ناوبری که در اینجا مد نظر گرفته شده، سامانه موقعیت‌یابی جهانی می‌باشد. این سامانه کمک ناوبری دارای خطای محدود بوده اما عیب اصلی آن حساس بودن به پارازیت‌های عمدی و غیرعمدی و همچنین عدم دریافت سیگنال آن توسط گیرنده در برخی شرایط، نظیر تغییرات شتاب بالا، ایجاد پلاسما در شرایط سرعت و دمای بالا روی آنتن گیرنده و یا ایجاد شرایط خط دید نامناسب آنتن‌گیرنده مثلاً زمانی که پرنده دارای یک آنتن بوده و

1- Inertial Navigation System (INS)

2- Micro Electro Mechanical System (MEMS)

3- Gyroscopes

پرسپترون<sup>۱</sup> چند لایه انجام می‌شود. در زمان قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی، شبکه عصبی به فاز پیش‌بینی رفته و موجب بهبود خطای ناوبری می‌شود. نتایج عملکرد مناسب این سامانه را در زمان قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی نسبت به ناوبری اینرسی تنها را نشان می‌دهد.

بهات و همکارانش [۱۳]، یک شبکه عصبی مصنوعی تفاضل منبع جدید را برای بالابردن دقت موقعیت‌یابی برای تلفیق ناوبری اینرسی و سامانه موقعیت‌یابی جهانی استفاده کرده‌اند. در این روش از دو شبکه عصبی برای فرایند تلفیق استفاده شده و نتایج نشان می‌دهد که دقت ناوبری در این روش نسبت به شبکه عصبی سنتی در زمان‌های قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی افزایش یافته است.

آدوسومیلی و همکارانش [۱۴]، به تلفیق ناوبری اینرسی ارزان قیمت و سامانه موقعیت‌یابی جهانی براساس رگرسیون جنگل‌های تصادفی<sup>۲</sup> پرداخته‌اند. ایشان افزایش دقت ناوبری در زمان‌های قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی را بررسی کرده‌اند. در این پژوهش در هنگام قطع سیگنال، رگرسیون جنگل‌های تصادفی به فاز پیش‌بینی رفته و به تنهایی خطای ناوبری را بهبود می‌دهد. بهات و همکارانش [۱۵] یک الگوریتم ادغام جدید جهت افزایش دقت ناوبری در زمان‌های قطع سیگنال کمک ناوبری با استفاده از بلوک ناوبری اینرسی ارزان قیمت را پیشنهاد کردند. آنها از دمپستر شفر<sup>۳</sup> و ماشین‌بردار پشتیبان<sup>۴</sup> استفاده کردند. در زمان‌هایی که سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی وصل است تلفیق با استفاده از دمپستر شفر انجام می‌شود و ماشین‌بردار پشتیبان، که ساختاری شبیه یک شبکه عصبی خطی با پایه شعاعی دارد؛ آموزش داده می‌شود و در زمان قطع، ماشین‌بردار پشتیبان آموزش داده شده، به تنهایی جهت تصحیح خطای ناوبری استفاده می‌شود.

در پژوهش‌های اشاره شده در مراجع [۶-۱۵] که به بررسی کاهش خطای ناوبری اینرسی با بلوک ناوبری ارزان قیمت در زمان قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی

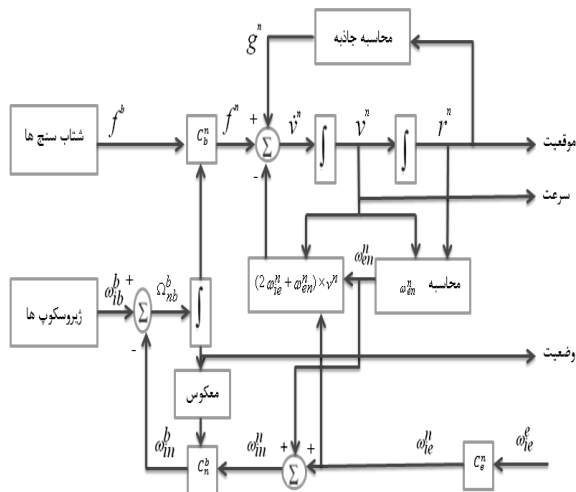
زمان افزایش می‌یابد، استفاده می‌شود. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر تلفیق با فیلتر تطبیقی نسبت به حالتی که تنها از سامانه موقعیت‌یابی جهانی و یا سامانه ناوبری اینرسی استفاده می‌شود، می‌باشد. کیگسیز و همکارانش [۹] به بررسی افزایش عملکرد سامانه تلفیقی گفته شده، با استفاده از شبکه‌های عصبی برای وسایل نقلیه خودگردان پرداخته‌اند. در این تحقیق به منظور افزایش دقت ناوبری در زمان‌های قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی از شبکه عصبی به تنهایی جهت تصحیح خطای ناوبری استفاده شده است.

هیلیوتا و همکارانش [۱۰] به بررسی تلفیق سامانه موقعیت‌یابی جهانی و ناوبری اینرسی با استفاده از سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی و بهبود ناوبری در زمان‌های قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی پرداخته‌اند. در این مقاله در زمان قطع سیگنال، سامانه استنتاج فازی-عصبی آموزش داده شده خطای سامانه ناوبری اینرسی را تخمین می‌زند و داده‌های خروجی ناوبری اینرسی را تصحیح می‌کند در این حالت خطا نسبت به زمانی که در هنگام قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی از داده‌های بلوک ناوبری اینرسی تنها استفاده شود، کمتر می‌باشد. شرف و همکارش [۱۱] به بررسی تلفیق اطلاعات حسگرها برای تعیین موقعیت وسایل نقلیه زمینی پرداخته‌اند. تکیه عمده آنها برای تعیین موقعیت استفاده از سامانه موقعیت‌یاب جهانی می‌باشد. در اینجا برای ادغام داده‌های اینرسی با سامانه موقعیت‌یابی جهانی از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی استفاده شده است. در هنگام قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی شبکه عصبی آموزش داده شده به مرحله پیش‌بینی رفته و خطا سامانه ناوبری اینرسی را تخمین می‌زند و از مقادیر خروجی بلوک ناوبری اینرسی کاسته و به عنوان مقادیر تصحیح شده موقعیت استفاده می‌شود. نتایج نشان‌دهنده عملکرد خوب این سامانه در زمان قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی نسبت به حالت استفاده از ناوبری اینرسی تنها می‌باشد.

کای وی چیانگ و همکارش [۱۲]، یک هدایت‌گر هوشمند یک‌پارچه براساس تلفیق ناوبری اینرسی با سامانه موقعیت‌یابی جهانی، برای برنامه‌های کاربردی ناوبری خودرو به کار برده‌اند. در این مقاله تلفیق با استفاده از شبکه عصبی

1- Perceptron  
2- Random Forest Regression  
3- Dempster Shafer  
4- Support Vector Machines

در این رابطه،  $v^n = [v_N, v_E, v_D]^T$  بردار سرعت در دستگاه جغرافیایی است.  $f^b$  خروجی شتابسنج‌های INS در دستگاه بدنی و  $C_b^n$  ماتریس دوران از دستگاه بدنی به جغرافیایی است.



شکل (۱): بلوک دیاگرام ناوبری جغرافیایی

همچنین  $\omega_{ie}^n$  بردار سرعت زاویه‌ای زمین در دستگاه جغرافیایی است که با رابطه (۲) به دست می‌آید:

$$\omega_{ie}^n = [\omega_e \cos \phi \quad 0 \quad -\omega_e \sin \phi]^T \quad (2)$$

در این رابطه،  $\omega_e$  سرعت چرخش زمین و برابر  $15/041$  درجه بر ساعت و  $\phi$  عرض جغرافیایی می‌باشد.  $\omega_{en}^e$  بردار نرخ چرخش دستگاه جغرافیایی نسبت به دستگاه زمینی در دستگاه جغرافیایی است که با رابطه (۳) به دست می‌آید.

$$\omega_{en}^n = \left[ \frac{v_E}{(R+h)} \quad -\frac{v_N}{(R+h)} \quad -\frac{\tan \phi}{(R+h)} v_E \right] \quad (3)$$

که  $h$  ارتفاع جغرافیایی و  $R$  شعاع زمین می‌باشند. همچنین  $g^n$  نیز بردار جاذبه است که مقدار آن از رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$g^n = g - \frac{\omega_e^2 (R+h)}{2} \begin{pmatrix} \sin 2\phi \\ 0 \\ 1 + \cos 2\phi \end{pmatrix} \quad (4)$$

با انتگرال‌گیری از رابطه (۱)، سرعت‌های به‌روز شده در راستای شمال، شرق و پایین به دست می‌آید. همچنین با استفاده از سرعت‌های به‌روز شده و انتگرال‌گیری از رابطه (۵)، می‌توان موقعیت‌های به‌روز شده را به دست آورد.

پرداخته شده از شبکه‌های عصبی یا ساختار مشابه آن نظیر ماشین بردار پشتیبان [۱۵] برای یادگیری خطای ناوبری در زمان وصل بودن سیگنال کمک ناوبری استفاده شده است به طوری که هنگام قطع این سیگنال، از شبکه عصبی آموزش داده شده مستقیماً برای تصحیح خطای ناوبری استفاده می‌شود. اما در مقاله حاضر در هنگام قطع سیگنال کمک ناوبری، از شبکه‌های عصبی که به فاز پیش‌بینی رفته، به عنوان ورودی (بردار مشاهدات) در فیلتر کالمن استفاده می‌شود و خطای ناوبری در زمان قطع سیگنال توسط فیلتر کالمن تخمین زده شده و کاهش می‌یابد. در واقع در این پژوهش پیشنهاد شده است که در هنگام قطع سیگنال سامانه موقعیت‌یابی جهانی از ترکیب شبکه عصبی و فیلتر کالمن استفاده شود. از آنجا که فیلتر کالمن یک تخمین‌گر بهینه در حضور نویز پروسه می‌باشد، لذا انتظار می‌رود که روش ارائه شده در مقایسه با روش حذف مستقیم خطا، توانایی مؤثرتری در کاهش نرخ رشد خطا در زمان قطع سیگنال کمک ناوبری داشته باشد. نتایج شبیه‌سازی‌های صورت گرفته بر روی سه مسیر متفاوت ۶ درجه آزادی تایید کننده این موضوع می‌باشد. ضمن آن که نشان می‌دهد عملکرد الگوریتم ارائه شده مستقل از مسیر پروازی است. لازم به توضیح می‌باشد که در اکثر پژوهش‌های ذکر شده قبلی تنها به بررسی موضوع در قالب حرکت دوبعدی پرداخته شده است. همچنین در این مقاله در خصوص نوع ورودی شبکه‌ها بررسی صورت گرفته است. در ادامه ابتدا در بخش دوم مدل خطای ناوبری در دستگاه جغرافیایی ارائه می‌شود، سپس در بخش سوم ساختارهای استفاده شده در تلفیق اطلاعات ناوبری و جایگاه شبکه عصبی در ساختار تشریح شده است. در بخش چهارم با معرفی ساختار شبکه عصبی مورد استفاده، نتایج شبیه‌سازی‌ها برای سه مسیر حرکت مختلف ارائه و مورد ارزیابی قرار گرفته و نشان داده شده است که روش ارائه شده وابسته به شکل مسیر حرکت وسیله متحرک نیست.

## ۲- معادلات ناوبری در دستگاه جغرافیایی

بلوک دیاگرام ناوبری در دستگاه جغرافیایی به صورت شکل ۱ می‌باشد. بر این اساس معادله سرعت در دستگاه جغرافیایی با رابطه (۱) بیان می‌شود [۱۶].

$$\dot{v}^n = C_b^n f^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times v^n + g^n \quad (1)$$

بخش تصادفی در این جا به صورت نویز فرایند که یک نویز سفید با میانگین صفر می‌باشد، در نظر گرفته شده است. ماتریس کواریانس مربوط به نویز فرایند در حالت پیوسته، یک ماتریس قطری می‌باشد، که عناصر روی قطر اصلی آن را واریانس‌های مربوط به نویز خروجی‌های شتاب‌سنج‌ها و ژيروسکوپ‌ها در سه کانال  $x$ ،  $y$  و  $z$  تشکیل می‌دهند و با  $Q$  نمایش داده می‌شود:

$$Q = \text{diag}(\sigma_{f_x}^2, \sigma_{f_y}^2, \sigma_{f_z}^2, \sigma_{\omega_x}^2, \sigma_{\omega_y}^2, \sigma_{\omega_z}^2) \quad (13)$$

مدل پیوسته فرایند (۹) را می‌توان به صورت فرم گسسته زیر در نظر گرفت.

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + w_k \quad (14)$$

که در آن،  $\Phi_k$  ماتریس انتقال حالت فرم گسسته است و از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\Phi_k = I + A \Delta t \quad (15)$$

$\Delta t$  زمان نمونه برداری بلوک ناوبری اینرسی است. ماتریس کواریانس مربوط به نویز فرایند در فرم گسسته نیز به فرم زیر بیان می‌شود:

$$Q_k = \Phi_k G Q G^T \Phi_k^T \Delta t \quad (16)$$

با توجه به داده‌های اندازه‌گیری شده توسط سامانه تعیین موقعیت جهانی، مدل مشاهدات به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (17)$$

که در آن، بردار  $x_k$ ، اختلاف بین داده‌های به دست آمده از بلوک ناوبری اینرسی و اندازه‌گیری شده با سامانه تعیین موقعیت جهانی است و با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$x_k = \begin{bmatrix} \varphi_{INS} - \varphi_{GPS} \\ \lambda_{INS} - \lambda_{GPS} \\ h_{INS} - h_{GPS} \\ v_N^{INS} - v_N^{GPS} \\ v_E^{INS} - v_E^{GPS} \\ v_D^{INS} - v_D^{GPS} \end{bmatrix} \quad (18)$$

و ماتریس خروجی  $H_k$  نیز به صورت زیر خواهد بود:

$$H_k = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (19)$$

همچنین  $v_k$  بردار نویز اندازه‌گیری است که یک نویز گوسی با میانگین صفر و وابسته به خطا سامانه کمک ناوبری است و ماتریس کواریانس آن را با  $R_k$  بیان می‌شود:

$$R_k = \text{diag}(\sigma_{v_N^{GPS}}^2, \sigma_{v_E^{GPS}}^2, \sigma_{v_D^{GPS}}^2, \sigma_{\varphi_{GPS}}^2, \sigma_{\lambda_{GPS}}^2, \sigma_{h_{GPS}}^2) \quad (20)$$

$$\begin{cases} \dot{\phi} = \frac{1}{(R+h)} v_N \\ \dot{\lambda} = \frac{\sec \phi}{(R+h)} v_E \\ \dot{h} = -v_D \end{cases} \quad (5)$$

که در این رابطه،  $\lambda$  طول جغرافیایی وسیله متحرک می‌باشد. با تعریف زوایای دوران بین دستگاه بدنی و جغرافیایی به صورت  $\Psi = [\varphi, \psi, \theta]^T$ ، معادلات دینامیکی خطای زوایای دوران به طریق زیر به دست می‌آید.

$$\delta \dot{\Psi} = -\omega_{in}^n \times \delta \Psi + \delta \omega_{in}^n - C_b^n \delta \omega_b^b \quad (6)$$

که در آن،  $\omega_{in}^n = \omega_{ie}^n + \omega_{en}^n$ ، با اعمال تغییرات کوچک در معادلات دینامیکی ناوبری و بسط آنها، معادلات خطای سرعت و موقعیت نیز در دستگاه جغرافیایی استخراج می‌شود [۱۶].

$$\delta \dot{v}^n = [C_b^n f^b \times] \delta \Psi + C_b^n \delta f^b \quad (7)$$

$$\begin{cases} \delta \dot{\phi} = \frac{1}{(R+h)} \delta v_N - \frac{v_N}{(R+h)^2} \delta h \\ \delta \dot{\lambda} = \frac{1}{(R+h) \cos \phi} \delta v_E + \frac{v_E \tan \phi}{(R+h) \cos \phi} \delta \phi - \frac{v_E}{(R+h)^2 \cos \phi} \delta h \\ \delta \dot{h} = -\delta v_D \end{cases} \quad (8)$$

با استفاده از معادلات (۶) تا (۸) معادلات خطا، در فرم استاندارد فضای حالت، به صورت زیر قابل ارائه است.

$$\dot{x} = A x + G u \quad (9)$$

در این رابطه بردار حالت  $x$ ، برداری  $9 \times 1$  است که متشکل از خطاهای وضعیت، سرعت و موقعیت به صورت زیر می‌باشد.

$$x = [\delta \varphi \quad \delta \psi \quad \delta \theta \quad \delta v_N \quad \delta v_E \quad \delta v_D \quad \delta \phi \quad \delta \lambda \quad \delta h]^T \quad (10)$$

$A$  ماتریس حالت می‌باشد که در پیوست معرفی شده است و  $G$  ماتریس ورودی نویز فرایند است.

$$G = \begin{bmatrix} 0 & -C_b^n \\ C_b^n & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

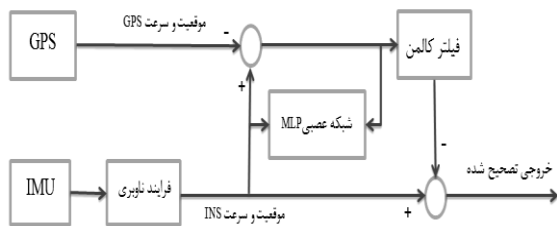
$u$  بردار ورودی است که شامل بردار خطا در خروجی‌های شتاب‌سنج‌ها و ژيروسکوپ‌ها است.

$$u = \begin{bmatrix} \delta f_b \\ \delta \omega_b^b \end{bmatrix} \quad (12)$$

این خطاها به صورت دو بخش ثابت و تصادفی مدل می‌شود. معمولاً بخش ثابت در فرایند کالیبراسیون تصحیح می‌شود.

فیلتر کالمن داخلی آن پردازش شده و از موقعیت و سرعت این سامانه به عنوان خروجی سامانه کمک ناوبری برای تلفیق استفاده می‌شود. بردار حالت تخمین‌گر بهینه را خطاهای وضعیت و سرعت بلوک ناوبری اینرسی تشکیل می‌دهند و خطاهای تخمین زده شده توسط تخمین‌گر از مقادیر خروجی بلوک ناوبری اینرسی کم شده و خروجی آن به عنوان راه حل ناوبری تلفیقی مورد استفاده قرار می‌گیرد. از مزایای این روش می‌توان به سادگی پیاده‌سازی و در اختیار داشتن دو راه حل ناوبری سامانه تعیین موقعیت جهانی و تلفیقی به‌طور مجزا اشاره کرد.

به منظور کاهش خطای ناوبری در این معماری در هنگام قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی، از طرح ارائه شده در شکل ۳ استفاده می‌شود. در این طرح یک شبکه عصبی مصنوعی به معماری تلفیق غیرمتمرکز حلقه باز اضافه شده است.



شکل (۳): معماری تلفیق غیرمتمرکز حلقه باز با اضافه شدن شبکه عصبی مصنوعی؛ فاز آموزش شبکه.

شبکه عصبی مورد استفاده برای یادگیری خطا سامانه ناوبری اینرسی در زمان وصل بودن سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی به کار برده می‌شود. ورودی این شبکه در واقع داده‌های بلوک ناوبری اینرسی بوده و خروجی مطلوب آن همان اختلاف داده‌های بلوک ناوبری اینرسی و سامانه تعیین موقعیت جهانی (بردار مشاهدات واقعی) است. در شکل ۴ طرح کاملی از بلوک شبکه عصبی شکل ۳ و داده‌های ورودی و مطلوب آن، جهت آموزش شبکه عصبی در زمان وصل بودن سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی نمایش داده شده است.

### ۳- فیلتر کالمن خطی و ساختار تلفیق

الگوریتم فیلتر کالمن استفاده شده شامل دو مرحله می‌باشد:

الف: به‌روزرسانی زمانی (پیش‌بینی): با استفاده از تخمین‌های قبلی حالت سیستم و نیز مقادیر فعلی ورودی، تخمین پیشین حالت از رابطه (۲۱) و کواریانس پیشین از رابطه (۲۲) محاسبه می‌شود:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_k \mathbf{P}_{k-1} \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (22)$$

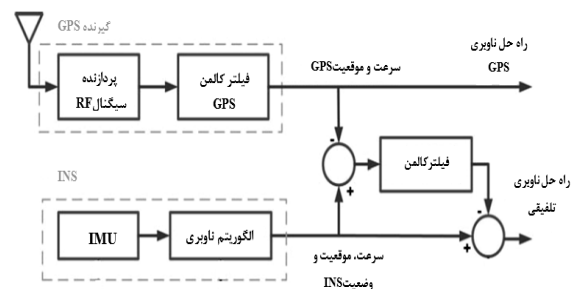
ب: به‌روزرسانی اندازه‌گیری (تصحیح): در این مرحله برای تصحیح تخمین پیشین، ابتدا با استفاده از رابطه (۲۳) بهره فیلتر کالمن محاسبه می‌شود. سپس تخمین پسین را از رابطه (۲۴) به دست آورده و در نهایت کواریانس پسین از رابطه (۲۵) قابل محاسبه خواهد بود.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \quad (25)$$

به منظور پیاده‌سازی تلفیق اطلاعات سامانه ناوبری اینرسی و سامانه تعیین موقعیت جهانی، معماری‌های متفاوتی ارائه شده است. در این مقاله از معماری تلفیق ضعیف (غیرمتمرکز) حلقه باز استفاده می‌شود. در شکل ۲ این معماری تلفیق نشان داده شده است [۱۷].

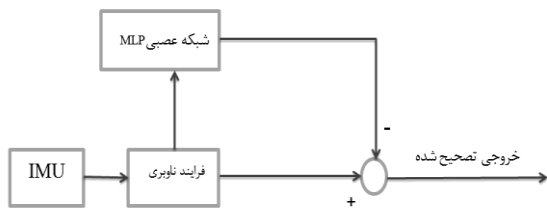


شکل (۲): معماری تلفیق ضعیف (غیرمتمرکز).

در این معماری، داده‌های خام سامانه تعیین موقعیت جهانی شامل شبنج<sup>۱</sup> و فاز سیگنال حامل<sup>۲</sup> توسط

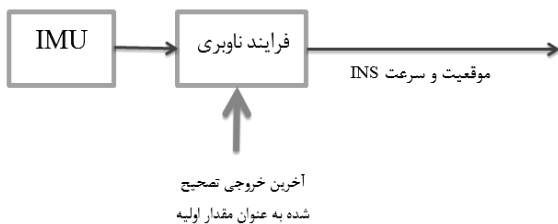
1- Pseudo range  
2- Carrier signal phase





شکل (۶): تصحیح ناوبری در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی با استفاده مستقیم از شبکه عصبی.

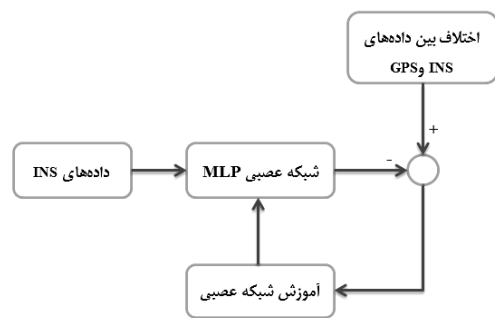
روش موجود دیگر که در حال حاضر معمولاً در عمل به کار گرفته می‌شود. بدین صورت است که در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی، آخرین داده‌های تصحیح شده توسط فیلتر کالمن به عنوان مقادیر اولیه به فرایند ناوبری اینرسی داده شود. طبق شکل ۷ در این حالت ادامه ناوبری فقط با استفاده از بلوک ناوبری اینرسی انجام می‌شود. این حالت در نمودارهای شبیه‌سازی با نام Update INS نمایش داده می‌شود.



شکل (۷): ناوبری در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی با به‌روزرسانی INS.

#### ۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش به بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهاد شده در مقایسه با دو روش معرفی شده دیگر، پرداخته می‌شود. در اینجا از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۱</sup> با یک لایه پنهان با ۱۱ نرون استفاده شده است. تابع فعال‌ساز لایه مخفی از نوع تانژانت هیپربولیک بوده و لایه خروجی از نوع خطی می‌باشد. الگوریتم مورد استفاده جهت آموزش شبکه، الگوریتم لوبنبرگ مارکوارت<sup>۲</sup> است. تنظیم وزن‌ها در طی مرحله آموزش به‌منظور کم شدن خطا و نزدیک شدن خروجی شبکه به مقادیر مطلوب توسط الگوریتم آموزش انجام می‌شود.



شکل (۴): نحوه آموزش شبکه عصبی در زمان وصل بودن سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی.

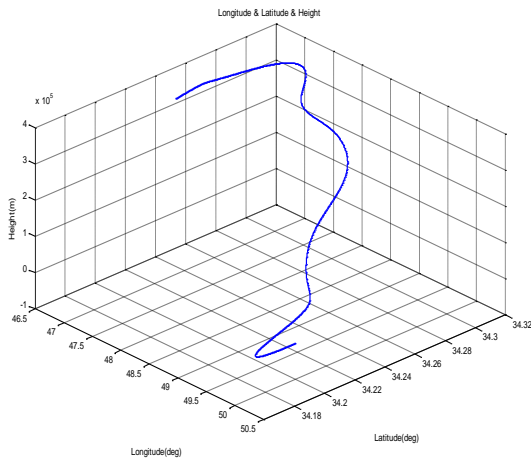
در این حالت در هنگامی که سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی قطع می‌شود شبکه عصبی مصنوعی به فاز پیش‌بینی رفته و خطای سامانه ناوبری اینرسی را تخمین زده و آن را به عنوان بردار مشاهدات به فیلتر کالمن می‌دهد و فیلتر کالمن عملیات تلفیق را برای در اختیار قرار دادن داده‌های ناوبری با دقت مناسب انجام می‌دهد. این فرایند در شکل ۵ نشان داده شده است. این الگوریتم در شبیه‌سازی‌ها با عنوان KFANN نامیده می‌شود.



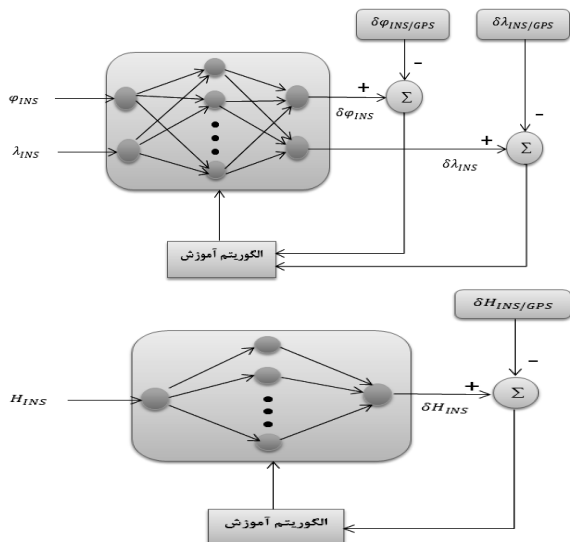
شکل (۵): تصحیح سامانه ناوبری اینرسی در زمان قطع سیگنال GPS با استفاده از شبکه عصبی و فیلتر کالمن.

ساختار روش ارائه شده در شکل ۵ که در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی از شبکه عصبی با فیلتر کالمن استفاده می‌کند، با دو روش موجود که در ادامه بیشتر معرفی می‌شوند در شبیه‌سازی‌ها مقایسه می‌شود. اولین روش، روشی است که، خطای تخمین زده شده توسط شبکه عصبی به‌طور مستقیم و بدون استفاده از فیلتر کالمن باعث تصحیح داده‌های ناوبری می‌شود. شکل ۶ ساختار کلی این روش را نمایش می‌دهد. این روش در شبیه‌سازی‌ها با نام ANN مشخص شده است. در پژوهش‌های [۶-۱۵]، از این روش برای تصحیح خطای ناوبری در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی استفاده شده است.

1- Multi Layer Perceptron (MLP)  
2- Levenberg Marquartet



شکل (۸): مسیر مرجع شماره یک.



شکل (۹): شبکه‌های NN<sub>1</sub> برای یادگیری خطای طول و عرض جغرافیایی و خطای ارتفاع.

در این شبکه‌ها مقادیر خروجی مطلوب شبکه در زمان وصل بودن سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی، اختلاف موقعیت و سرعت سامانه تعیین موقعیت جهانی و بلوک ناوبری اینرسی می‌باشد. لذا پس از قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی، خروجی شبکه آموزش داده شده، خطای موقعیت را محاسبه خواهد کرد. در روابط (۲۶) تا (۲۸) خروجی مطلوب جهت آموزش تحت نظارت شبکه ارائه شده است:

$$\delta\varphi_{INS/GPS} = \varphi_{INS} - \varphi_{GPS} \quad (26)$$

$$\delta\lambda_{INS/GPS} = \lambda_{INS} - \lambda_{GPS} \quad (27)$$

$$\delta H_{INS/GPS} = H_{INS} - H_{GPS} \quad (28)$$

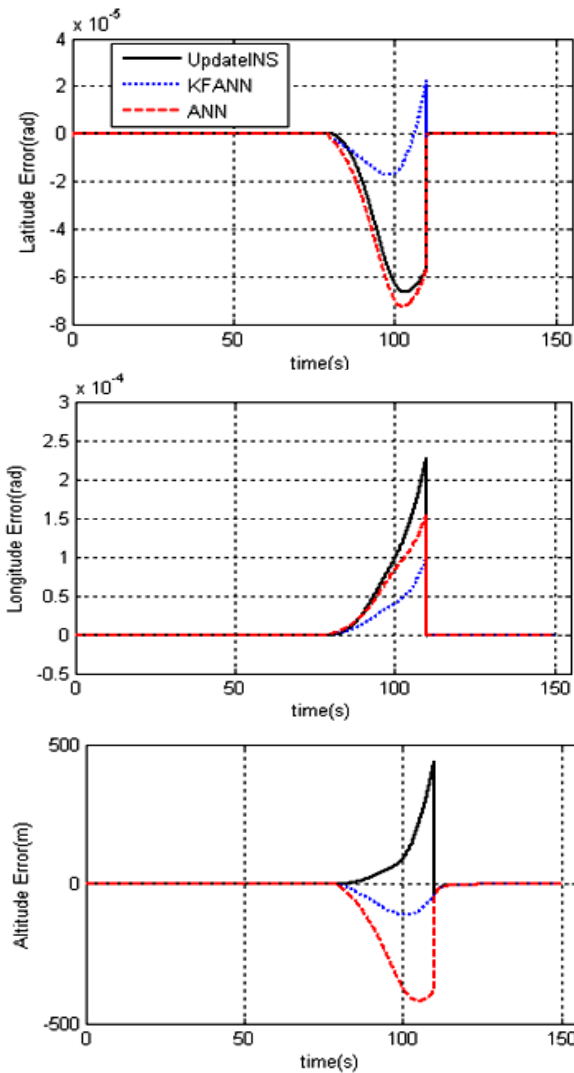
در ابتدا شبیه‌سازی برای یک متحرک با مسیر حرکت نشان داده شده در شکل ۸ انجام شده است. در این شبیه‌سازی فرکانس کاری سامانه تعیین موقعیت جهانی، ۱۰ Hz و فرکانس کاری بلوک ناوبری اینرسی، ۱۰۰ Hz در نظر گرفته شده است. پارامترهای مربوط به انحراف معیار شتاب‌سنج‌ها و ژيروسکوپ‌های بلوک ناوبری اینرسی و همچنین مشخصات انحراف معیار سامانه تعیین موقعیت جهانی در جدول ۱ آمده است. مدت زمان کل این شبیه‌سازی ۱۵۰ sec می‌باشد. در تمامی شبیه‌سازی‌ها، فرض شده که سیگنال دریافتی سامانه تعیین موقعیت جهانی، بین زمان تا ۸۰-۱۱۰ sec قطع شده است. برای بررسی عملکرد شبکه عصبی در زمان قطع سیگنال سامانه تعیین موقعیت جهانی از شبکه‌های عصبی با ورودی متفاوت استفاده می‌شود. حالت اول شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با ورودی داده‌های بلوک ناوبری اینرسی به صورت شکل ۹، جهت آموزش خطای طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع در نظر گرفته شده است. در ادامه این شبکه‌ها، NN<sub>1</sub> نامیده می‌شود.

جدول (۱): مشخصات انحراف معیار بلوک ناوبری اینرسی و GPS.

انحراف معیار سه محور شتاب‌سنج INS	$\sigma_f (m/s^2)$	۰/۰۲
انحراف معیار سه محور ژيروسکوپ INS <th><math>\sigma_{\omega} (rad/s)</math></th> <td>۰/۰۰۰۲</td>	$\sigma_{\omega} (rad/s)$	۰/۰۰۰۲
انحراف معیار سامانه تعیین موقعیت جهانی در کانال طول <th><math>\sigma_{\phi} (rad)</math></th> <td><math>1,571 \times 10^{-6}</math></td>	$\sigma_{\phi} (rad)$	$1,571 \times 10^{-6}$
انحراف معیار سامانه تعیین موقعیت جهانی در کانال عرض <th><math>\sigma_{\lambda} (rad)</math></th> <td><math>1/571 \times 10^{-6}</math></td>	$\sigma_{\lambda} (rad)$	$1/571 \times 10^{-6}$
انحراف معیار سامانه تعیین موقعیت جهانی در کانال ارتفاع <th><math>\sigma_h (m)</math></th> <td>۱۰</td>	$\sigma_h (m)$	۱۰
انحراف معیار سامانه تعیین موقعیت جهانی برای سرعت در تمام جهت‌ها <th><math>\sigma_v (m/s)</math></th> <td>۰/۲</td>	$\sigma_v (m/s)$	۰/۲



به حالت استفاده از به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی، ۶۰٪ بهبود یافته است.



شکل (۱۰): خطای ناوبری هنگام استفاده از شبکه NN<sub>1</sub>.

جدول (۲): جذر میانگین مربعات خطا موقعیت برای شبکه NN<sub>1</sub>

جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی (متر)	روش مورد استفاده در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی
۷۱۲/۷۲	Update INS
۶۴۱/۲۴	ANN
۲۸۲/۳۲	KFANN

در ادامه به‌منظور بررسی صحت عملکرد فیلترکالمن به بررسی سیگنال ابداع<sup>۱</sup> و ماتریس کوواریانس پرداخته

پس از آموزش شبکه، از آن در شبیه‌سازی جهت تخمین خطاهای موقعیت استفاده می‌شود. در شکل ۱۰ به‌ترتیب نمودارهای شبیه‌سازی خطای موقعیت شامل عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع نشان داده شده است. چنانچه ملاحظه می‌شود، خطای موقعیت قبل از زمان ۸۰sec که سامانه تعیین موقعیت جهانی وصل است محدود می‌باشد و در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی خطای موقعیت افزایش می‌یابد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی، خطای موقعیت در روشی که از شبکه عصبی به‌همراه فیلترکالمن استفاده می‌شود نسبت به دو روش دیگر کمتر می‌باشد. به‌منظور محاسبه اندازه بردار خطای موقعیت، ابتدا با استفاده از روابط زیر اندازه بردار موقعیت مرتبط با طول و عرض جغرافیایی محاسبه می‌شود [۱۸]:

$$\Delta X = \cos \lambda_2 \cos \varphi_2 - \cos \lambda_1 \cos \varphi_1 \quad (۲۹)$$

$$\Delta Y = \cos \varphi_2 \sin \lambda_2 - \cos \varphi_1 \sin \lambda_1 \quad (۳۰)$$

$$\Delta Z = \sin \varphi_2 - \sin \varphi_1 \quad (۳۱)$$

$$C = \sqrt{(\Delta X)^2 + (\Delta Y)^2 + (\Delta Z)^2} \quad (۳۲)$$

$$\Delta \sigma = 2 \arcsin \left( \frac{C}{2} \right) \quad (۳۳)$$

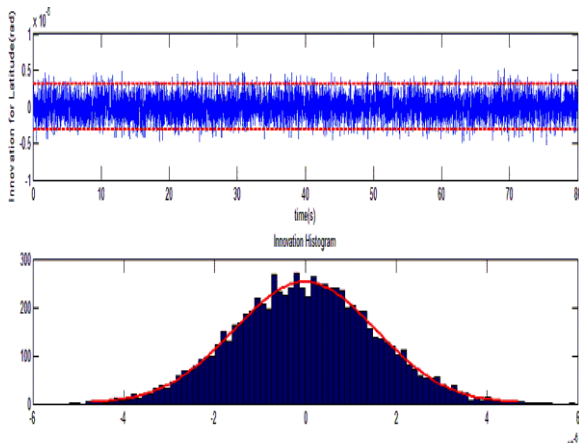
$$d = R \Delta \sigma \quad (۳۴)$$

در روابط بالا،  $\varphi_1, \varphi_2, \lambda_1, \lambda_2$  به‌ترتیب عرض و طول جغرافیایی در نقاط قطع و وصل مجدد سیگنال کمک ناوبری، و R شعاع کره زمین می‌باشد. به‌منظور محاسبه اندازه موقعیت کلی از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$P_T = \sqrt{d^2 + h^2} \quad (۳۵)$$

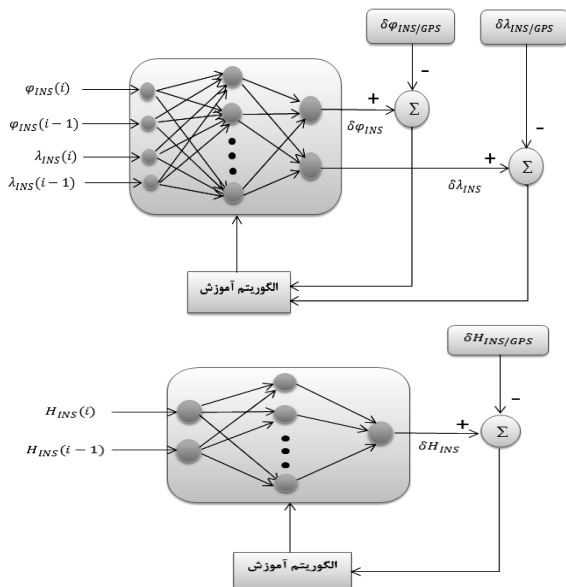
در جدول ۲، مقدار جذر میانگین مربعات خطای موقعیت در زمان قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی هنگامی که از شبکه عصبی NN<sub>1</sub> استفاده می‌شود، ارائه شده است.

با مقایسه اندازه خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی برای سه حالت بیان شده در جدول ۲ مشاهده می‌شود که خطای موقعیت برای حالتی که از شبکه عصبی با فیلترکالمن استفاده شده، نسبت به حالتی که از شبکه عصبی تنها و حالتی که از به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی استفاده می‌شود بهبود قابل توجهی یافته است. در حالتی که از شبکه عصبی به‌همراه فیلترکالمن استفاده شده خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی نسبت به حالت استفاده از شبکه عصبی تنها ۵۶٪ و نسبت



شکل (۱۲): نمودار سیگنال ابداع برای مؤلفه موقعیت طول جغرافیایی در محدوده باند  $\pm 2\sqrt{S_{ki}}$  و توزیع احتمال آن.

با توجه به ماهیت دینامیکی خطا، در حالت بعدی ورودی شبکه عصبی، به صورت داده‌های بلوک ناوبری اینرسی و یک شیفت زمانی از آنها در نظر گرفته شده است. این شبکه  $NN_2$  نامیده شده و به صورت شکل ۱۳ برای آموزش خطای طول، عرض جغرافیایی و ارتفاع استفاده شده است.



شکل (۱۳): شبکه‌های عصبی  $NN_2$ .

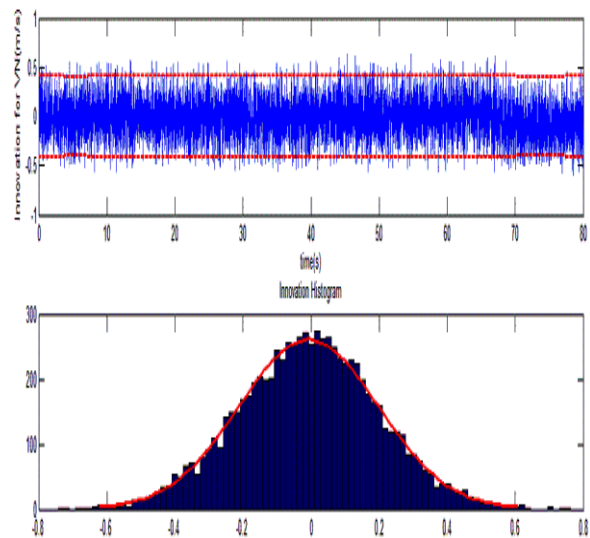
در شکل ۱۴ به ترتیب نمودارهای شبیه‌سازی خطای موقعیت عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی، خطای موقعیت برای روشی که از شبکه عصبی به همراه فیلترکالمن استفاده می‌شود نسبت به روش دیگر کمتر می‌باشد.

می‌شود. سیگنال ابداع در بررسی عملکرد فیلترکالمن نقش مهمی را ایفا می‌کند. سیگنال ابداع به صورت اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری شده توسط اندازه‌گیر و مشاهدات تخمینی می‌باشد که در رابطه (۳۶) با نماد  $v_k$  نشان داده شده است. از طرف دیگر ماتریس کواریانس ابداع که با نماد  $S_k$  مشخص می‌شود در رابطه (۳۷) بیان شده است. اگر فیلتر درست مدل شده باشد و فرایند تخمین درست اجرا شده باشد، عنصر  $i$  ام سیگنال ابداع، نویز سفید با میانگین صفر و کواریانس  $s_{ki}$  (عنصر  $i$  ام روی قطر  $S_k$ ) خواهد بود. برای اثبات این موضوع که فیلتر سازگار است باید چک کرد که آیا سیگنال ابداع با کواریانس سازگار است. می‌توان گفت زمانی سیگنال ابداع با کواریانس سازگار می‌شود که نمودار سیگنال ابداع در بین محدوده  $\pm 2\sqrt{S_{ki}}$  قرار گیرد [۱۹].

$$v_k = z_k - H\hat{x}_k^- \quad (36)$$

$$S_k = HP_k H^T + R_k \quad (37)$$

به این منظور به عنوان نمونه نمودارهای سیگنال ابداع مربوط به مؤلفه‌های سرعت در جهت شمال و موقعیت طول جغرافیایی را در باند کواریانسی  $\pm 2\sqrt{S_{ki}}$  به همراه نمودار توزیع احتمال آن‌ها در شکل‌های ۱۱ و ۱۲، رسم شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود سیگنال ابداع در بین باند کواریانسی قرار گرفته و دارای توزیع گوسی با میانگین صفر می‌باشد. بنابراین، می‌توان گفت که فیلترکالمن عملکرد مناسبی دارد.



شکل (۱۱): نمودار سیگنال ابداع برای مؤلفه سرعت  $v_N$  در محدوده باند  $\pm 2\sqrt{S_{ki}}$  و توزیع احتمال آن.

جدول (۳): جذر میانگین مربعات خطا موقعیت برای

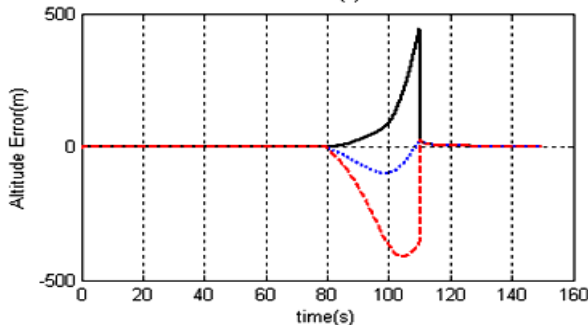
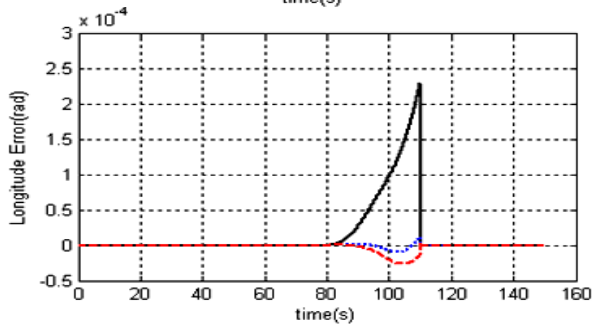
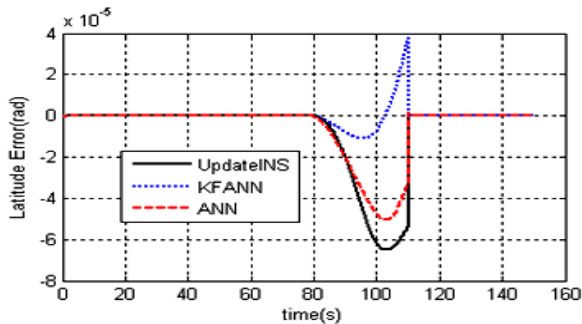
شبکه NN<sub>2</sub>

جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی (متر)	روش مورد استفاده در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی
۷۱۴/۶	Update INS
۴۳۹/۲۸	ANN
۱۵۱/۵۱	KFANN

در ادامه مؤلفه‌های سرعت نیز به بردار ورودی شبکه افزوده می‌شود و شبکه عصبی با ورودی زیر:

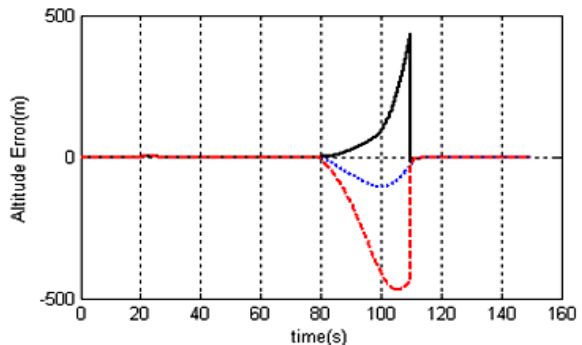
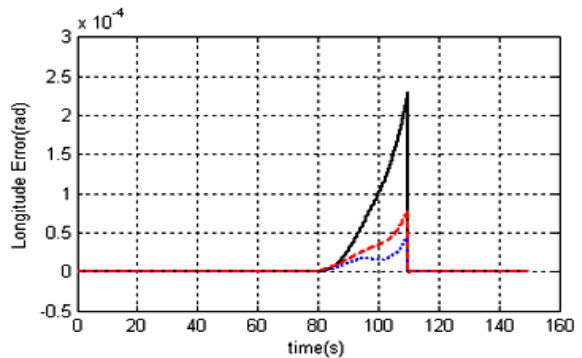
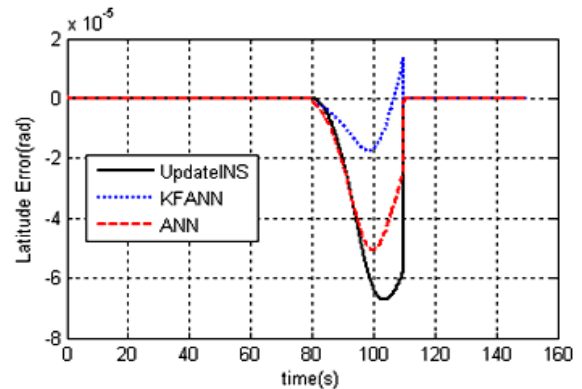
$$[\varphi(t), \varphi(t-1), \lambda(t), \lambda(t-1), v_E(t), v_E(t-1), v_N(t), v_N(t-1)]$$

جهت یادگیری خطای موقعیت طول و عرض جغرافیایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای خطای ارتفاع از شبکه مشابه شکل ۱۳ استفاده شده است. در ادامه این شبکه NN<sub>3</sub> نامیده می‌شود. در شکل ۱۵ به ترتیب نمودارهای شبیه‌سازی خطای موقعیت عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع نشان داده شده است.



شکل (۱۴): خطاهای ناوبری هنگام استفاده از

شبکه عصبی NN<sub>2</sub>



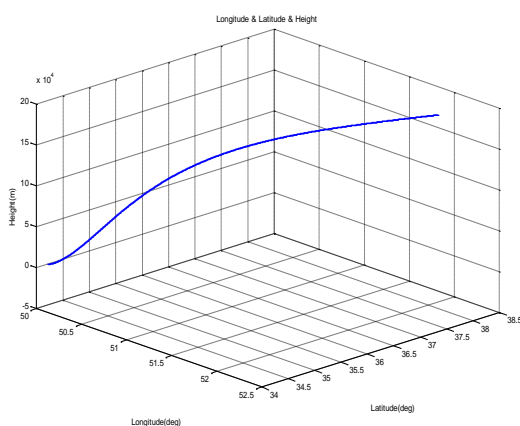
شکل (۱۵): خطاهای ناوبری هنگام استفاده از

شبکه عصبی NN<sub>3</sub>

همچنین با مقایسه مقادیر جداول ۲ و ۳ مشخص می‌شود، خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی، در روشی که از شبکه عصبی NN<sub>2</sub> به همراه فیلتر کالمن استفاده می‌شود نسبت به حالتی که از شبکه عصبی تنها استفاده شده ۶۵٪ و نسبت به حالت به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی، ۷۸٪ بهبود یافته است.

مقدار جذر میانگین مربعات خطا را برای سه روش مذکور در زمان قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی هنگامی که از شبکه عصبی NN<sub>2</sub> استفاده می‌شود، در جدول ۳ ارائه شده است.

آن‌ها شبکه NN<sub>3</sub> عملکرد بهتری را از خود نشان داده است. به‌منظور نشان دادن عدم وابستگی الگوریتم ارائه شده به مسیر حرکت وسیله متحرک، شبکه عصبی NN<sub>3</sub> که عملکرد بهتری داشت، در دو مسیر مرجع دیگر تست شده است. این مسیرها به‌گونه‌ای انتخاب شده است که به جهت مانور وسیله با مسیر قبلی متفاوت باشد. در شکل ۱۷ مسیر مرجع شماره دو نمایش داده شده است. در این‌جا نیز مشخصات انحراف معیار بلوک ناوبری اینرسی و سامانه تعیین موقعیت جهانی، مطابق با جدول ۱ لحاظ شده است.



شکل (۱۷): مسیر مرجع شماره دو.

در جدول ۵ مقدار جذر میانگین مربعات خطا را برای سه روش مذکور در مسیر مرجع شماره دو و در زمان قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی هنگامی که از شبکه عصبی NN<sub>3</sub> استفاده می‌شود، بیان شده است.

با توجه به این نتایج، مشاهده می‌شود که جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع بود سامانه تعیین موقعیت جهانی برای مسیر شماره دو و شبکه عصبی NN<sub>3</sub>، هنگامی که از روش KFANN استفاده شد نسبت به روش به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی، ۷۵٪ و نسبت به روش شبکه عصبی تنها ۶۸٪ بهبود یافته است.

جدول (۵): جذر میانگین مربعات خطا موقعیت برای شبکه

NN<sub>3</sub> در مسیر دو.

روش مورد استفاده در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی	جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی (متر)
Update INS	۱۱۰۷/۳۲
ANN	۸۶۲/۳۴
KFANN	۲۷۱/۵۸

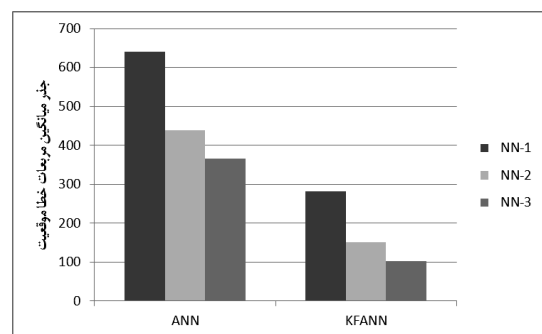
همان‌طور که در این شکل‌ها مشاهده می‌شود در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی، خطای موقعیت برای روشی که از شبکه عصبی به‌همراه فیلترکالمن استفاده می‌شود نسبت به دو روش دیگر کمتر می‌باشد. در جدول ۴ مقدار جذر میانگین مربعات خطا را برای سه روش مذکور در زمان قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی هنگامی که از شبکه عصبی NN<sub>3</sub> استفاده می‌شود را نشان می‌دهد.

جدول (۴): جذر میانگین مربعات خطا موقعیت برای

شبکه NN<sub>3</sub>

روش مورد استفاده در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی	جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی (متر)
Update INS	۷۱۲/۹۷
ANN	۳۶۶/۵۵
KFANN	۱۰۲/۷۴

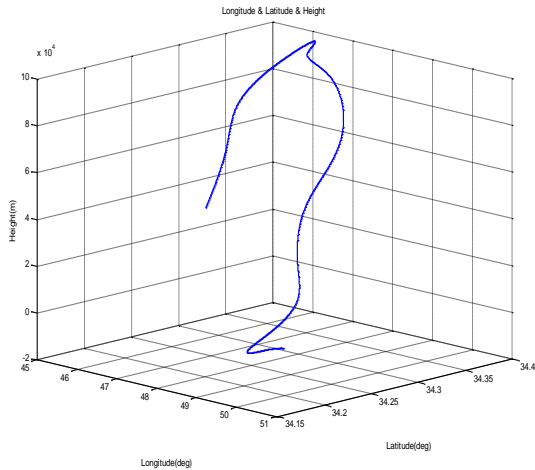
با مقایسه مقادیر جدول ۴ مشخص می‌شود، خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی، در روشی که از شبکه عصبی NN<sub>3</sub> به‌همراه فیلتر کالمن استفاده می‌شود نسبت به حالتی که از شبکه عصبی تنها استفاده شده ۷۲٪ و نسبت به حالت به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی، ۸۵٪ بهبود یافته است. در شکل ۱۶ نمودار میله‌ای مقادیر جذر میانگین مربعات خطا موقعیت، در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی برای تمام رویکردهای بررسی شده رسم شده‌اند.



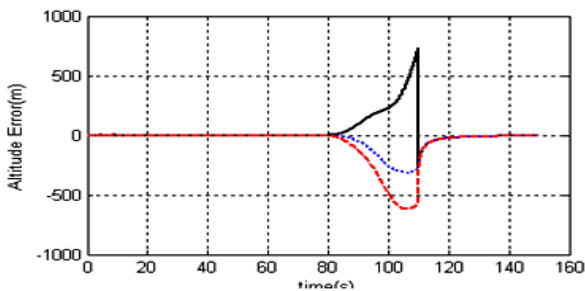
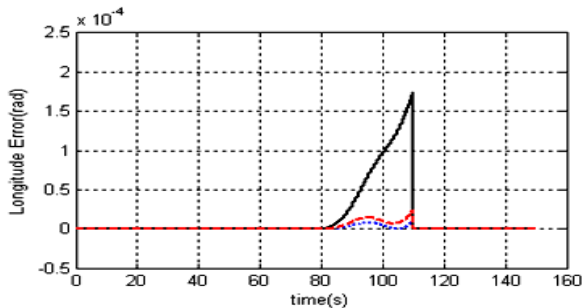
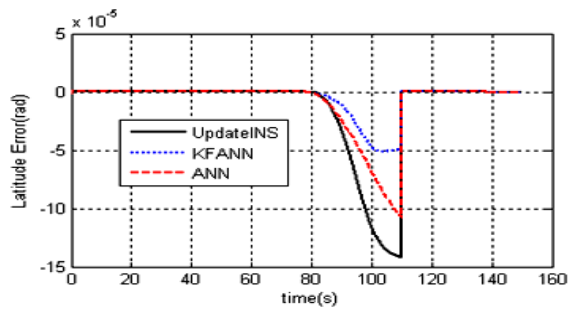
شکل (۱۶): نمودار میله‌ای مقایسه بین سه شبکه عصبی.

همانگونه که مشاهده می‌شود مقدار خطای موقعیت در تمام رویکردها برای حالتی که از شبکه عصبی به‌همراه فیلتر کالمن برای بهبود ناوبری در هنگام قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی استفاده شد، نسبت به حالتی که شبکه عصبی تنها به‌کار برده شد بهتر بهبود یافته است و در میان

استفاده از به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی، ۶۵٪ و نسبت به زمانی که تنها از شبکه عصبی استفاده می‌کنیم، ۴۶٪ بهبود می‌یابد.

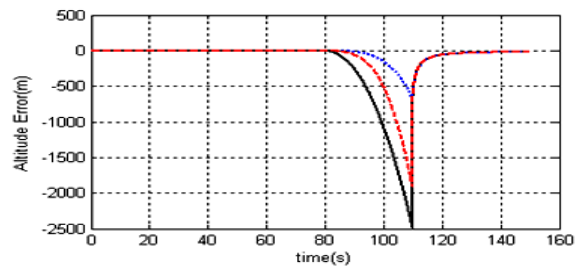
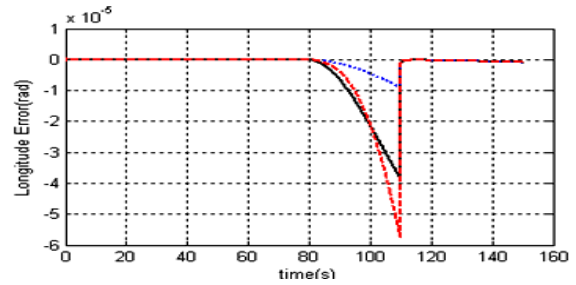
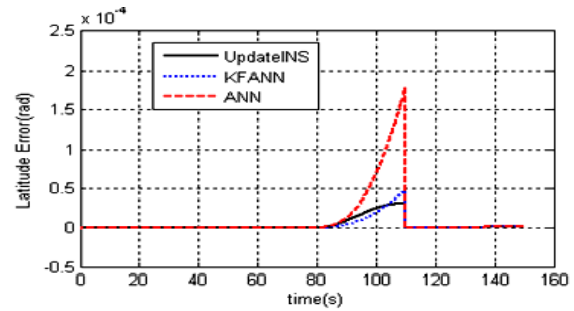


شکل (۱۹): مسیر مرجع شماره سه.



شکل (۲۰): خطا ناوبری هنگام استفاده از شبکه عصبی در مسیر شماره سه.

در شکل ۱۸ زیر نمودار شبیه‌سازی خطای موقعیت برای شبکه  $NN_3$  در مسیر شماره دو ترسیم شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی با استفاده از روش KFANN نسبت به دو روش دیگر کاهش یافته است.



شکل (۱۸): خطاهای ناوبری هنگام استفاده از شبکه عصبی در مسیر شماره دو.

در شکل ۱۹ مسیر مرجع شماره سه نمایش داده شده است. در این مسیر نیز مشخصات انحراف معیار بلوک ناوبری اینرسی و سامانه تعیین موقعیت جهانی مطابق با جدول ۱ می‌باشد. در شکل ۲۰ نمودار خطای موقعیت در مسیر مرجع سه نمایش داده شده و در جدول ۶، جذر میانگین مربعات خطا برای زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی در این مسیر محاسبه شده است. با مقایسه مقادیر به‌دست آمده در جدول ۶ مشخص می‌شود که در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی برای مسیر شماره سه، هنگامی که از روش KFANN استفاده می‌شود خطای موقعیت نسبت به حالت



روش‌های دیگر کمتر می باشد. همچنین نشان داده شد که با انتخاب مناسب ورودی شبکه عصبی، می توان خطای ناوبری را کاهش داد. بر این اساس شبکه با ورودی مؤلفه‌های سرعت و وضعیت و یک واحد تاخیر آنها، عملکرد مناسبی داشت. در ادامه به منظور نشان دادن عدم وابستگی روش KFANN به مسیر حرکت، در دو مسیر حرکت متفاوت دیگر نیز شبیه‌سازی‌ها تکرار گردید که نشان دهنده عملکرد مناسب روش KFANN نسبت به دو روش دیگر بود.

**جدول (۶): جذر میانگین مربعات خطا موقعیت برای شبکه NN<sub>3</sub> در مسیر سه.**

جذر میانگین مربعات خطا در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی (متر)	روش مورد استفاده در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی
۸۳۷/۹۴	Update INS
۵۴۳/۴۳	ANN
۲۹۱/۹۴	KFANN

### ۵- نتیجه گیری

در این مقاله روشی برای کاهش نرخ رشد خطای ناوبری در یک ناوبری تلفیقی شامل بلوک ناوبری اینرسی و سامانه تعیین موقعیت جهانی ارزان قیمت، در شرایطی که سیگنال کمک ناوبری قطع می‌باشد، ارائه شد. در زمانی که داده‌های سامانه تعیین موقعیت جهانی دریافت می‌شود، ناوبری تلفیقی توسط فیلتر کالمن با دقت خوبی انجام شد. اما هنگام قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی به دلیل این‌که از حسگرهای اینرسی ارزان قیمت استفاده شده، که دارای خطاهای بایاس و دررفت بزرگی می‌باشند، خطای ناوبری به شدت افزایش می‌یابد. بدین منظور یک طرح تلفیقی، که ترکیبی از شبکه عصبی و فیلتر کالمن است معرفی شد. در این طرح هنگام وصل بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی، شبکه عصبی به منظور یادگیری خطای موقعیت سامانه ناوبری اینرسی آموزش داده می‌شود و هنگام قطع بودن سامانه تعیین موقعیت جهانی، شبکه عصبی آموزش داده شده خطای سامانه ناوبری اینرسی را تخمین زده و به عنوان بردار اندازه‌گیری در اختیار فیلتر کالمن می‌گذارد. در این‌جا به منظور مقایسه سه روش در نظر گرفته شد. حالت اول راه حلی که از ترکیب شبکه عصبی و فیلتر کالمن (KFANN) برای تصحیح ناوبری در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی استفاده شد، حالت دوم راه حلی که تنها از شبکه عصبی (ANN) برای تصحیح ناوبری استفاده می‌کرد که در بیشتر تحقیقات گذشته از این روش استفاده شده است و حالت سوم، حالتی است که از به‌روزرسانی بلوک ناوبری اینرسی (UpdateINS) بهره گرفته شده است. براساس نتایج شبیه‌سازی، خطای موقعیت در زمان قطع سامانه تعیین موقعیت جهانی برای روشی که از شبکه عصبی به همراه فیلتر کالمن استفاده می‌شود نسبت به

### ۶- منابع

- Elhami, M., Sadat, M. "Simulation and Optimization of Guidance and Integrated Navigation System in Small Planes", J. Mech. and Aerospace, Vol. 12, No. 1, 1395.
- Mousavi, M. and Zandi, M. "Improvement of Navigation System Accuracy Based on GPS/GLONASS Using Kalman Filter", J. Sea Techniques, Vol. 2, No. 2, 1394.
- Khodaparast, A., Golshani, S. and Sadeghi, V. "Accuracy Increment of Position Estimation based on Integration of Inertial Navigation System and GPS for a Flight Vehicle", Proc. Second Conf. Applicable Researchs in Electronic and Mechatronic, Tehran, Iran, 1993.
- Nasrollahi, S. and Ghahremani, N. "Accuracy Increment of Navigation System Base on Integration of Inertial Navigation Vehicle", Proc. Electrical Eng. Conf., Tehran, Iran, 1389.
- Ahmadpour, A., Alavi, M. and Rahimi, R. "Improvement of GPS and INS Navigation Systems based on Extended Kalman Filter", Proc. Int. Conf. Applicable Research on Electrical, Mechanical and Mechatronic Engineering, Tehran, Iran, 1394.
- Gorgi, M. and Farrokhi, M. "Integration of Iertial Navigation and GPS using Artificial Neural Networks", Proc. Conf. Iranian Aerospace Society, Tehran, IRAN, 1386.
- Sadeghi, M. and Ebadollahi, S. "Error Modelling and Correction of INS System by GPS Signal Using MLP Neural Network", Proc. 2<sup>nd</sup> Conf. Avionic, Tehran, IRAN, 1393.
- Bin, W., Jian, W., Jianping, W. and Baigen, C. "Study on Adaptive GPS/INS Integrated Navigation System", Intelligent Transportation Systems, Vol. 2, pp. 1016-1021, 2003.
- Kaygisiz, B.H., Erkmen, A.M. and Erkmen, I. "GPS /INS Enhancement Using Neural Networks for Autonomous Ground Vehicle Applications", International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol. 3, pp. 3763-3768, 2003.
- Hiliuta, A., Landry, R., and Gagnon, F. "Fuzzy Corrections in a GPS/INS Hybrid Navigation System",



15. Bhatt, D., Aggarwal, P., Devabhaktuni, V. and Bhattacharya, P. "A Novel Hybrid Fusion Algorithm to Bridge the Period of GPS Outages Using Low Cost INS", Expert System with Application, Vol. 41, No. 5, pp. 2166-2173, 2014.
16. Titterton, D.H. and Weston, J.L. "Strapdown Inertial Navigation Technology", 2<sup>nd</sup> Edition, The Institution of Electrical Engineers, 2004.
17. Noureldin, A., Karamat, T.B. and Georgy, J. "Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-Based Positioning and Their Integration", Springer, United States, 2013.
18. Wikipedia, "Great-circle Distance", [https://en.wikipedia.org/wiki/Great-circle\\_distance](https://en.wikipedia.org/wiki/Great-circle_distance), last modified on 11 June 2015.
19. Simon, D. "Optimal State Estimation Kalman, H $\infty$ , and Nonlinear Approaches", Wiley, New Jersey, United States, 2006.
- IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 40, No. 2, pp. 591-600, 2004.
11. Sharaf, R. and Noureldin, A. "Sensor Integration for Satellite-Based Vehicular Navigation Using Neural Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 18, No. 2, pp. 589-594, 2007.
12. Chiang, K.W., and Huang, Y.W. "An Intelligent Navigator for Seamless INS/ GPS Integrated Land Vehicle Navigation Applications", Applied Soft Computing, Vol. 8, No. 1, pp. 722-733, 2008.
13. Bhatt, D., Aggarwal, P., Devabhaktuni, V. and Bhattacharya, P. "A Source Difference Artificial Neural Network for Enhanced Positioning Accuracy", Measurement Science and Technology Journal, Vol. 23, No. 10, pp. 491-502, 2012.
14. Adusumilli, S., Bhatt, D. and Wong, H. "A Low-Cost INS/ GPS Integration Methodology Based on Random Forest Regression", Expert System with Application, Vol. 40, No. 11, pp. 4653-4659, 2013.

پیوست: ماتریس حالت خطای ناوبری

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix}
 0 & -(\omega_e \sin \phi + v_E \tan \phi / R) & v_N / R & 0 & 1/R & 0 \\
 \omega_e \sin \phi + v_E \tan \phi / R & \omega_e \cos \phi + v_E / R & 0 & -1/R & 0 & 0 \\
 -v_N / R & -\omega_e \cos \phi - v_E / R & 0 & 0 & -\tan \phi / R & 0 \\
 0 & -f_D & f_E & v_D / R & -2(\omega_e \sin \phi + v_E \tan \phi / R) & v_N / R \\
 f_D & 0 & -f_N & (2\omega_e \sin \phi + v_E \tan \phi / R) & v_N \tan \phi / R + v_D / R & 2\omega_e \cos \phi + v_E / R \\
 -f_E & f_N & 0 & -2v_N / R & -2(\omega_e \cos \phi + v_E / R) & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1/R & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1/R \cos \phi & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\
 \\
 -\omega_e \sin \phi & 0 & -v_E / R^2 & \\
 0 & 0 & v_N / R^2 & \\
 -\omega_e \cos \phi - v_E / R \cos^2 \phi & 0 & v_E \tan \phi / R^2 & \\
 -v_E (2\omega_e \cos \phi + v_E / R \cos^2 \phi) & 0 & (v_E^2 \tan \phi - v_N v_D) / R^2 & \\
 2\omega_e (v_N \cos \phi - v_D \sin \phi) + v_E v_N / R \cos^2 \phi & 0 & -v_E^2 (v_N \tan \phi + v_D) / R^2 & \\
 2\omega_e v_E \sin \phi & 0 & (v_N^2 + v_E^2) / R^2 & \\
 0 & 0 & -v_N / R^2 & \\
 v_E \tan \phi / R \cos \phi & 0 & -v_E / R^2 \cos \phi & \\
 0 & 0 & 0 &
 \end{bmatrix}$$

