

بهبود موقعیت یابی ناوبری تلفیقی با استفاده از شبکه عصبی چندلایه غیرخطی و فیلتر کالمن مقاوم در هنگام قطعی GPS

علیرضا ملکی جوان^۱، مهدی اصلی نژاد^{*۱}، پویا عباسی^۱

۱- دانشکده مهندسی برق-دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری- تهران- ایران

(دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۹/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۷/۱۵)

چکیده

تعیین موقعیت و جهت یابی دقیق از اصلی ترین نیازها جهت ناوبری وسایل نقلیه نظامی می باشد. روش های مختلفی برای تعیین موقعیت وسیله وجود دارد. سیستم ناوبری اینرسی (INS) یکی از روش های تعیین موقعیت و وضعیت وسیله نقلیه است که مستقل از فرستنده و لوازم جانبی خارجی کار می کند. به دلیل وجود نویز، بایاس و عوامل تاثیرگذار دیگر، خطای این سامانه در طول زمان همواره افزایشی می باشد، لذا برای دستیابی به دقت بالاتر در ناوبری های طولانی مدت، حداقل به یک سامانه کمک ناوبری نیاز است. از این رو، اصلاح خطا به کمک تلفیق داده های INS و سامانه موقعیت یابی جهانی (GPS) با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته مقاوم (REKF) در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته است. در هنگام ورود وسایل نقلیه به مناطق دشمن که دارای مسدودکننده سیگنال هستند، سیگنال GPS نیز قطع شده، مشاهدات فیلتر به روزرسانی نشده و در نتیجه، موقعیت نهایی خطای افزایشی خواهد داشت. لذا در این سناریو بجای فیلتر کالمن از شبکه عصبی آموزش دیده شده جهت پیش بینی موقعیت در هنگام قطعی GPS استفاده شده است. به منظور پیاده سازی و تست الگوریتم، سخت افزاری با پردازنده و سنسورهای مدنظر طراحی و داده ها را به صورت آنلاین ذخیره و الگوریتم تلفیق داده های GPS/INS مبتنی بر فیلتر کالمن و شبکه عصبی بر آن اعمال شده است. نتایج نشان می دهد خطای موقعیت با استفاده از شبکه عصبی تا حدود ۷۰ درصد در هر سه راستا بهبود داشته است. **واژه های کلیدی:** سامانه ناوبری اینرسی، سامانه موقعیت یابی جهانی، ناوبری تلفیقی، تلفیق داده ها، شبکه عصبی NAR

Position improvement of GPS/INS using NAR neural network and robust Kalman filter during GPS outage

Alireza Malekijavan, Mehdi Aslinezhad* and Pouya Abbasi

Department of Electrical Engineering, Shahid Sattari University of Aeronautical Engineering, Tehran, Iran

Abstract

Precise guidance and navigation is one of the necessities of every moving vehicle in the transportation industry. Different methods of navigation has been used to determine exact location of the vehicle in each moment. Inertial navigation is a newton-based method that provides position of the vehicle regardless of any external communication equipment. Inertial navigation is always subject to different disturbing errors that consistently reduce the performance of the system, therefore, for long-term navigation purposes, there should be at least one navigation assisting system to maintain positioning accuracy. Consequently, a GPS/INS data fusion using a Robust Extended Kalman Filter (REKF) is investigated in this paper. When vehicles enter an area with a signal jammer, GPS position would be unavailable, and, filter observations will not be updated. Thus, a trained nonlinear neural network is used to predict position in this scenario. In order to test the algorithm in real-world circumstances, a custom designed board with military standards is employed. The results show about 70% of position improvement towards each axis. The proposed algorithm has improved the position accuracy in GPS/INS integrated system in defined scenario.

Key words: Inertial Navigation system, Data Fusion, Robust Kalman Filter, NAR Neural Network

مقدمه

با پیشرفت روزافزون سنسورهای مجتمع و پیشرفت دنیای الکترونیک و پردازنده‌ها، گسترش تحقیقات و نوآوری در زمینه تلفیق داده‌های سنسورها به منظور دستیابی به بالاترین دقت نیز در حال افزایش است. امروزه انتظار می‌رود سامانه‌های هدایت و ناوبری‌ای که به صورت مستقل کار می‌کنند با دقتی طراحی شوند که تحت شرایط متغیر عملکرد دقیق خود را حفظ کنند [۱]. معمولاً سنسورها در طول زمان از لحاظ عملکردی تضعیف می‌شوند. طراح نیز این قابلیت را در اختیار دارد که از سنسورهای دقیق و پیچیده و البته گران قیمت استفاده کند، اما در عوض می‌تواند از سنسورهای ارزان‌تر استفاده کرده و الگوریتم تلفیق خود را پیچیده‌تر و دقیق‌تر کند [۲]. برای بهبود تخمین‌های موقعیت و در عین حال حداقل کردن هزینه، به جای استفاده از گیرنده‌های GPS بسیار دقیق و البته گران قیمت، می‌توان اطلاعات سنسورهای مختلف از جمله سنسورهای اینرسی را با یکدیگر تلفیق کرده و به عنوان خروجی نهایی از آن استفاده کرد. تلفیق داده‌های سنسورها یکی از فن‌آوری‌هایی است که ابتدا در صنعت هوافضا و کشتیرانی گسترش یافته و با افزایش توان محاسباتی و پیشرفت پردازنده‌ها، فرصت‌های جدیدی در صنایع دیگر ایجاد کرده است [۳]. به طور کلی GPS داده‌های موقعیت، سرعت و اطلاعات زمان را فراهم می‌کند اما این سامانه قادر به تشخیص وضعیت جسم نخواهد بود مگر اینکه از یک سامانه موقعیت‌یابی با چندین آنتن ۱ به مانند [۴] استفاده شود. همچنین گیرنده‌های GPS فرکانسی بین ۰٫۱ تا ۱۰ هرتز دارند. بنابراین GPS به تنهایی قادر به ثبت سریع تغییرات دینامیکی جسم متحرک نخواهد بود. از سوی دیگر، INS یک سامانه مستقل بوده که در کوتاه مدت قابلیت فراهم کردن اطلاعات موقعیت، سرعت و وضعیت جسم متحرک با فرکانسی بین ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ هرتز را دارا می‌باشد. اما این سامانه در صورت استفاده به تنهایی، با گذر زمان دچار خطای تجمعی خواهد شد. در سامانه GPS/INS نقش اولیه GPS فراهم کردن موقعیت و نقش اولیه INS فراهم کردن وضعیت می‌باشد. اما به عنوان نقش ثانویه، GPS برای کالیبراسیون سامانه INS در حین حرکت و INS نیز برای داشتن آخرین موقعیت جسم در بازه‌های ارسال

داده‌ی GPS استفاده می‌شود [۵]. محققان در گذشته تحقیقات بسیاری در زمینه تلفیق GPS و INS انجام داده‌اند. برای مثال در [۶] طراحی و پیاده‌سازی سامانه GPS/INS با استفاده از فیلتر کالمن موازی انجام گرفته است. در [۳] سامانه GPS/INS به همراه سنسورهای دیگر به منظور استفاده در خودروهای ولوو طراحی و پیاده‌سازی شده است. در [۷] ترکیب دو فیلتر FIR و IIR تطبیقی برای تلفیق داده‌های GPS/INS استفاده شده و نتایج آن با فیلتر کالمن مقایسه گردیده است. در [۸] و [۹] نیز به ترتیب تلفیق داده‌های GPS و INS با استفاده از فیلتر کالمن خنثی و فیلتر کالمن مقاوم انجام گرفته است. اخیراً نیز با افزایش قدرت پردازش پردازنده‌های کامپیوتر، تحقیقات در این زمینه با استفاده از شبکه‌های عصبی و هوش مصنوعی نیز گسترش داشته است. برای مثال، در [۱۰] تلفیق داده‌های سنسورها با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار خطا انجام گرفته است. در [۱۱] و [۱۲] نیز الگوریتم هیبرید برای تلفیق داده‌های سنسورهای GPS/INS در هنگام قطعی GPS معرفی شده است.

بیان مسئله

سامانه موقعیت‌یاب جهانی GPS، شامل ۳۲ ماهواره بوده که در ارتفاع ۱۹۲۰۰ کیلومتر از سطح زمین در حال چرخش هستند تا طول، عرض و ارتفاع جغرافیایی جسم متحرک را در هر لحظه از زمان فراهم کنند [۱۳]. اساس کار GPS بدین صورت است که گیرنده، از اطلاعات دانلود شده از ماهواره به منظور محاسبه موقعیت فعلی توسط تخمینی به نام زمان پرواز^۲ استفاده می‌کند. بدین صورت که، مدت زمان بین ارسال و دریافت سیگنال و همچنین سرعت انتقال سیگنال در فضا مشخص می‌باشد. با داشتن این مسافت که شبه‌فاصله^۳ نامیده می‌شود، موقعیت به راحتی قابل محاسبه خواهد بود. [۱۴] و [۱۵]. برای به دست آوردن موقعیت دقیق جسم حداقل به ۳ ماهواره نیاز داریم. هر چه تعداد این ماهواره‌های در دسترس بیشتر باشد گیرنده موقعیت دقیق‌تری می‌دهد. برای محاسبه موقعیت GPS با استفاده از داده‌های خام، از معادلات ۱ تا ۳ استفاده می‌شود [۱۶].

$$\rho_i = r_i + b \quad (1)$$

^۲ Time Of Flight (TOF)^۳ PseudorangeMulti-antenna GPS system^۱

خطای سنسورهای اینرسی می‌توانند به صورت معادلات ۴ تا ۶ بیان شده در [۱۸] نشان داده شوند.

$$\delta \dot{p}^e = \delta v^e \quad (4)$$

$$\delta v^e = -2\Omega_{ie}^e \delta v^e + \tilde{a}^e \zeta + C_b^e \delta a^b + \delta g^e \quad (5)$$

$$\dot{\zeta} = -\Omega_{ie}^e \zeta - C_b^e \delta \omega_{ib}^b \quad (6)$$

که در آن \tilde{a}^e و Ω_{ie}^e به ترتیب نشان‌دهنده فرم پادمتقارن بردارهای شتاب و سرعت زاویه‌ای و همچنین ω_{ib}^b و C_b^e به ترتیب نمایش دهنده بردار سرعت زاویه‌ای در دستگاه اینرسی و ماتریس تبدیل انتقال از دستگاه بدنه به زمین می‌باشند. در این معادله δa^b و δg^e عبارتند از خطای سنسورهای اینرسی و خطای مدل‌سازی گرانش زمین. خطای گرانش در بسیاری از موارد حتی در کاربردهای نظامی نیز با دقت محدود، قابل صرف‌نظر است. اما خطای سنسورهای اینرسی یعنی دریافت ژایرو و بایاس شتاب‌سنج مسبب بخش اصلی خطای سیستم ناوبری اینرسی هستند که در این مقاله به آن‌ها پرداخته شده است. همچنین منظور از بالانویس e دستگاه مختصات زمین، بالانویس b دستگاه مختصات بدنه و بالانویس i دستگاه مختصات اینرسی می‌باشد. برای داشتن مدلی دقیق‌تر، بایاس شتاب‌سنج و ژایروسکوپ نیز باید در مدل‌سازی لحاظ شوند [۱۸]. پس داریم:

$$\delta a^e = -\tilde{a}^e \zeta + C_b^e \delta a^b \quad (7)$$

$$\delta \omega_{be}^e = -\Omega_{ie}^e \zeta - C_b^e \delta \omega_{ib}^b \quad (8)$$

ترکیب معادلات ۴ تا ۸ نمایش‌دهنده دسته معادلات دیفرانسیلی است که خطای ناوبری اینرسی را در دستگاه مختصات زمین بیان می‌کنند. فضای حالت خطای ناوبری اینرسی به صورت معادله ۹ و ۱۰ بیان می‌شود.

$$\delta \dot{x}(t) = F(t) \delta x(t) + G(t) u(t) \quad (9)$$

$$y(t) = H \delta x(t) + w(t) \quad (10)$$

که در آن $F(t)$ یک ماتریس 15×15 و $G(t)$ ماتریس 15×6 و $H(t)$ نیز 15×3 می‌باشد.

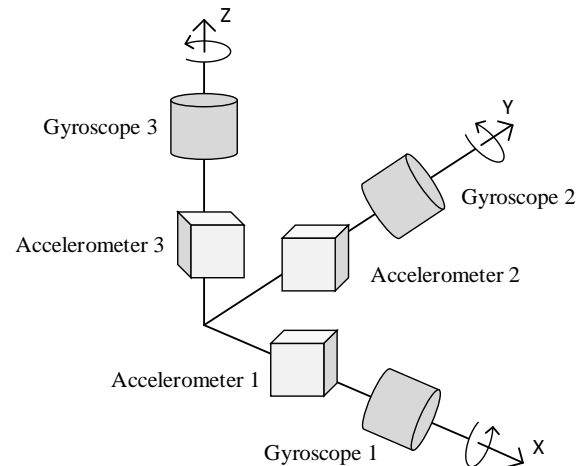
$$F(t) = \begin{bmatrix} 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2\Omega_{ie}^e & \tilde{a}^e & 0 & C_b^e \\ 0 & 0 & -\Omega_{ie}^e & -C_b^e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -I \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$b = ct_j \quad (2)$$

$$r_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} \quad (3)$$

در این معادلات، (x_i, y_i, z_i) نمایش دهنده موقعیت ماهواره‌ها در فضای سه‌بعدی، (x, y, z) موقعیت گیرنده، ρ_i شبه‌رنج بر حسب متر، b بایاس ساعت گیرنده، c سرعت نور و در نهایت t_j ساعت ماهواره می‌باشد.

در واحد اندازه‌گیری اینرسی^۴، معمولاً ۳ ژایروسکوپ و ۳ شتاب‌سنج با زاویه ۹۰ درجه نسبت به یکدیگر قرار می‌گیرند. ژایروسکوپ و شتاب‌سنج هر دو دارای منابع مشترک خطا از جمله نویز، دریافت، گام تصادفی^۵ و بایاس می‌باشند [۱۷]. عموماً خطاهای ناوبری در هنگام استفاده از این دو سنسور به ۳ دسته تقسیم می‌شوند. خطای جمع‌شونده که ناشی از وجود نویز و بایاس در هنگام انتگرال‌گیری می‌باشد. خطای هم‌ترازی^۶ که معمولاً ناشی از عدم دقت در هنگام نصب سنسور بر روی برد می‌باشد. خطای کالیبراسیون سنسورها که با کالیبره کردن سنسورها در ابتدای حرکت مرتفع می‌گردد.



شکل ۱- نحوه قرارگیری سنسورها در IMU

سامانه ناوبری اینرسی دارای خطای افزایشی در طول زمان است. از آنجایی که هدف تلفیق داده‌های سنسور، تعیین و جبران‌سازی این خطا می‌باشد، لازم است ابتدا این خطا را مدل‌سازی کرد. خطاهای اندازه‌گیری IMU شامل خطای موقعیت (δp)، سرعت (δv) و خطای زاویه (ζ) ناشی از

^۴ Inertial Measurement Units

^۵ Random walk

^۶ Alignment

$$\delta y_k = H_k \delta x_k + w_k \quad (19)$$

که در آن y_k اختلاف اندازه‌گیری موقعیت بین GPS و INS بوده و w_k نویز اندازه‌گیری می‌باشد. برای هر یک از نویزها داریم:

$$E(u_i(t).u_j^T(t)) = Q.\delta_{ij} \quad (20)$$

$$E(w_i(t).w_j^T(t)) = R.\delta_{ij}$$

که در آن δ تابع دلتای کرونیکر است. رابطه (۲۰) نشان می‌دهد نویزهای فرآیند و اندازه‌گیری به صورت سفید در نظر گرفته شده که مقدار کوواریانس آن‌ها به ترتیب برابر Q و R می‌باشد که مقدار عددی این متغیرها بیس از انجام چندین تست در شرایط ثابت مشخص می‌شوند. مقادیر نادرست این متغیرها سبب کاهش دقت فیلتر کالمن می‌شود

در این پروژه از فیلتر کالمن توسعه یافته استفاده شده است. نحوه کار این فیلتر بدین گونه است که در ابتدای کار، مقادیر اولیه‌ای برای تخمین متغیرهای حالت X_0^- و ماتریس کوواریانس خطای تخمین حالت P_0^- در نظر گرفته می‌شود. پس از آن، مقدار متغیرهای حالت و ماتریس کوواریانس خطای تخمین برای لحظه بعد پیش‌بینی می‌شود که معادلات آن به صورت زیر می‌باشد.

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

$$P_k^- = \Phi_k^T P_{k-1}^- \Phi_k + G_d Q_{d,k} G_d^T \quad (22)$$

برای تصحیح تخمین پیشین، ابتدا بهره فیلتر کالمن را از رابطه زیر محاسبه کرده و سپس به کمک آن و بردار اطلاعات خارجی y_k ، تخمین پسین متغیرهای حالت و ماتریس کوواریانس را به دست می‌آوریم.

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (23)$$

$$\delta \hat{x}_k = \delta \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-) \quad (24)$$

$$P_k = P_k^- - K_k H_k P_k^- \quad (25)$$

این محاسبات هر بار که داده‌های جدیدی دریافت شوند تکرار می‌شود.

دریافت دائمی داده‌های GPS به عنوان مشاهدات سیستم، یک امر ضروری برای تصحیح خطا در سیستم ناوبری تلفیقی به‌شمار می‌آید.

از لحاظ تئوری، داده‌های GPS باید توزیع گوسی با میانگین $H_k \delta \hat{x}_k$ و کوواریانس $H_k P_{k+1}^- H_k^T + R_k$ داشته باشند [۲۰]. مربع مقدار فاصله Mahalanobis مشاهدات y_k

$$G(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & C_b^e \\ -C_b^e & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$u(t) = \begin{bmatrix} u_{acc} \\ u_{gyro} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$H(t) = \begin{bmatrix} [I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3}] \\ [I_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3}] \\ [0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3}] \end{bmatrix} \quad (14)$$

در ماتریس H ، بسته به نوع گیرنده، اگر داده‌های موجود GPS فقط شامل موقعیت باشد از حالت اول ماتریس H ، اگر داده‌ها هم‌زمان شامل موقعیت و سرعت باشند از حالت دوم آن و اگر GPS قطع باشد از حالت سوم ماتریس H استفاده می‌شود. همچنین بردار حالت خطا نیز به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$\delta x(t) = [\delta p^e \quad \delta v^e \quad \zeta \quad \delta \omega_{ib}^b \quad \delta a^b]^T \quad (15)$$

در هر یک از معادلات خطای ناوبری اینرسی در دستگاه‌های مختصات مرجع، مقدار خطا می‌تواند با انتگرال‌گیری از معادلات دیفرانسیل بیان شده با استفاده از شرایط اولیه مناسب به دست آید. همچنین پارامترهای لازم در ماتریس‌های معادلات ناوبری، از خروجی‌های سامانه ناوبری اینرسی به دست می‌آیند.

مدل فضای حالت برای خطای دینامیک غیرخطی است به دلیل اینکه ماتریس‌های $F(t)$ و $G(t)$ حاوی اجزای غیرخطی هستند. در نتیجه ما نیاز به یک فرآیند خطی شده داریم تا بتوانیم فیلتر کالمن را بدون داشتن دینامیک خطی سنسور بر آن اعمال کنیم [۱۹].

مدل فضای حالت گسسته به صورت معادله ۱۶ است [۱۹].

$$\delta x_k = \Phi_k \delta x_{k-1} + G_d u_k \quad (16)$$

در این معادله، δx_k بردار حالات سیستم، Φ_k ماتریس انتقال حالت و u_k نویز پروسه می‌باشد. رابطه میان ماتریس‌های سیستم در دو حالت زمان پیوسته و گسسته برابر است با

$$\Phi_k \approx e^{F T_s} = I + F(k T_s) T_s \quad (17)$$

$$G_{dk} = F^{-1}(k T_s) (e^{F(k T_s) T_s} - I) G(k T_s) \approx G(k T_s) T_s \quad (18)$$

که در این معادله، T_s پریود نمونه‌برداری است. همچنین معادله اندازه‌گیری به صورت گسسته به صورت ۱۹ خواهد بود.

تنظیم شده است تا اثر منفی مشاهدات دارای خطا را حذف کند. بنابراین، ضریب قوی به شرح زیر معادله (۲۷) خواهد بود [۲۳ و ۲۴].

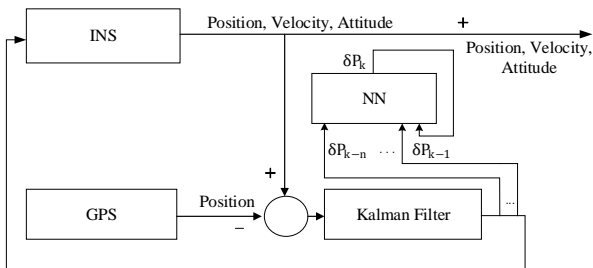
$$\beta_k = \begin{cases} 1 & \text{if } \gamma_k < \chi_{a_1}^2(m) \\ \frac{\gamma_k}{\chi_{a_1}^2(m)} & \text{if } \chi_{a_1}^2(m) < \gamma_k < \chi_{a_2}^2(m) \\ \infty & \text{if } \chi_{a_2}^2(m) < \gamma_k \end{cases} \quad (30)$$

همچنین، بهره فیلتر کالمن نیز به صورت معادله ۲۸ تغییر خواهد کرد.

$$K_k = \begin{cases} P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} & \text{if } \gamma_k < \chi_{a_1}^2(m) \\ \beta_k P_k^- H_k^T (\beta_k H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} & \text{if } \chi_{a_1}^2(m) < \gamma_k < \chi_{a_2}^2(m) \end{cases} \quad (31)$$

بدین وسیله، داده‌های خروجی مدل دینامیکی سیستم وزن بیشتری در محاسبات نهایی خواهند داشت و تاثیر مشاهدات را در نتیجه نهایی فیلتر کاهش خواهند داد. در نتیجه مقدار خطای نهایی نیز کاهش خواهد یافت.

در مسئله تلفیق داده‌های GPS و INS ساختارهای متفاوتی برای پیاده‌سازی وجود دارد. از جمله این ساختارها می‌توان به ساختار مستقیم و غیرمستقیم، شامل دو بخش فیدبک و فیدفوروارد، اشاره کرد [۲۵]. در این مقاله از ساختار فیدبک غیرمستقیم به همراه شبکه عصبی برای تلفیق داده‌ها استفاده شده است.



شکل ۲- ساختار فیدبک غیرمستقیم در حالت آموزش

در این ساختار، موقعیت فعلی GPS از موقعیت محاسبه شده توسط INS کسر شده و این خطا به عنوان ورودی فیلتر کالمن در نظر گرفته می‌شود. در حالت فیدبک مقدار عددی این خطا معمولاً عددی کوچک است، برخلاف ساختار فیدفوروارد که این مقدار در طول زمان اکیداً صعودی بوده و در طولانی مدت به طور قطع پردازنده را برای ادامه محاسبات دچار مشکل می‌کند.

امروزه تلفیق داده‌های GPS/INS با استفاده از فیلتر کالمن به دلیل کارایی بالا و هزینه‌ی پایین انتخاب اول در

نسبت به میانگین آن به عنوان معیاری آماری برای تست به شکل زیر در نظر گرفته می‌شود.

$$\gamma_k = M_k^2 = \quad (26)$$

$$(y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-)^T (H_k P_{k+1}^- H_k^T + R_k)^{-1} (y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-) \sim \chi_m^2$$

هم آن M_k فاصله Mahalanobis m درجه آزادی، که هم‌ابعاد بردار مشاهدات است، و $\chi_a^2(m)$ آستانه احتمالی در سطح اطمینان α است که در آن مقدار تست فرضی صفر رد خواهد شد. معمولاً α مقداری کوچک، برای مثال زیر 5% می‌باشد. در این مقاله، دو آستانه‌ی 0.1٪ برای α_1 و 0.01٪ برای α_2 به عنوان معیار تست در نظر گرفته شده است. با توجه به قانون تست مربع کای، اگر معیار آماری γ_k بین دو آستانه‌ی معرفی شده یا بیشتر از آستانه بزرگتر قرار داشته باشد، مشاهدات سیستم در معرض خطای افزایشی قرار دارند. بنابراین، فاکتور اسکالر β برای تنظیم مقدار کواریانس پیش‌بینی مشاهدات در معادلات ۲۱ و ۲۲ و همچنین اطمینان از مقاوم بودن فیلتر، به صورت ۲۶ معرفی می‌گردد [۲۱ و ۲۲].

$$\hat{R}_K = \beta_k R_k \quad (27)$$

معادله (۲۶) می‌تواند در معادله (۲۷) به صورت زیر قرار گیرد.

$$f(\beta_k) = (y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-)^T (H_k P_{k+1}^- H_k^T + R_k)^{-1} (y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-) - \chi_m^2 = 0 \quad (27)$$

از آنجایی که معادله (۲۷) حول β_k غیرخطی است با حل تکراری آن توسط روش نیوتون معادله (۲۸) به صورت زیر حاصل خواهد شد.

$$\beta_k(i+1) = \beta_k(i) - \frac{f(\beta_k(i))}{f'(\beta_k(i))} \quad (28)$$

در نتیجه β_k به صورت معادله (۲۹) خلاصه خواهد شد

$$\begin{cases} \beta_k(i) = 1 & i = 0 \\ \beta_k(i+1) = \beta_k(i) - \frac{M_k^2(i) - \chi_m^2}{(y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-)^T (H_k P_{k+1}^- H_k^T + R_k)^{-1} R_k (H_k P_{k+1}^- H_k^T + R_k)^{-1} (y_k - H_k \delta \hat{x}_k^-)} & i \geq 0 \end{cases} \quad (29)$$

اگر مجموع خطاهای سیستم اندک باشد، مشاهدات GPS با بزرگ کردن ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری، به طور قابل توجهی بر قسمت بروزرسانی فیلتر تأثیر می‌گذارد. اما اگر خطا بطور قابل توجهی زیاد باشد، مشاهدات GPS سودمند نخواهد بود و خطای نهایی بسیار گسترش خواهد یافت. بنابراین، ماتریس کواریانس در این حالت روی بی‌نهایت

یکی از راه‌های متداول آموزش شبکه عصبی استفاده از روش پس‌انتشار خطا است. به طور خلاصه، این روش از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر رفت^۷ و مسیر برگشت^۸. در مسیر رفت، بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود و تأثیرات آن از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد تا اینکه نهایتاً خروجی واقعی شبکه MLP، به دست می‌آید. در این مسیر ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. این مسیر با معادله ۲۹ بیان می‌شود.

$$\hat{y}^{i+1}(K) = f^{i+1}(W^{i+1}(K)\hat{y}^i + b^{i+1}(K)) \quad (32)$$
 که در آن i شماره لایه در حال محاسبه می‌باشد و \hat{y}^i به عنوان خروجی لایه قبلی برای محاسبات لایه $i+1$ به عنوان ورودی عمل می‌کند.

در مسیر برگشت، پارامترهای شبکه تنظیم می‌گردند. این تنظیمات بر اساس الگوریتم پس‌انتشار خطا انجام می‌گیرد. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا، پس از محاسبه، در مرحله پس انتشار آموزش در جهت عکس از لایه خروجی به لایه ورودی برای تنظیم وزن‌ها و حرکت به سمت پاسخ مطلوب، فرستاده می‌شوند. هنگامی که بردار خروجی با بردار مطلوب مقایسه می‌شود مقدار خطا در خروجی نرون n ام از لایه آخر برای K امین الگو به صورت معادله ۳۰ تعریف می‌شود.

$$e_n(K) = y(K) - \hat{y}(K) \quad (33)$$

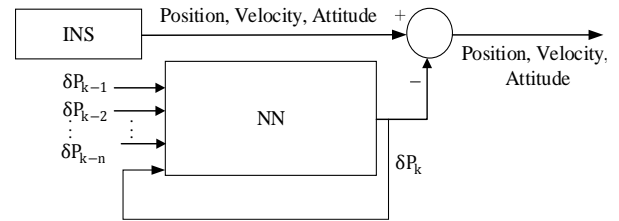
هدف تخمین وزن‌های شبکه به صورتی است که مجموع مربعات خطای بین خروجی سیستم و خروجی مدل حداقل شود. مقدار لحظه‌ای خطا برای نرون n ام از لایه خروجی، به صورت $e_n^2(K)$ تعریف می‌شود. در نتیجه، تابع هزینه شبکه برابر است با

$$J(K) = \sum_{j=1}^n e_j^2(K) \quad (34)$$

با توجه به وضعیت GPS، مدل پیشنهادی دارای دو فرآیند مختلف است.

فرآیند آموزش: در این مدت، شبکه عصبی تحت آموزش است زیرا GPS به درستی کار می‌کند. در واقع، قطع GPS تنها بخش کوچکی از کل زمان ناوبری را شامل می‌شود. در

برآورده ساختن نیازها بوده و موقعیت جسم را در اکثر مواقع با دقت مناسبی فراهم می‌کند.

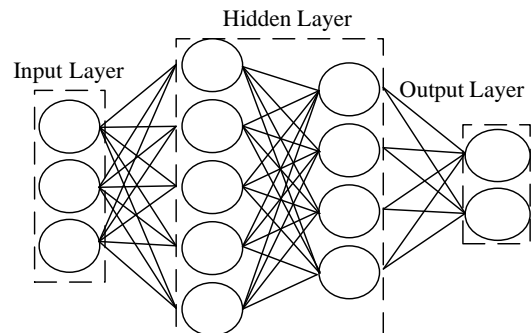


شکل ۳ - ساختار فیدبک غیرمستقیم در حالت پیش‌بینی

در سناریوهای خاصی مانند فضای شهری و کاربردهای نظامی که در آن‌ها GPS مدتی طولانی به دلایل مختلف اعم از ورود به تونل یا قطعی عمدی GPS در محیط‌های نظامی، دقت آن به طور محسوسی کاهش می‌یابد زیرا فیلتر کالمن به تنهایی بدون وجود اندازه‌گیری‌های GPS قادر به تخمین درست نخواهد بود. به همین دلیل استفاده از ساختار اشاره شده در شکل به همراه شبکه عصبی پیشنهاد می‌شود.

در این ساختار، شبکه عصبی در دو حالت آموزش و پیش‌بینی استفاده می‌شود. بدین صورت که در هنگام وجود داده‌های GPS، شبکه عصبی از داده‌های فیلتر کالمن آموزش می‌بیند و در هنگامی که GPS دچار قطعی سیگنال می‌گردد، به مانند شکل شبکه عصبی بجای فیلتر کالمن به پیش‌بینی موقعیت می‌پردازد.

به طور کلی، شبکه عصبی MLP شامل سه لایه از جمله لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است. هر لایه شامل چندین نرون و لایه‌های مختلف تعداد نرون‌های متفاوتی می‌توانند داشته باشند. نرون‌ها به لایه‌های مجاور خود متصل هستند. اطلاعات از طریق این اتصالات رد و بدل شده و تابع انتقال متناظر بین آن‌ها جداگانه انتخاب می‌گردد [۱۰]. اگر اطلاعات لایه ورودی متأثر از لایه خروجی باشد، شبکه عصبی MLP از نوع فیدبک و اگر مستقل از خروجی‌ها باشند، شبکه عصبی MLP از نوع فیدفوروارد می‌باشد [۲۶].



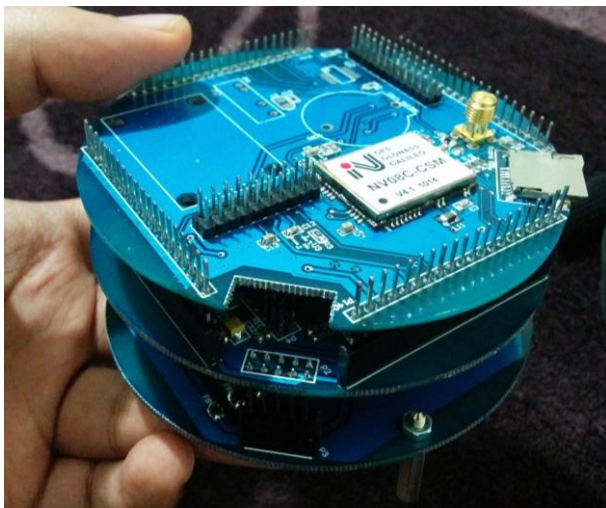
شکل ۴ - ساختار شبکه عصبی چندلایه فیدفوروارد

Forward path^۷
Backward path^۸

بردارای متشکل از خروجی‌های قبلی مدل بوده و با استفاده از آن خروجی جدید محاسبه می‌شوند. مزیت این شبکه نسبت به شبکه عصبی FF، غیرخطی بودن، استفاده از خروجی‌های قبلی و مدل‌سازی دقیق‌تر می‌توان نام برد.

پایاده‌سازی و تست میدانی

در این مقاله سناریوی حرکت یک جسم به سمت منطقه نظامی دارای مسدودکننده سیگنال یا حرکت موشک و هواپیما در سرعت‌های بسیار بالا، در نظر گرفته شده است. در این حالت ابتدا GPS وصل بوده و پس از گذشت مدتی، جسم وارد منطقه ممنوعه شده و تمامی ارتباطات آن با ماهواره‌های موقعیت‌یابی قطع می‌شود. سپس جسم از آن منطقه خارج و داده‌های GPS دوباره در دسترس قرار می‌گیرند. برای پایاده‌سازی این سناریو، در هنگام تست برای مدتی مشخص سیگنال GPS را با قطع کردن ارتباط گیرنده با برد پردازنده قطع می‌کنیم و سپس آن را متصل کرده و نتایج را بررسی می‌کنیم. در این سناریو، رفتار سیستم در هنگام قطع شدن سیگنال GPS، تنها کار کردن INS، و تأثیر شبکه عصبی روی عملکرد سیستم بررسی شده است. برای پایاده‌سازی نیازمند طراحی یک برد الکترونیکی بر پایه سنسورها و پردازنده‌ای مخصوص پردازش داده‌های سری زمانی می‌باشیم. نکته مهم و تأثیرگذار در صنایع حساس هوایی و نظامی، اندازه سخت‌افزار می‌باشد. اندازه باید به گونه‌ای باشد که حداقل فضا را اشغال کرده و ضمن ثابت و بی‌حرکت بودن سنسورها، قابل نصب شدن در هر جایی از وسیله متحرک اعم از هواپیما، خودرو و موشک باشد. بدین منظور، سخت‌افزار در سه طبقه به صورت ماژولار طراحی شده (شکل) و این سه طبقه (شکل‌های) روی یکدیگر قرار می‌گیرند تا ضمن ماژولار بودن، حداقل فضای ممکن را نیز دربر بگیرد.

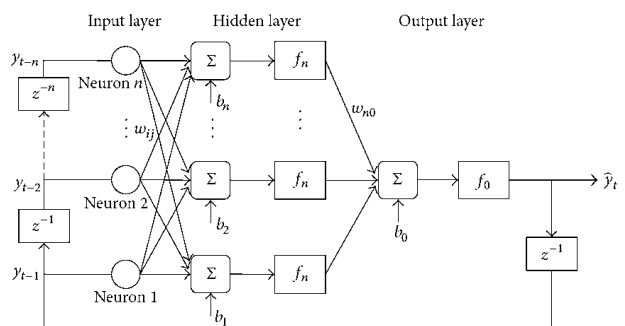


شکل ۶ - سخت‌افزار طراحی شده برای تست میدانی

طول آموزش، شبکه عصبی باید توسط میزان زیادی داده آموزش ببیند. در این پروژه، خطاهای موقعیت قبلی تخمین زده شده توسط فیلتر به عنوان ورودی و خطای موقعیت فعلی تخمین زده شده به عنوان هدف خروجی برای شبکه عصبی استفاده می‌شوند.

فرآیند پیش‌بینی: وقتی GPS قطع می‌شود، شبکه عصبی آموزش داده شده وارد مرحله پیش‌بینی می‌شود. در طول این مدت، فیلتر کالمن نمی‌تواند بدون اندازه‌گیری‌های GPS کار کند. شبکه عصبی در این هنگام، خطای موقعیت فعلی INS را توسط خطاهای موقعیت قبلی پیش‌بینی می‌کند. تعداد ورودی‌های موردنیاز برای تخمین درست وابسته به درجه سیستم است. این درجه از طریق کورلیشن داده‌های ورودی و خروجی به دست می‌آید. پایاده‌سازی این نوع ورودی از طریق شبکه‌ای که دارای واحد تأخیر زمانی است ممکن می‌باشد. وقتی که GPS وصل می‌شود فیلتر شروع به تخمین خطای موقعیت فعلی کرده و شبکه عصبی فرآیند پیش‌بینی را متوقف می‌کند و فرآیند آموزش را ادامه می‌دهد [۱۰].

با توجه به توانایی‌های مدل NAR در سازگاری با دینامیک‌های پیچیده و غیرخطی سری زمانی‌های زمان حقیقی، این مدل یکی از بهترین ابزار برای مدل‌سازی و پیش‌بینی این نوع سری زمانی بوده و به طور گسترده در کاربردهای مختلف استفاده شده است [۲۷].



شکل ۵ - ساختار شبکه عصبی غیرخطی اتورگرسیو [۲۷]

ورودی NAR به صورت تابعی غیرخطی از خروجی‌های

پیشین بوده که به صورت معادله ۳۲ تعریف می‌شود.

$$y(t) = f[y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-q)] + e(t) \quad (35)$$

در این نوع شبکه عصبی پارامترهای $y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-q)$ فیدبک خروجی مدل، مرتبه خروجی سیستم، $e(t)$ نویز و $f(\cdot)$ تابع غیرخطی که باید تخمین زده شود می‌باشد. ورودی‌های این معادله

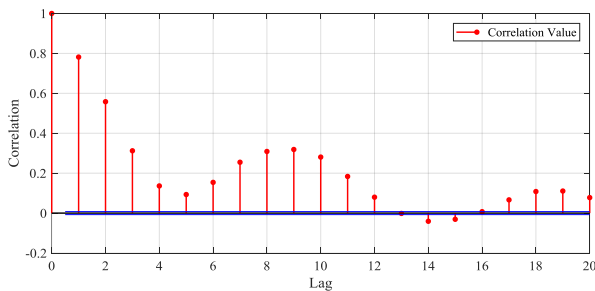
ماتریس نویز فرآیند که نشان دهنده کوواریانس نویز سنسورهای اینرسی است، نیز برابر است با:

$$Q = \text{diag}(0.0026 \ 0.0026 \ 0.0026 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15) \quad (36)$$

پارامترهای فیلتر که برای شبیه سازی استفاده شده اند در معادله ۳۶ آورده شده است. در نتیجه، سیستم GPS دارای نویزی با ماتریس کوواریانس به شکل معادله ۳۷ خواهد بود:

$$R = \text{diag}(0.92 \ 0.98 \ 1.01) \quad (37)$$

برای استفاده از شبکه عصبی ابتدا باید تعداد ورودی های قبلی به سیستم مشخص شود. این کار با استفاده از کورلیشن داده های ورودی و خروجی سیستم انجام می پذیرد. با توجه به مقادیر، تعداد ورودی ها را ۵ در نظر می گیریم.



شکل ۷ - کورلیشن ورودی و خروجی سیستم

در اینجا فرض کرده ایم ۷۵٪ از داده صرف آموزش شبکه عصبی شده و در ۲۵٪ باقیمانده، عمل پیش بینی انجام می گیرد. در این شبیه سازی داده های GPS به مدت ۱۵ ثانیه (۱۵۰۰ نمونه) از نمونه ۶۰۰۰۰ قطع شده است. نتایج کورلیشن داده های ورودی و خروجی در شکل ۷ قابل مشاهده است.

جدول ۱ نشان دهنده مقادیر ریشه میانگین مربعات خطای موقعیت فیلتر کالمن استاندارد و فیلتر کالمن مقاوم می باشد.

جدول ۱ - مقدار RMS خطای موقعیت برای فیلترهای معرفی شده

	Lat	Lon	Alt
فیلتر کالمن استاندارد	۰٫۹۸۱	۰٫۷۶۹	۱٫۰۲۲
فیلتر کالمن مقاوم	۰٫۸۰۵	۰٫۶۳۴	۰٫۹۸۶

شکل ۸ نشان دهنده مقادیر γ_k و خطوط قرمز و سبز به ترتیب نمایش دهنده مقادیر سطوح اطمینان α_1 و α_2 می باشند.

طبقه اول یا زیرین شامل مدارات تغذیه، ایزولاتور و رگولاتور ولتاژ می باشد. طبقه دوم شامل پردازنده و مدارات ارتباطی مانند RS-232 می باشد. طبقه سوم یا بالایی شامل سنسور IMU، گیرنده GPS و مدارات مربوطه اعم از آنتن و همچنین کارت SD، به منظور ذخیره سازی داده ها می شود. قطعات مورد استفاده در این پروژه شامل موارد زیر می باشد.

- پردازنده مدل TMS320f28335
 - سنسور IMU شامل شتابسنج وژیروسکوپ به مدل ADIS16448
 - سنسور GPS به مدل NV08C-CSM
- پردازنده مورد استفاده در این پروژه یکی از پردازنده های DSP ساخت Texas Instrument به نام TMS320F28335 است. این پردازنده تنها سری ای است که در آن حافظه Flash وجود دارد. وجود حافظه Flash داخلی، برنامه ریزی این پردازنده ها را نسبت به دیگر خانواده ها آسان تر نموده است.
- گیرنده GPS مورد استفاده در این پروژه NV08C-CSM است که در شکل ۵-۳۰ نشان داده شده است. همانطور که در فصل دوم اشاره گردید، گیرنده های GPS، اطلاعاتی را از ماهواره دریافت می کنند و با محاسبه فاصله خود از ماهواره هایی که در دید هستند، موقعیت مکانی خود را به دست می آورند. سپس اطلاعات دریافت شده و نیز موقعیت محاسبه شده را با توجه به استاندارد NMEA تنظیم می کنند و آن ها را به صورت سریال ارسال می کنند.

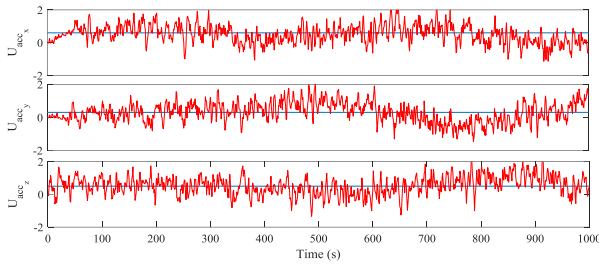
سنسور IMU مورد استفاده در این پروژه ADIS16448 است. برخی ویژگی های این سنسور عبارت هستند از:

- ژيروسکوپ با دامنه دینامیکی 450°/sec
- شتابسنج با حد اشباع 18g
- ارتباط با استفاده از SPI
- میزان غیرخطی بودن: 0.01

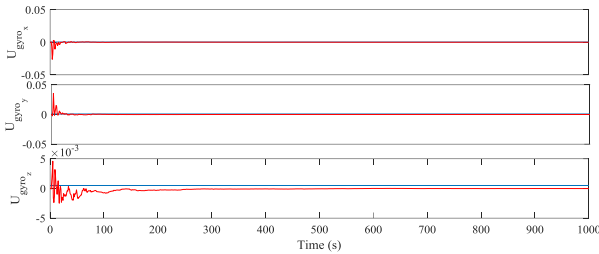
داده های گرفته شده از سنسور در واحد g برای شتابسنج و °/sec برای ژيروسکوپ است که باید تبدیل گردند.

مقادیر اولیه برای خطای بایاس شتابسنج ها $0.15 \frac{m}{s^2}$ و برای ژيروسکوپ ها $0.0026 \frac{rad}{s}$ در نظر گرفته شده که برابر با اعداد ذکر شده در دیتاشیت سنسورهاست. مقدار

شکل ۱۲ و ۱۳ نیز به ترتیب نشان دهنده تخمین بایاس شتاب‌سنج و ژيروسکوپ در طول زمان می‌باشند.



شکل ۱۲ - تخمین بایاس شتاب‌سنج طول زمان



شکل ۱۳ - تخمین بایاس ژيروسکوپ طول زمان

در جدول ۲، میزان بهبود خطای موقعیت با استفاده از شبکه عصبی فیدفوروارد و اتورگرسیو غیرخطی نشان داده شده است.

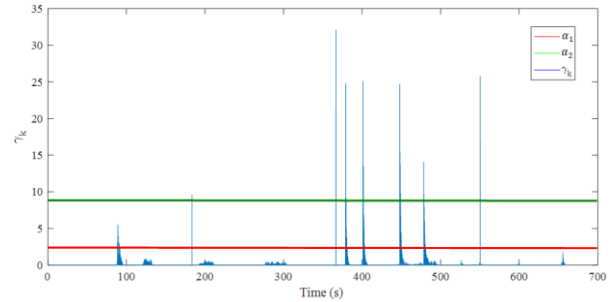
جدول ۲ - میزان بهبود خطای موقعیت با استفاده از شبکه عصبی

	Lat	Lon	Alt
Feedforward	۸۲,۳٪	۶۷,۴٪	۶۹,۱٪
NAR	۸۶,۳٪	۷۳,۲٪	۷۶,۱٪

نتایج نشان دهنده این است که هر دو نوع شبکه عصبی تأثیر مثبتی روی کاهش خطای موقعیت در هنگام قطعی داده‌های GPS دارند.

نتیجه‌گیری

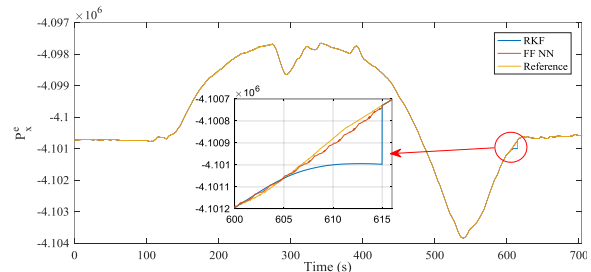
با توجه به نمودارها و جدول ارائه شده، می‌توان گفت الگوریتم تلفیق ناوبری اینرسی با GPS، تأثیر مثبتی بر خطای ناوبری دارد و پس از همگرایی تخمین خطا، دقت مورد نیاز الگوریتم ناوبری را تأمین کرده و منجر به افزایش دقت در مانورهای حرکتی می‌شود. همچنین استفاده از شبکه عصبی پاسخ خروجی نهایی ناوبری را به میزان مشخص شده بهبود بخشیده است. مجموعه نمودارهای ترسیم شده نشان می‌دهد، در صورت استفاده از سامانه کمک ناوبری GPS خطاهای سامانه ناوبری به خوبی تخمین زده می‌شود و سرعت تخمین نیز قابل قبول است. این خطاها عبارت از خطاهای وضعیت، سرعت، موقعیت و پارامترهای خطای سنسورهای اینرسی است. دقت تخمین وابسته به مقدار کوواریانس نویزهای فرآیند و



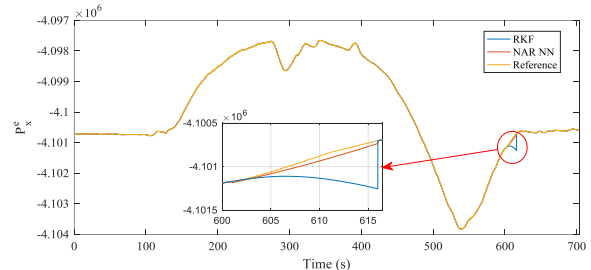
شکل ۸ - مقدار γ_k و سطوح اطمینان بدست آمده

۷۱ عدد از مقادیر γ_k بین ۲,۳ و ۸,۹ قرار دارند و همچنین ۳۴ مقدار نیز بیشتر از ۸,۹ می‌باشد. الگوریتم فیلتر کالمن مقاوم معرفی شده در بخش قبل به منظور پردازش مقادیر مختلف خطای افزایشی استفاده شده است.

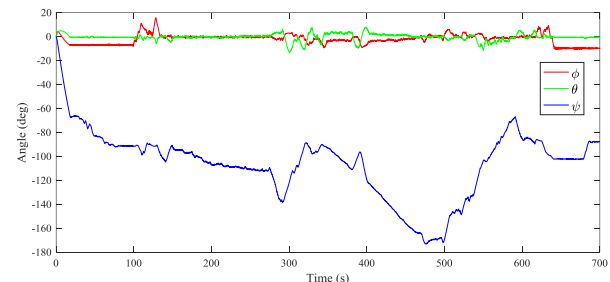
شکل ۹ و ۱۰ نشان دهنده خطای موقعیت، سرعت و همچنین شکل نشان‌دهنده زوایای تخمین زده شده در طول زمان می‌باشند.



شکل ۹ - مقایسه تخمین موقعیت جسم با فیلتر کالمن و شبکه عصبی FF در راستای x



شکل ۱۰ - مقایسه تخمین موقعیت جسم با فیلتر کالمن و شبکه عصبی NAR در راستای x



شکل ۱۱ - تخمین زوایای جسم متحرک در طول زمان

- integration during GPS outages," Measurement, Vol. 103, pp. 42-51, 2015.
- [12]. X. Chen, C. Shen, W. Zhang, M. Tomizuka, Y. Xu, and K. Chiu, "Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages," Measurement, Vol. 46, no. 10, pp. 3847-3854, 2013.
- [13]. A. Gelb, *Applied Optimal Estimation*, Massachusetts Institute of Technology Press, 1974.
- [14]. T. Fujita and N. Kanda, *Physics of Leap Second*, Department of Physics, Faculty of Science and Technology, 2009.
- [15]. G. Xu and Y. Xu, *GPS: theory, algorithms and applications*, Springer, 2016.
- [16]. J.Z. Sasiadek and P. Hartana, "GPS/INS Sensor fusion for accurate positioning and navigation based on Kalman Filtering," IFAC Proceedings. 37, pp. 115-20, 2004.
- [17]. O.J. Woodman, "An introduction to inertial navigation." No. UCAM-CL-TR-696, Computer Laboratory, University of Cambridge, 2007.
- [18]. Titterton, David, John L. Weston, and John Weston. *Strapdown inertial navigation technology*. Vol. 17. IET, 2004.
- [19]. A.O. Salytcheva, *Medium accuracy INS/GPS integration in various GPS environments*, University of Calgary, 2004.
- [20]. A. El-Rabbany, "Introduction to GPS: the global positioning system." Artech House Mobile Communications Series, 2nd Edition, Boston, 2002.
- [21]. Quinchia A.G., Falco G., Falletti E., Dovis F., Ferrer C., "A comparison between different error modelling of MEMS applied to GPS/INS integrated systems," Sensors, 13, pp. 9549-9588, 2013.
- [22]. Wang J., Han H., Meng X., Li Z., "Robust wavelet-based inertial sensor error mitigation for tightly coupled GPS/BDS/INS integration during signal outages," Survey Review, 49(357), pp. 419-427, 2017.
- [23]. Zhang, Yuexin. "A fusion methodology to bridge GPS outages for INS/GPS integrated navigation system." *IEEE Access* 7 (2019): 61296-61306.
- [24]. Bai, Yuting, Baihai Zhang, Senchun Chai, Xuebo Jin, Xiaoyi Wang, and Tingli Su. "Continuous Estimation of Motion State in GPS/INS Integration Based on NARX Neural Network." In *2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, pp. 4179-4184. IEEE, 2018.
- اندازه‌گیری هستند و به این ترتیب خطاهای ناوبری محدود می‌شوند. از مقادیر تخمین زده شده برای پارامترهای خطای سنسورها مثل بایاس، برای کاهش خطای سنسورها هنگام قطع شدن سامانه کمک ناوبری استفاده می‌شود.
- منابع و مراجع**
- [1]. M.F. Abdel-Hafez, "The Autocovariance Least Squares Technique for GPS Interference/Jamming Detection." *IFAC Proceedings*, Vol. 41, no. 2, pp. 8990-8995, 2008.
- [2]. P.S. Maybeck, "Stochastic models, estimation, and control, Vol. 3, Academic press, 1982.
- [3]. N. Magnusson and T. Odenman "Improving absolute position of an automotive vehicle using GPS in sensor fusion," Department of Signals and Systems, Chalmers University of Technology, 2012.
- [4]. G. Lu, "Development of a GPS multi-antenna system for attitude determination," Department of Geomatics, University of Calgary, 1995.
- [5]. S. Nassar, "Improving the inertial navigation system (INS) error model for INS and INS/DGPS applications." Department of Geomatics, University of Calgary, Engineering, 2003.
- [6]. T. Duc-Tan, P. Fortier, and H.T. Huynh, "Design, simulation, and performance analysis of an INS/GPS system using parallel Kalman filters structure," *REV Journal on Electronics and Communications*, Vol. 1, no. 2, pp. 88-96, 2011.
- [7]. S.Y. Cho, and B.D. Kim, "Adaptive IIR/FIR fusion filter and its application to the INS/GPS integrated system," *Automatica* Vol. 44, no. 8, pp. 2040-2047, 2008.
- [8]. G. Hu, S. Gao, Y. Zhong, "A derivative UKF for tightly coupled INS/GPS integrated navigation," *ISA transactions*, Vol. 56, no. 1, pp. 135-144, 2015.
- [9]. Ning, Yipeng, Jian Wang, Houzeng Han, Xinglong Tan, and Tianjun Liu. "An optimal radial basis function neural network enhanced adaptive robust Kalman filter for GNSS/INS integrated systems in complex urban areas." *Sensors* 18, no. 9 (2018): 3091.
- [10]. Q. Zhang and B. Li, "A low-cost GPS/INS integration based on UKF and BP neural network," *Fifth International Conference on Intelligent Control and Information Processing*, IEEE, pp. 100-107, Dalian, China, 2014.
- [11]. Y. Yao, X. Xu, C. Zhu, and C.Y. Chan, "A hybrid fusion algorithm for GPS/INS

- [27].H.T. Pham and B.S. Yang, "A hybrid of nonlinear autoregressive model with exogenous input and autoregressive moving average model for long-term machine state forecasting," *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, no. 4, pp. 3310-3317, 2010.
- [25].S. Sukkarieh, *Low cost, high integrity, aided inertial navigation systems for autonomous land vehicles*, Department of Mechanical and Mechatronic Engineering, University of Sydney, 2000.
- [26].Li, Xu, Wei Chen, Chingyao Chan, Bin Li, and Xianghui Song. "Multi-sensor fusion methodology for enhanced land vehicle positioning." *Information Fusion* 46 (2019): 51-62.