

حذف نویز حسگرهای اینرسی با استفاده از تبدیل موجک داوپیچیز ۴ مبتنی بر گام‌های لیفتینگ

هومان علائیان^۱ و سید محمدرضا موسوی میرکلائی^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

۲- استاد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده

حسگرهای اینرسی^۱ ارزان قیمت با توجه به ساختاری که دارند، شامل نویزهای مختلفی می‌باشند که باعث می‌شود در بلند مدت دقت آن کاهش پیدا کند. در این مقاله، یک الگوریتم حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک مبتنی بر طرح لیفتینگ^۲ ارائه شده است. استفاده از لیفتینگ چند سطحی^۳ باعث بهتر شدن نتایج نسبت به حالت تک سطحی می‌باشد و همچنین استفاده از لیفتینگ، امکان بلادرنگ بودن^۴ حذف نویز را به ما می‌دهد. در پایان این مقاله، روش پیشنهادی بر روی داده‌های پویا^۵ اعمال شده و نتایج بدست آمده، حذف نویز و بهبود بهبود نتایج نسبت به حالت نویزی برای شتاب‌سنج تا ۵۷٪ و برای ژيروسکوپ تا ۸۰٪ را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: حذف نویز، سامانه ناوبری اینرسی، تبدیل موجک، طرح لیفتینگ

۱. مقدمه

سامانه ناوبری اینرسی^۶ (INS) و سامانه موقعیتی جهانی^۷ (GPS) ارکان اصلی برای موقعیت‌یابی و اطلاعات حالت^۸ در مختصات جغرافیایی می‌باشند [1]. سامانه ناوبری اینرسی دارای دقت خوبی در کوتاه مدت است، در مقابل GPS دقت بلند مدت خوبی

* Email Corresponding Author: M_Mosavi@iust.ac.ir

^۱ Inertial Sensors

^۲ Lifting Scheme

^۳ Multi Resolution Lifting

^۴ Online

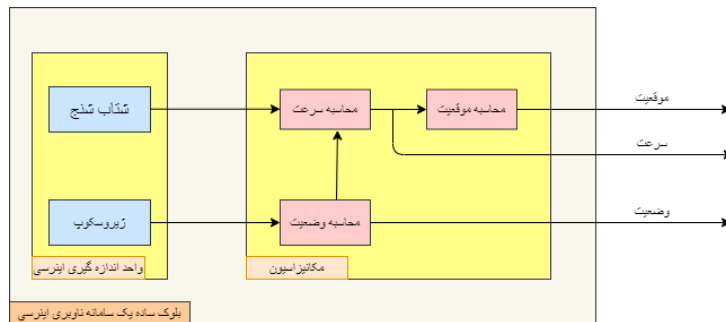
^۵ Dynamic

^۶ Inertial Navigation System

^۷ Global Positioning System

^۸ Attitude

دارد [3و2]. INS مطابق شکل (1)، از دو بخش بلوک مکانیزاسیون و واحد اندازه‌گیری اینرسی^۱ (IMU) تشکیل شده است [4] و [5]. واحد مکانیزاسیون صرف نظر از ارتباط بین واحدها در ساده‌ترین حالت به سه بخش: واحد محاسبه حالت، واحد محاسبه سرعت و واحد محاسبه موقعیت تقسیم می‌شود [6]. با این حال، به دلیل خطاهای بزرگی که در واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU) رخ می‌دهد، دقت INS با گذشت زمان کاهش می‌یابد [7-10].



شکل (۱) اجزای یک بلوک سامانه ناوبری اینرسی.

واحد اندازه‌گیری اینرسی، خود شامل ژيروسکوپ^۲ و شتاب‌سنج^۳ می‌باشد که مشخصه‌های نویزی مختلفی را دارند [1]. اگرچه، شتاب‌سنج دارای خطایی جزئی در عملکرد سامانه است، خطای ژيروسکوپ نقش بسیار مهمی در عدم دقت حسگرهای اینرسی دارد [11]. ژيروسکوپ‌های مبتنی بر MEMS^۴ به دلیل ارزان قیمت بودن، کوچک بودن اندازه‌ی آن، مصرف انرژی کم و موارد دیگر، در چند سال اخیر گسترش زیادی یافته‌اند. بنابراین، مطالعه بر روی روش‌های حذف نویز آن برای بهبود عملکرد حسگرهای اینرسی مبتنی بر MEMS مهم است [12]. مقالات متعددی در خصوص این امر با نتایج خوب چاپ شده است. استفاده از تبدیل موجک گسسته^۵ یکی از روش‌های مرسوم برای حذف نویز سیگنال یا تصویر می‌باشد [13 و 14]. تبدیل موجک به دلیل تجزیه و تحلیل زمان و فرکانس حذف نویز خوبی را می‌تواند ارائه دهد [15]. با این حال، پیاده‌سازی تبدیل موجک چالش‌های بسیاری را می‌تواند تحمیل کند. در این مقاله، از تبدیل موجک مبتنی بر لیفتینگ استفاده شده است. لیفتینگ‌ها، رویکردی جدید از موجک‌ها می‌باشند که به اصطلاح به آن‌ها موجک‌های نسل دوم گفته می‌شود [16]. این نوع موجک‌ها الزاما بر پایه‌ی انتقال^۶ و مقیاس‌گذاری^۷ نمی‌باشند. یکی از مهم‌ترین مزیت‌های طرح لیفتینگ پیاده‌سازی راحت‌تر و اجرای سریع آن است، زیرا تبدیل آن شامل گام‌هایی است که هر گام دارای جمع و ضرب اسکالر یا عمل شیفت است و این اجرای سریع موجب آن می‌شود که ما بتوانیم یک روش حذف نویز بلادرنگ خوبی را ارائه دهیم [17]. برای یک حذف نویز خوب از لیفتینگ چند سطحی استفاده شده است. برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی از انحراف از معیار آن به عنوان یک معیار مرجع، که یک تحلیل در حوزه زمان می‌باشد و می‌تواند پارامترهای نویزی را از داده‌های حسگر اینرسی بدست آورد، استفاده شده است [18 و 19].

^۱ Inertial Measurement Unit

^۲ Gyroscope

^۳ Accelerometer

^۴ Micro-Electro-Mechanical System

^۵ Discrete Wavelet Transform

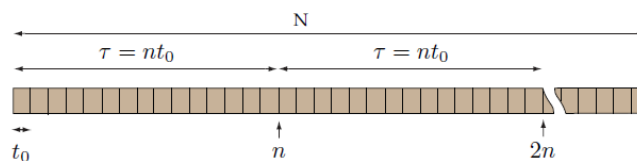
^۶ Translation

^۷ Scaling

در بخش دوم انحراف از معیار آلن را به عنوان یک معیار برای روش پیشنهادی بیان کرده، سپس در بخش سوم تبدیل موجک مبتنی بر لیفتینگ و گام‌های لیفتینگ مربوط به خانواده داووییچیز^۴ توضیح داده می‌شود. در بخش چهارم روش حذف نویز بلادرنگ مطرح شده و در ادامه آن نیز بخش‌های نتایج و نتیجه‌گیری می‌باشند.

۲. انحراف از معیار آلن

انحراف از معیار آلن (AV)، یک روش تجزیه و تحلیل در حوزه زمان است که در ابتدا برای پایداری فرکانسی نوسانگرها^۱ طراحی و اخیراً این مورد به طور موفقیت‌آمیزی برای مدل‌سازی حسگرهای اینرسی استفاده شده است [18]. این روش در ابتدا داده‌ها را مطابق شکل (۲) خوشه‌بندی می‌کند. برای هر خوشه یک زمان τ ، که برابر با $n\tau_0$ می‌باشد، در نظر می‌گیرند.



شکل (۲) ساختار داده‌ها در روش انحراف از معیار آلن.

برای هر خوشه مطابق رابطه (۱) میانگین آن را با فرض اینکه خروجی لحظه‌ای حسگر اینرسی $\Omega(t)$ باشد، بدست می‌آوریم.

$$\bar{\Omega}_k(\tau) = \frac{1}{\tau} \int_{t_k}^{t_k+\tau} \Omega(t) dt \quad (1)$$

که در آن، $\bar{\Omega}_k(\tau)$ میانگین خوشه‌ای از نرخ خروجی برای یک خوشه را نشان می‌دهد که از نقطه داده k ام شروع می‌شود و شامل n نقاط داده‌ی پی‌درپی می‌باشد. در نتیجه، انحراف از معیار آلن به طول τ ، به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$\sigma^2(T) = \frac{1}{2T^2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} (\bar{\Omega}_{k+\tau}(\tau) - \bar{\Omega}_k(\tau))^2 \quad (2)$$

انحراف از معیار آلن هم‌چنین می‌تواند به صورت مولفه‌های خروجی زاویه یا سرعت به صورت رابطه (۳) بیان شود.

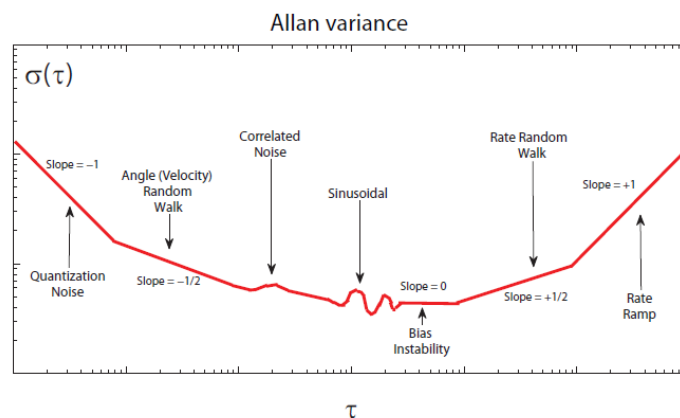
$$\sigma^2(T) = \frac{1}{2T^2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} (\theta_{k+2n} - 2\theta_{k+n} + \theta_k)^2 \quad (3)$$

یک نمودار لگاریتمی، از ریشه مربع انحراف از معیار آلن $\sigma(\tau)$ ، نسبت به τ ، ابزاری برای شناسایی و اندازه‌گیری شرایط مختلف نویز موجود در داده‌های حسگر است که برای رسیدن به نمودار لگاریتمی، ابتدا باید نویزهای ممکنه را با فرآیندهای مربوط به خودشان شناسایی کنیم. به طور کلی هر یک از اجزا نویز تصادفی ممکن است در داده‌هایی که وابسته به انواع دستگاه‌ها و محیطی که داده‌ها بدست می‌آیند، موجود باشند. اگر منابع نویز مستقل باشند، انحراف از معیار آلن مجموع مربعات هر خطا است. نویزهایی که توسط انحراف از معیار آلن می‌تواند شناسایی شود، شامل نویز کوانتیزاسیون^۲ بوده که یک نویز به صورت

^۱ Oscillators

^۲ Quantization Noise

ذاتی در سامانه و به دلیل ماهیت گسسته خروجی حسگر است. نویز بعدی، گام تصادفی زاویه‌ای (سرعت)^۱ بوده که گام تصادفی زاویه‌ای مربوط به ژيروسکوپ و گام تصادفی سرعت مربوط به شتابسنج است. مولفه‌ی نویزی فرکانس بالا که همبستگی زمانی بسیار کوتاه‌تری نسبت به زمان نمونه دارد، می‌تواند شامل گام تصادفی زاویه‌ای ژيروسکوپ (یا سرعت شتابسنج) شود. این مولفه‌های نویزی به وسیله‌ی طیف نویز سفید روی خروجی نرخ ژيروسکوپ (یا شتابسنج) مشخص می‌شوند. نویز سوم، ناپایداری بایاس^۲ است که به صورت نویز $\frac{1}{f}$ یا نویز لرزش نیز شناخته شده می‌باشند. این نوع نویز یک نوسانات بایاس فرکانسی کم در داده‌های اندازه‌گیری شده است. منشا این نویز الکترونیک یا سایر اجزای حساس به لرزش می‌باشند. نویز چهارم، گام تصادفی سرعت^۳ است. این یک فرآیند تصادفی از منشا نامعلوم می‌باشد که احتمالاً یک مورد محدود از یک نویز همبسته نمایی با زمان همبستگی بالا است. در نهایت، حسگر شامل نویزهای شیب سرعت رانش^۴ و نویز همبسته نمایی می‌باشد. تمام این فرآیندها و نویزها می‌تواند در شکل (۳) خلاصه شود و می‌توان یک انحراف از معیار کلی مطابق رابطه (۵) برای آن بدست آورد [18].



شکل (۳) نتیجه تجزیه و تحلیل انحراف از معیار آلن [18].

$$\sigma^2(\tau) = \sigma_{ARW}^2(\tau) + \sigma_{Quant}^2(\tau) + \sigma_{BiasInst}^2(\tau) + \dots \quad (5)$$

محاسبه انحراف از معیار آلن دارای یک دامنه مثبت و منفی از خطا است که مطابق رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$\sigma(\delta) = \frac{1}{\sqrt{2\left(\frac{N}{n} - 1\right)}} \quad (6)$$

که در آن، N مبین مجموعه نقاط داده‌های جمع‌آوری شده از حسگرها می‌باشد و n ، تعداد نقاط داده شده $\sigma(T)$ ، در تخمین است.

^۱ Angle (Velocity) Random Walk

^۲ Bias Instability

^۳ Rate Random Walk

^۴ Rate Ramp

۳. تبدیل موجک مبتنی بر گام‌های لیفتینگ

طرح لیفتینگ^۱ یا تبدیل موجک گسسته مبنی بر لیفتینگ^۲ (LWT) یک رویکرد کارآمد برای ساخت به اصطلاح "موجک‌های نسل دوم" است [16]. به طور کلی این موجک‌ها الزاما توابع انتقال و اتساع (مقیاس‌گذاری) نمی‌باشند. موجک‌های معمول به کار رفته در مقالات تحت عنوان موجک‌های نسل اول یا موجک‌های کلاسیک شناخته می‌شوند. طرح لیفتینگ در مقایسه با موجک‌های کلاسیک دارای برخی مزایای اضافی است. طرح لیفتینگ اجرای سریع‌تر تبدیل موجک را فراهم می‌کند [17]. در تبدیل کلاسیک، سیگنال اصلی به سیگنال‌های پائین‌گذر^۳ و بالاگذر^۴ تقسیم شده و زیرنمونه‌برداری می‌شوند، در حالی که طرح لیفتینگ باعث می‌شود تا از بهره‌گیری شباهت‌های میان فیلترهای بالاگذر و پائین‌گذر استفاده شده و سرعت محاسبه بیشتر شود. گاهی اوقات سرعت با ضریب ۲ افزایش می‌یابد. طرح لیفتینگ امکان محاسبه داخلی تبدیل موجک را فراهم می‌کند، بنابراین هیچ حافظه کمکی لازم نیست. اگر ساختاری در سیگنال وجود داشته باشد، پس از گرفتن دو نمونه مجاور، اختلاف آن‌ها به احتمال زیاد اندک خواهد بود. به عبارت دیگر، می‌توان گفت که نمونه اول پیش‌بینی^۵ برای نمونه دوم است. با این حال، می‌توان از پیش‌بینی‌های دیگری استفاده کرد. ساده‌ترین عملیاتی که با دو نمونه انجام می‌شود، محاسبه میانگین آن‌ها است. مشاهده می‌شود که مقادیر میانگین جفت، شامل ساختار کلی سیگنال با تنها نیمی از تعداد نمونه‌ها هستند. همچنین، این عملیات را به‌روزرسانی^۶ می‌گویند. مشابه عملیات پیش‌بینی، می‌توان عملیات به‌روزرسانی را بیش‌تر از یک محاسبه میانگین جفت تعمیم داد.

جدول (۱) گام‌های لیفتینگ.

گام‌های لیفتینگ	
دوبخش کردن ^۷ :	سیگنال ورودی را به دو بخش زوج ($even_{j-1}$) و فرد (odd_{j-1}) تقسیم می‌کند
پیش‌بینی:	$d_{j-1} = odd_{j-1} - P(even_{j-1})$
به‌روزرسانی:	$s_{j-1} = even_{j-1} - P(d_{j-1})$

اگر سیگنال s_j با طول 2^j شروع شود، در ابتدا سیگنال را به دو دنباله که هر کدام طولی برابر 2^{j-1} تقسیم کرده که با s_{j-1} و d_{j-1} نشان داده می‌شوند. روند عملیات شکل (۴-الف) را با سه گام در جدول (۱) توصیف می‌کنیم [20]. برای سطح دوم نیز سیگنال s_{j-1} به سیگنال‌های s_{j-2} و d_{j-2} تقسیم می‌شوند. برای دو سطح از تجزیه لیفتینگ به صورت شکل (۴-ب) می‌باشد. توابع پیش‌بینی و به‌روزرسانی مبتنی بر نوع موجک انتخابی تعیین می‌شوند تا گام‌های لیفتینگ را تشکیل دهند.

^۱ Lifting Scheme

^۲ Lifting Based Discrete Wavelet Transform

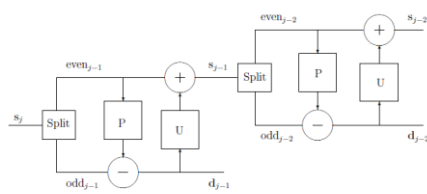
^۳ Lowpass

^۴ Highpass

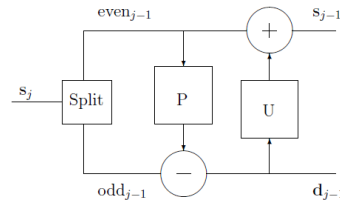
^۵ Prediction

^۶ Update

^۷ Split



(ب)



(الف)

شکل (۴) (الف) لیفتینگ با تک سطح تجزیه و (ب) لیفتینگ با دو سطح تجزیه.

گام‌های لیفتینگ مستقیم و معکوس برای موجک داووییچیز ۴ به صورت جدول (۲) می‌باشد [20].

جدول (۲) گام‌های لیفتینگ مستقیم و معکوس برای موجک داووییچیز ۴.

گام‌های لیفتینگ معکوس	گام‌های لیفتینگ مستقیم
$d_l^{(2)} = \frac{\sqrt{3} + 1}{\sqrt{2}} d_l$ $s_l^{(1)} = \frac{\sqrt{3} - 1}{\sqrt{2}} s_l$ $d_l^{(1)} = d_l^{(2)} - s_{l-1}^{(1)}$ $x_{2l} = s_l^{(1)} - \frac{\sqrt{3}}{4} d_l^{(1)} - \frac{(\sqrt{3} - 2)}{4} d_{l+1}^{(1)}$ $x_{2l+1} = d_l^{(1)} + \sqrt{3} x_{2l}$	$d_l^{(1)} = x_{2l+1} - \sqrt{3} x_{2l}$ $s_l^{(1)} = x_{2l} + \frac{\sqrt{3}}{4} d_l^{(1)} + \frac{(\sqrt{3} - 2)}{4} d_{l+1}^{(1)}$ $d_l^{(2)} = d_l^{(1)} + s_{l-1}^{(1)}$ $s_l = \frac{\sqrt{3} + 1}{\sqrt{2}} s_l^{(1)}$ $d_l = \frac{\sqrt{3} - 1}{\sqrt{2}} d_l^{(2)}$

۴. حذف نویز

معلوم است که هر موجک FIR می‌تواند به صورت گام‌های لیفتینگ تجزیه شود. از آن‌جا که تبدیل موجک گسسته دارای ویژگی‌های مختلف است، بدست آوردن روابط بازگشتی در مورد تبدیل موجک و حذف نویز موجک، دشوار است. در نتیجه، بر روی کاربرد بلادرنگ حذف نویز موجک تاثیر می‌گذارد. برای تحقق بخشیدن به پردازش بلادرنگ در حذف نویز سیگنال، از روش انتقال پنجره داده‌ها از مرجع [21] استفاده شده است. مفهوم اساسی انتقال پنجره داده‌ها این است که هر بار جدیدترین داده را در زمان واقعی بدست آورده و سپس با استفاده از روش حذف نویز موجک برای پردازش آن داده به روش‌هایی که در ادامه بیان می‌کنیم، عمل حذف نویز را انجام می‌دهیم.

فرض شود که طول داده‌ها برابر 2^k به طوری که $k \in \mathbb{Z}, k > 1$ باشد. x_i نیز i امین نمونه بلادرنگ سیگنال باشد. در مرحله اول حذف نویز بلادرنگ، وقتی داده‌ها برای تبدیل موجک به اندازه کافی طولانی نیستند (کوچک‌تر از 2^k)، داده‌ها به همان صورت در خروجی ظاهر می‌شوند. به محض رسیدن به حداقل طول مورد نظر (2^k) اولین پنجره شروع شده و حذف نویز بلادرنگ آغاز می‌شود. متعاقباً، پنجره گام به گام، با طول ثابت حرکت می‌کند که به صورت خلاصه شامل گام‌های زیر می‌باشد.

- زمانی که $i < 2^k$ ، به دلیل اینکه طول توالی داده (x_1, x_2, \dots, x_i) کوتاه است، نیاز حداقل طول را برآورده نمی‌کند. بنابراین، روش حذف نویز موجک به کار گرفته نمی‌شود و داده‌ها به صورت مستقیم در خروجی ظاهر می‌شوند.
- زمانی که $i = 2^k$ ، طول توالی داده $(x_1, x_2, \dots, x_{2^k})$ به حد نصاب خود رسیده است، اولین حذف نویز صورت می‌گیرد. داده‌های حذف نویز شده به صورت $(\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_{2^k})$ می‌باشد و در نهایت \hat{x}_{2^k} به عنوان خروجی حذف نویز سیگنال x_{2^k} است.

- زمانی که $i = 2^k + 1$ ، طول توالی داده به صورت $(x_2, x_3, \dots, x_{2^k+1})$ است. توالی داده‌ها بعد از حذف نویز به صورت $(\hat{x}_2, \hat{x}_3, \dots, \hat{x}_{2^k+1})$ می‌باشد که \hat{x}_{2^k+1} نتیجه حذف نویز داده x_{2^k+1} به عنوان خروجی است.
- پنجره داده گام‌به‌گام رو به جلو حرکت می‌کند و مراحل بالا تکرار می‌شوند تا زمانی که تمام داده‌های نمونه پردازش شوند.

الگوریتم تبدیل موجک از این فرض گرفته می‌شود که طول سیگنال نامحدود است، اما در کاربردهای عملی سیگنال دارای طول محدود می‌باشد. بنابراین، برای جلوگیری از اعوجاج مرزی باید نقطه مرزی در استفاده از تبدیل موجک پردازش شود. یکی از راه‌های ممکن برای از بین بردن اعوجاج مرزی، گسترش سیگنال به خارج از مرز است. به طور معمول، می‌توان به سیگنال با طول محدود صفر اضافه شود، اما این گسترش در بسیاری از کاربردها نامطلوب است. در حال حاضر، گسترش متقارن یک روش محبوب برای مدیریت گسترش مرز سیگنال با طول محدود است.

فرض شود که دنباله سیگنال به صورت $x(t)$ باشد، به طوری که در آن $t = 1, 2, \dots, n$ ؛ $a(i)$ نیز گسترش متقارن از $x(t)$ است؛ زمانی که $t \geq L$ باشد:

$$a(i) = \begin{cases} x(t-L+i), & i = 1, 2, \dots, L \\ x(t+L-i), & i = L+1, L+2, \dots, 2L \end{cases} \quad (7)$$

که در آن، L عرض پنجره داده‌ها می‌باشد. $\hat{a}(i)$ نتیجه حذف نویز موجک برای $a(i)$ است و در نهایت نتیجه حذف نویز نهایی $\hat{x}(t)$ در زمان t به صورت رابطه (۸) می‌باشد [21].

$$\hat{x}(t) = \frac{\hat{a}(L) + \hat{a}(L+1)}{2} \quad (8)$$

پس استفاده از گام‌های لیفتینگ و بر طرف کردن مشکلات پردازش مرزی با توجه به آنچه بیان شد، باید عمل حذف نویز را برای ضرایب جزئیات انجام دهیم. در این مقاله از حداکثر سطح تجزیه برای حذف نویز استفاده شده است. دلیل استفاده از حداکثر طبقات این است که در نهایت داده‌ی مورد هدف، حذف نویز در آن رخ می‌دهد. برای حذف نویز در ابتدا باید عمل تخمین سطح نویز را انجام دهیم. برای انتخاب سطح آستانه در هر دو روش مذکور، نیاز داریم سطح نویز σ را تخمین بزنیم. اگر برای تخمین سطح نویز از پارامتر انحراف از معیار در سیگنال آمیخته به نویز استفاده کنیم، شامل انرژی سیگنال نیز می‌باشد. لذا، تخمین مناسبی از سطح نویز به ما نمی‌دهد. دونوهو و جانستون در سال ۱۹۹۴ یک تخمین پایدار از انحراف معیار نویز در تبدیل موجک سیگنال آمیخته به نویز پیشنهاد دادند که با استفاده از ضرایب موجک و ریزترین مقیاس (بخش بالاگذر) که معمولاً بیش‌ترین توان نویز نسبت به سیگنال در آن تمرکز پیدا می‌کند، به صورت رابطه (۹) محاسبه می‌شود [16].

$$\hat{\sigma}_N = \frac{\text{median}\{|w_k - \text{median}(w_k)|\}_{k=1,2,3,\dots}}{0.6745} \quad (9)$$

که در آن، w_k ضرایب موجک سیگنال آمیخته به نویز در ریزترین مقیاس هستند. پس از محاسبه نمودن تخمین سطح نویز نوبت به محاسبه آستانه تقطیع شده است که خود شامل چندین روش می‌شود و با توجه به کاربردهای مورد نظر روش‌های مورد نظر خود را دارا می‌باشند. در این مقاله، از روش تنظیم آستانه سراسری^۱ مطابق رابطه (۱۰) استفاده شده است [16].

$$\lambda^u = \hat{\sigma}_N \sqrt{2 \log N} \quad (10)$$

که در آن، N تعداد نمونه‌های ضرایب موجک در ریزترین مقیاس است.

^۱ Universa

با استفاده از رابطه (۱۰) توانستیم آستانه مناسب برای یک دسته از ضرایب موجک در یک زیرباند مشخص پیدا کنیم. در گام بعدی نیاز به یک تابع غیرخطی $D^\lambda(\cdot)$ به صورت رابطه (۱۱) می باشد که بتوان ضرایب موجک تخمین زده شده (بدون نویز) یا صفر شده (حذف شده کامل) جایگزین ضرایب آمیخته به نویز کرد.

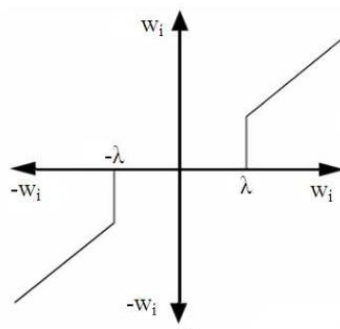
$$\hat{w} = D^\lambda(w) \quad (11)$$

برای این کار چندین نوع مختلف از توابع غیرخطی وجود دارد. البته این روش های آستانه گذاری محدود به این روش ها نخواهند بود و روش های مختلفی نیز وجود دارد یا کماکان ابداع می شود. با توجه به اینکه آستانه گذاری سخت دارای پاسخ بهتری است، در این مقاله، صرفاً به بیان آستانه گذاری سخت و نتایج مربوط به آن خواهیم پرداخت.

رابطه مربوط به آستانه گذاری سخت مطابق رابطه (۱۲) می باشد [16].

$$D_H^\lambda(w) = \begin{cases} w & |w| > \lambda \\ 0 & o.w \end{cases} \quad (12)$$

با توجه به رابطه (۱۲)، اگر مقدار w_i بزرگتر از مقدار حد آستانه باشد، همان مقدار جایگزین می شود و اگر کوچکتر از آن باشد، برابر صفر خواهد بود که نمودار آن مطابق شکل (۵) خواهد بود.



شکل (۵) نمودار برای آستانه گذاری سخت [16].

۵. نتایج

با توجه به توضیحات بیان شده در این قسمت، نتایج حذف نویز برای حسگرهای اینرسی ژيروسکوپ و شتابسنج را بیان می کنیم. در ابتدا، با توجه به توضیحات بیان شده، تعداد نقاط داده ها را برای عمل حذف نویز با حداکثر سطوح تجزیه، می توان از روی مضارب ۲، به صورت ۲، ۴، ۸، ۱۶، ۳۲، ۶۴ و ... ادامه داد. در جدول های (۳) و (۴) نتایج اولیه برای حسگرهای اینرسی به ترتیب برای ژيروسکوپ و شتابسنج، لحاظ شده است.

جدول (۳) نتایج پارامترهای نویزی ژيروسکوپ برای سه محور داده‌های پویا.

ناپایداری بایاس Deg/s	گام تصادفی سرعت Deg/s^2	نویز کوانتیزاسیون Deg	شیب سرعت رانش Deg/s^2	گام تصادفی Deg/s^2	نویز محور
$4,670.3 \pm 0.2566$	-	-	-	$2,3423 \pm 0.1287$	X
$0,7707 \pm 0.0423$	-	-	-	-	Y
$1,1344 \pm 0.0623$	-	-	-	$1,2419 \pm 0.0682$	Z
$\sigma_{Total} = 5,5427$					واریانس کل

جدول (۴) نتایج پارامترهای نویزی شتابسنج برای سه محور داده‌های پویا.

ناپایداری بایاس $m/s/s$	گام تصادفی سرعت $m/s/s^2$	نویز کوانتیزاسیون m/s	شیب سرعت رانش $m/s/s^2$	گام تصادفی $m/s/s^2$	نویز محور
$0,0766 \pm 0,0042$	-	-	-	-	X
$0,0348 \pm 0,0019$	-	-	-	$0,0753 \pm 0,0041$	Y
$0,5385 \pm 0,0296$	-	-	-	-	Z
$\sigma_{Total} = 0,55$					واریانس کل

همانطور که مشاهده می‌شود و انتظار می‌رود ژيروسکوپ دارای پارامترهای نویزی با اندازه‌های بسیار بزرگتری نسبت به شتابسنج است. با توجه به رابطه (۵)، انحراف از معیار کلی برای هر سیگنال و با توجه به رابطه (۶)، میزان عدم دقت انحراف از معیار آلن در جدول‌های (۳) و (۴) بیان شده است. در جدول (۶)، تعداد نقاط انتخابی و انحراف از معیار کل برای حداکثر تجزیه‌ی هر تعداد نقطه، مربوط به داده‌های ژيروسکوپ و به همین صورت برای داده‌های مربوط به شتابسنج نشان داده شده است.

جدول (۵) نتایج انحراف از معیار کل برای تعداد نقاط داده‌ی مختلف.

$N=64$	$N=32$	$N=16$	$N=8$	$N=4$	$N=2$	نتایج اولیه	تعداد نقاط نوع داده
1,1007	2,1826	2,9395	3,8350	4,2812	4,6931	5,5427	انحراف از معیار کل ژيروسکوپ
80,14	60,61	46,96	30,81	22,76	15,32	-	بهبود (%)
0,2361	0,2861	0,3419	0,3861	0,4253	0,4349	0,55	انحراف از معیار کل شتابسنج
57,06	47,97	37,83	29,80	22,67	20,92	-	بهبود (%)

نتایج برای تعداد نقاط ۶۴ تایی به صورت جدول‌های (۶) و (۷) که به ترتیب برای ژيروسکوپ و شتاب‌سنج می‌باشد، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، میزان بهبود ژيروسکوپ تقریباً برابر ۸۰ درصد و برای شتاب‌سنج تقریباً برابر ۵۷ است. با توجه به جدول‌های (۳) و (۶)، گام تصادفی برای تعداد نقاط ۶۴ تایی به طور کامل و مقادیر ناپایداری بایاس نیز تا جای ممکن حذف شده است. از طرف دیگر، در این حالت که بهترین پاسخ نسبت به حالت‌های پیشین است، نویز گام تصادفی سرعت نیز شناسایی شده است. برای شتاب‌سنج نیز حذف نویز صورت گرفته است. همان طور که پیش‌تر بیان شد، شتاب‌سنج از اندازه نویز کم‌تری برخوردار است و بر روی سامانه تاثیر کمی می‌گذارد.

جدول (۶) واریانس آلن برای ژيروسکوپ حذف نویز شده برای داوبیچیز ۴ و هفت سطح تجزیه برای داده‌های پویا.

محور	نویز	گام تصادفی	شیب سرعت رانش	نویز کوانتیزاسیون	گام تصادفی سرعت	ناپایداری بایاس
		$Deg / \frac{1}{s^2}$	Deg/s^2	Deg	$Deg / \frac{3}{s^2}$	Deg/s
X	-	-	-	-	-	0.2461 ± 0.0135
Y	-	-	-	-	-	0.5786 ± 0.0318
Z	-	-	-	-	0.7234 ± 0.0397	0.5412 ± 0.0297
واریانس کل	$\sigma_{Total} = 1.1007$ (۰.۸۰، ۱۴۳۳)					

جدول (۷) واریانس آلن برای شتاب‌سنج حذف نویز شده برای داوبیچیز ۴ و هفت سطح تجزیه برای داده‌های پویا.

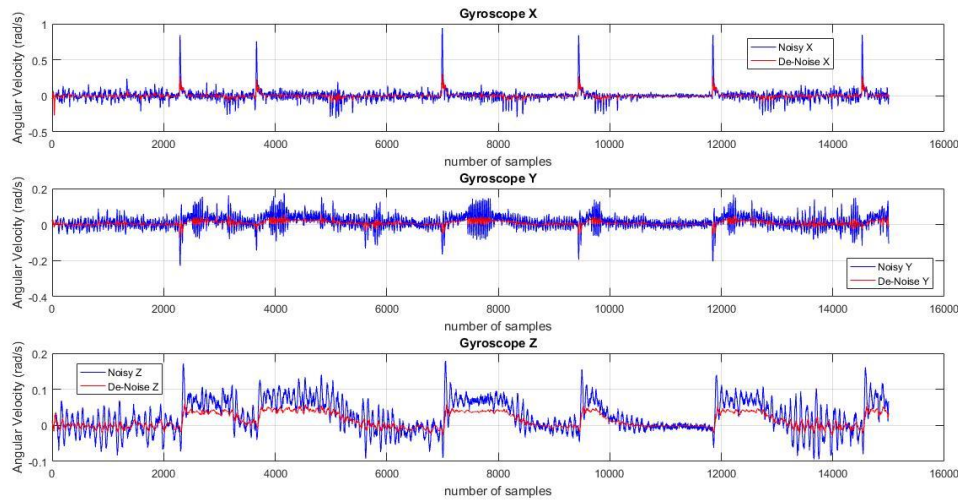
محور	نویز	گام تصادفی	شیب سرعت رانش	نویز کوانتیزاسیون	گام تصادفی سرعت	ناپایداری بایاس
		$m/s / \frac{1}{s^2}$	$m/s/s^2$	m/s	$m/s / \frac{3}{s^2}$	$m/s/s$
X	-	-	-	-	-	0.2335 ± 0.0013
Y	0.211 ± 0.012	-	-	-	-	0.0192 ± 0.0011
Z	-	-	-	-	-	0.2332 ± 0.0128
واریانس کل	$\sigma_{Total} = 0.2361$ (۰.۵۷، ۰۶)					

نمودار سیگنال نویزی و حذف نویز شده برای سه محور ژيروسکوپ در شکل (۶) و برای سه محور شتاب‌سنج در شکل (۷) نشان داده شده است.

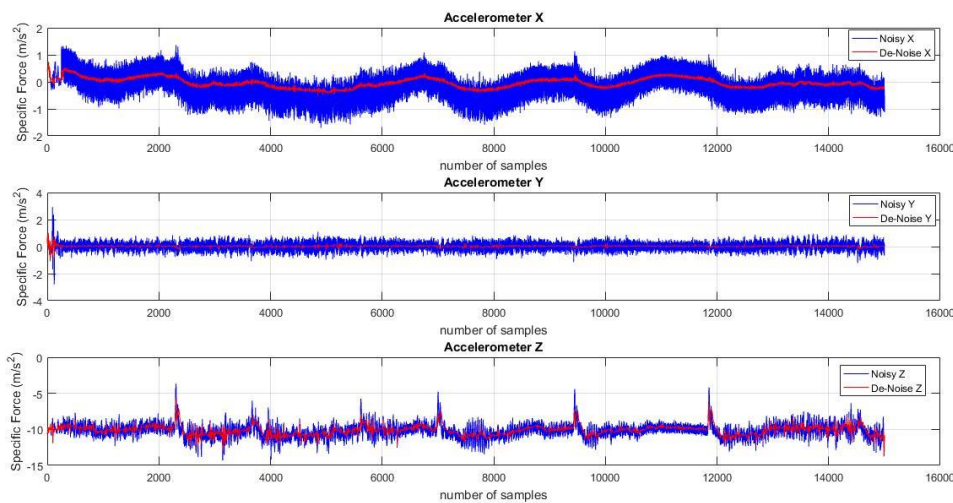
۶. نتیجه‌گیری

با در نظر گرفتن نویزهای تصادفی و عدم قطعیت ژيروسکوپ و شتاب‌سنج در حسگرهای اینرسی، در این مقاله روشی قابل پیاده‌سازی برای حذف نویز این حسگرها ارائه شده است. حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک یک روش مرسوم در حذف نویز سیگنال است. از سوی دیگر، استفاده از تبدیل موجک مبتنی بر لیفتینگ اجرا و پیاده‌سازی با سرعت بالا و امکان بلادرنگ بودن الگوریتم حذف نویز را می‌دهد. نتایج بدست آمده از تجزیه و تحلیل انحراف از معیار آلن، نشان‌دهنده بهبود انحراف از معیار نویز

تا ۸۰٪ برای ژيروسکوپ و همچنین ۵۷٪ برای شتابسنج می‌باشد. در این مقاله از گام‌های لیفتینگ داوبیچیز ۴ استفاده شده است.



شکل (۶) نمودار سیگنال‌های نویزی و حذف نویز شده برای داده‌های پویا سه محور ژيروسکوپ.



شکل (۷) نمودار سیگنال‌های نویزی و حذف نویز شده برای داده‌های پویا سه محور شتابسنج.

۷. مراجع

- [1] A. G. Quinchia, G. Falco, E. Falletti, F. Dosis and C. Ferrer, "A Comparison Between Different Error Modeling of MEMS Applied to GPS/INS Integrated Systems," Sensors, Vol. 13, No. 8, PP. 9549-9588, 2013.
- [2] E. S. Abdolkarimi, G. Abaei and M. R. Mosavi, "A Wavelet-Extreme Learning Machine for Low-Cost INS/GPS Navigation System in High-Speed Applications," GPS Solutions, Vol. 22, No. 1, PP. 1-13, 2018.



- [3] E. S. Abdolkarimi, G. Abaei, A. Selamat and M. R. Mosavi, "A Hybrid Type-2 Fuzzy Logic System and Extreme Learning Machine for Low-Cost INS/GPS in High-Speed Vehicular Navigation System," *Journal of Applied Soft Computing*, Vol. 94, PP. 1-13, 2020.
- [4] P. Aggarwal, *MEMS-based Integrated Navigation*, Artech House, 2010.
- [5] A. Noureldin, T. B. Karamat and J. Georgy, *Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-Based Positioning and Their Integration*, Springer, 2012.
- [6] J. Weston and D. Titterton, "Modern Inertial Navigation Technology and Its Application," *Electronics & Communication Engineering Journal*, Vol. 12, No. 2, PP. 49-64, 2000.
- [7] H. Xing, B. Hou, Z. Lin and M. Guo, "Modeling and Compensation of Random Drift of MEMS Gyroscopes based on Least Squares Support Vector Machine Optimized by Chaotic Particle Swarm Optimization," *Sensors*, Vol. 17, No. 10, P. 2335, 2017.
- [8] M. Zhu, L. Pang, Z. Xiao, C. Shen, H. Cao, Y. Shi and J. Liu, "Temperature Drift Compensation for High-G MEMS Accelerometer Based on RBF NN Improved Method," *Applied Sciences*, Vol. 9, PP. 4-17, 2019.
- [9] D. Li, X. Jia and J. Zhao, "A Novel Hybrid Fusion Algorithm for Low-Cost GPS/INS Integrated Navigation System During GPS Outages," *IEEE Access*, Vol. 41, No. 5, PP. 2166-2173, 2020.
- [10] T. Sun and J. Liu, "Predicting MEMS Gyroscope's Random Drifts Using LSSVM Optimized by Modified PSO," *Conference on Guidance, Navigation and Control*, 2016.
- [11] J. Song, Z. Shi, B. Du, L. Han, H. Wang and Z. Wang, "MEMS Gyroscope Wavelet De-Noising Method Based on Redundancy and Sparse Representation," *Microelectronic Engineering*, Vol. 217, PP. 20-32 2019.
- [12] R. Gonzalez and C. A. Catania, "Time-Delayed Multiple Linear Regression for De-noising MEMS Inertial Sensors," *Computers & Electrical Engineering*, Vol. 76, PP. 1-12, 2019.
- [13] M. Sharie, M. R. Mosavi and N. Rahemi, "Acquisition of Weak GPS Signals Using Wavelet-based De-noising Methods," *Journal of Survey Review*, 2019 (DOI: 10.080/00396265.2019.1648718).
- [14] M. Moazedi, M. R. Mosavi and A. Sadr, "Robust Acquisition at GPS Receivers in Unsafe Locations Using Complex Wavelet Transform," *Journal of Survey Review*, Vol. 51, No. 369, PP. 514-524, 2019.
- [15] E. S. Abdolkarimi and M. R. Mosavi, "Wavelet-Adaptive Neural Subtractive Clustering Fuzzy Inference System to Enhance Low-Cost and High-Speed INS/GPS Navigation System," *Journal of GPS Solutions*, Vol. 24, No. 2, PP. 1-17, 2020.
- [16] Z. Liu, Y. Mi and Y. Mao, "Improved Real-Time Denoising Method Based on Lifting Wavelet Transform," *Measurement Science Review*, Vol. 14, No. 3, PP. 152-159, 2014.
- [17] M. M. Hasan and K. A. Wahid, "Low-Cost Lifting Architecture and Lossless Implementation of Daubechies-8 Wavelets," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, Vol. 68, No. 8, PP. 2515-2523, 2018.
- [18] N. El-Sheimy, H. Hou and X. & Niu, "Analysis and Modeling of Inertial Sensors Using Allan Variance," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 57, No. 1, PP. 140-149, 2008.



- [19] D. Wang, Y. Dong, Q. Li, Z. Li and J. Wu, "Using Allan Variance to Improve Stochastic Modeling for Accurate GNSS/INS Integrated Navigation," *GPS Solutions*, Vol. 22, No. 2, 2018.
- [20] I. Daubechies and W. Sweldens, "Factoring Wavelet Transforms into Lifting Steps," *Journal of Fourier Analysis and Applications*, Vol. 4, No. 3, PP. 247-269, 1998.
- [21] X. Rui, M. Ke, Q. Feng and W. Zhen-Lei, "Online Wavelet Denoising Via a Moving Window," *Acta Automatica Sinica*, Vol. 33, No. 9, PP. 897-901, 2007.