

هوشمندسازی حلقه ردیابی گیرنده GPS با بکارگیری شبکه عصبی

محمد رضا قاسمی^۱، سمیرا توحیدی^۲ و سید محمدرضا موسوی میرکلائی^{۳*}

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

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

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

چکیده

سیستم موقعیت‌یابی جهانی (GPS)^۱ به دلیل اطلاعات دقیق زمانی و مکانی که در اختیار کاربر قرار می‌دهد، در بسیاری از برنامه‌های نظامی و غیرنظامی گسترده شده است. با این وجود، بدلیل توان پایین سیگنال دریافتی از ماهواره‌ها در سطح زمین، این سیگنال‌ها به راحتی تحت تاثیر تداخل‌های ناخواسته و یا عمدی قرار می‌گیرند. یکی از خطرناک‌ترین این تداخلات، اختلال فریب می‌باشد و گیرنده‌های دارای حلقه قفل تاخیر^۲ (DLL) و قفل فاز^۳ (PLL) با پهنای باند کمتر در مقابل فریب مقاوم‌تر هستند. اما چالشی که در مواجهه با این گیرنده‌ها وجود دارد، این مسئله می‌باشد که با کم نمودن پهنای باند DLL، امکان از دست رفتن حلقه ردیابی بیشتر خواهد شد. برای مقابله با این چالش در این مقاله، از یک شبکه عصبی^۴ ادراک چند لایه (MLP)^۵ برای هوشمندسازی حلقه ردیابی^۶ گیرنده‌های GPS بوسیله پیش بینی خطای ردیابی کد و فاز حامل، بهره گرفته شده است. در نهایت، روش ارائه شده در یک گیرنده نرم افزاری پیاده و نتایج بررسی شده است. به منظور ارزیابی بهتر روش پیشنهادی توانایی این الگوریتم در ردیابی یک نمونه سیگنال واقعی GPS نشان داده شده است.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی، سامانه ناوبری GPS، حلقه ردیابی، ردیابی کد، ردیابی حامل.

۱. مقدمه

* Corresponding Author (Email: m_mosavi@iust.ac.ir)

^۱ Global Positioning System

^۲ Delay Lock Loop

^۳ Phase Lock Loop

^۴ Neural Network

^۵ Multi-Layer Perceptron

^۶ Tracking Loop

سیستم موقعیت‌یابی جهانی (GPS) یک سیستم موقعیت‌یابی رادیویی مبتنی بر ماهواره است که توسط وزارت دفاع ایالات متحده طراحی، سرمایه‌گذاری و اداره می‌شود. در سال‌های اخیر استفاده از گیرنده‌های GPS برای بدست آوردن موقعیت جغرافیایی مکان‌ها، ارتباطات و مخابرات در کاربردهای نظامی و غیر نظامی به طور گسترده توسعه یافته است [۱]. توان پایین سیگنال‌های دریافتی از ماهواره‌های GPS سبب می‌شود تا به رغم کارکرد درست گیرنده‌های GPS در محیط‌های به دور از اعوجاج و نویز، در برابر تداخلات عمدی و غیرعمدی به شدت آسیب پذیر باشد که همین امر می‌تواند منجر به خطا در معادلات ناوبری و موقعیت‌یابی آنها شود. از این رو، روش‌های زیادی برای تشخیص و کاهش انواع تداخلات پیشنهاد شده است [۲]. نویسندگان در مرجع [۳] پارامترهای حلقه ردیابی گیرنده را مقابله با حمله فریب مورد بررسی قرار دادند. طبق نتایج اعلام شده از این بررسی‌ها، گیرنده‌های دارای پهنای باند کمتر در حلقه‌های قفل فاز و کد که به اصطلاح حامل معین نامیده می‌شوند در مقابل فریب مقاوم‌تر هستند. اما کم بودن پهنای باند حلقه‌های قفل، در شرایط واقعی منجر به بالاتر بودن احتمال از دست دادن سیگنال در حین ردیابی می‌شود، لذا در این تحقیق تلاش می‌شود با ورودی شبکه عصبی در حلقه ردیابی، با این مشکل مقابله شود.

شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی در حل مسائل غیرخطی و پیچیده مانند تشخیص الگوهای رفتاری محسوب می‌شوند و در بسیاری از کاربردهای وابسته به ارتباطات دیجیتال به کار می‌روند [۴]. در سال‌های اخیر نیز برای کاربردهای گوناگون در گیرنده‌های GPS اعم از جبران سازی فریب^۱ [۵]، تشخیص و دسته بندی^۲ انواع اختلالات [۶]، مقابله با جمینگ^۳ [۷ و ۸] و ... به طور گسترده بکار گرفته شده‌اند. یکی از ویژگی‌های مهم شبکه عصبی این است که پس از تعلیم، قادر به دریافت ورودی‌های دارای نویز یا ناقص نیز می‌باشد. همچنین به سادگی می‌توان آن را با آموزش مجدد به کمک داده‌های به روز شده، تغییر داد [۹].

به همین سبب، در این مقاله روشی برای هوشمندسازی حلقه‌های DLL و PLL در حلقه‌ی ردیابی GPS با استفاده از شبکه‌های عصبی پیشنهاد شده است. هدف از اعمال شبکه عصبی، پیش بینی و کاهش خطای ردیابی کد و حامل است که می‌تواند تحت تاثیر عوامل خارجی عمدی و یا غیرعمدی افزایش یابد. به عنوان مثال، در فریب گیرنده‌های GPS، که از نوع اختلالات عمدی می‌باشد، سیگنال ناوبری تسخیر شده و دوباره روی فرکانس دریافت شده ارسال می‌گردد. همین موضوع سبب اختلال در عملکرد گیرنده GPS شده و در نتیجه موجب موقعیت‌یابی اشتباه در گیرنده می‌شود. در حقیقت، در حملات فریب با ارسال سیگنال‌هایی با ساختار مشابه با سیگنال‌هایی اصلی، فریب دهنده حلقه ردیابی گیرنده را تحت کنترل خود در می‌آورد [۱۰].

در ادامه، ابتدا به بررسی مفاهیم ردیابی در گیرنده GPS نظیر ردیابی کد و حامل و تمییزگر^۴ حلقه‌های DLL و PLL می‌پردازیم. در این بخش، داده‌های GPS تحلیل شده و تخمین و کاهش خطای ردیابی فاز کد و فرکانس حامل توسط شبکه عصبی بررسی می‌شوند. سپس به طور مختصر به کاربرد شبکه عصبی در گیرنده‌های GPS می‌پردازیم. پس از آن، شبکه عصبی بکار گرفته شده و چگونگی عملکرد آن توصیف خواهد شد. سپس جایگاه شبکه عصبی در گیرنده را توضیح داده و به مراحل آموزش شبکه عصبی و ارزیابی آن می‌پردازیم. پس از آن نحوه اعمال شبکه عصبی به حلقه‌های ردیابی تشریح می‌شود. در نهایت نیز نتیجه اعمال الگوریتم پیشنهادی گزارش گردیده است.

^۱ Spoofing

^۲ Classification

^۳ Jamming

^۴ Discriminator

۲. مفاهیم ردیابی در گیرنده GPS

در ادامه برای درک بهتر مطلب، نیاز به معرفی و توضیح برخی مفاهیم از جمله حلقه‌های DLL و PLL است که هم اکنون به آنها می‌پردازیم.

۲-۱. ردیابی کد و حامل

خروجی سر جلویی یک ماهواره شامل فیلتر و کاهش فرکانس^۱ به شرح زیر است:

$$s^k(t) = \sqrt{2P_C} C^k(t) D^k(t) \cos(\omega_{IF} t) + \sqrt{2P_{PLI}} P^k(t) D^k(t) \sin(\omega_{IF} t) \quad (1)$$

که در آن، ω_{IF} فرکانس میانه‌ای است که قسمت سر جلویی فرکانس حامل را به آن تبدیل کرده است. سپس این سیگنال توسط مبدل آنالوگ به دیجیتال (ADC)^۲ نمونه برداری می‌شود. به دلیل فیلتر باند باریک در اطراف کد C/A، کد P تحریف شده و نمی‌توان آن را دمدوله کرد. بنابراین، اگر سیگنال ماهواره k به شرح زیر باشد:

$$S^k(n) = C^k(t) D^k(t) \cos(\omega_{IF} n) + e(n) \quad (2)$$

که در آن، کد P به عنوان نویز $e(n)$ توصیف می‌شود. n بیانگر آن است که سیگنال گسسته می‌باشد که پس از فیلتر پایین گذر $(1/2)C^k(n)D^k(n)$ است. مرحله بعدی حذف کد $C^k(n)$ از سیگنال با همبستگی سیگنال با کد محلی^۳ می‌باشد. هدف حلقه ردیابی کد، ردیابی فاز کد PRN^۴ فعلی است. ردیابی کد اغلب به کمک DLL اجرا می‌شود که در آن میزان همبستگی سه نسخه کد محلی با سیگنال ورودی اندازه‌گیری می‌شود. این سه نسخه به ترتیب نسخه‌های تقدم^۵، اصلی^۶ و تاخر^۷ گفته می‌شود.

بر اساس این مقدمه و شکل (۱)، گام اول در حلقه ردیابی تبدیل کد C/A^۸ به باند پایه، ضرب سیگنال ورودی و سیگنال‌های محلی تولید شده است. سه خروجی همبستگی I_L ، I_P ، I_E و مقایسه می‌شوند تا سیگنال با بیشترین همبستگی^۹ از بین آنها انتخاب شود. شکل (۲) نمونه‌ای از ردیابی کد را نشان می‌دهد [۱۱]. در شکل (۲-الف)، کد تاخر بالاترین همبستگی را دارد، بنابراین فاز کد باید کاهش یابد. در شکل (۲-ب)، کد اصلی بالاترین و تقدم و تاخر همبستگی یکسانی دارند. در این حالت، فاز کد به درستی ردیابی شده است.

^۱ Down Conversion

^۲ Analog to Digital

^۳ Local Replica

^۴ Pseudo Random Number

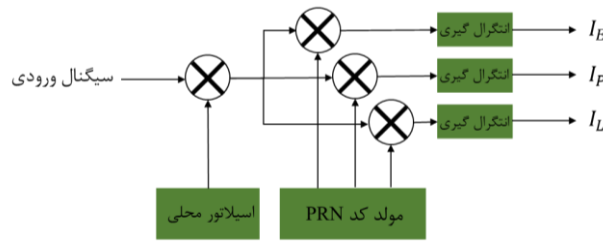
^۵ Early

^۶ Prompt

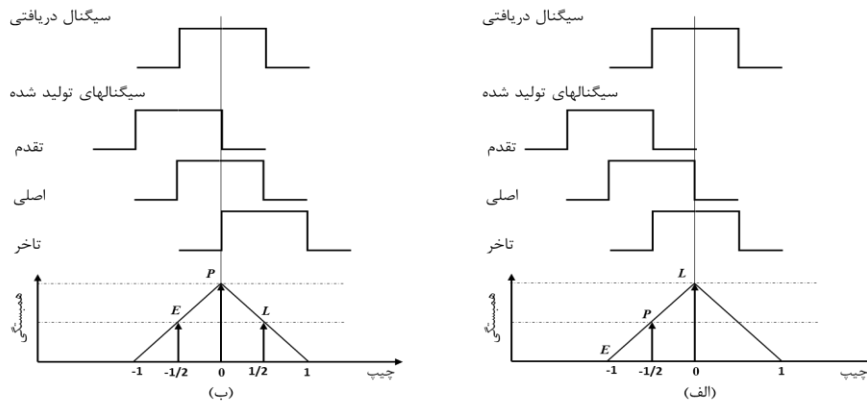
^۷ Late

^۸ Coarse/Acquisition

^۹ Correlation



شکل ۱- بلوک دیاگرام حلقه ردیابی کد.

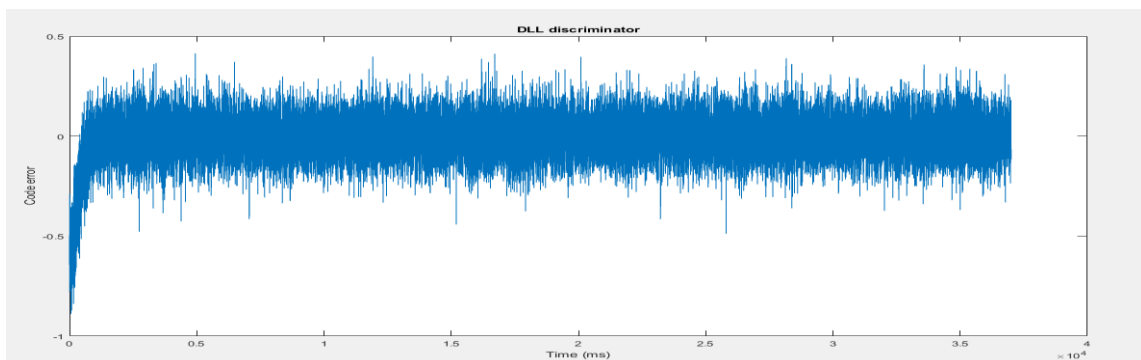


شکل ۲- ردیابی کد: (الف) سیگنال تاخر و (ب) سیگنال اصلی دارای بیشترین همبستگی هستند.

به طور مشابه، فرآیند فوق برای ردیابی حامل اجرا می‌شود با این تفاوت که نوسان‌ساز محلی ابتدا ۹۰ درجه اختلاف فاز می‌یابد و سپس در سیگنال ورودی ضرب می‌شود.

۲-۲. تمییزگر حلقه DLL

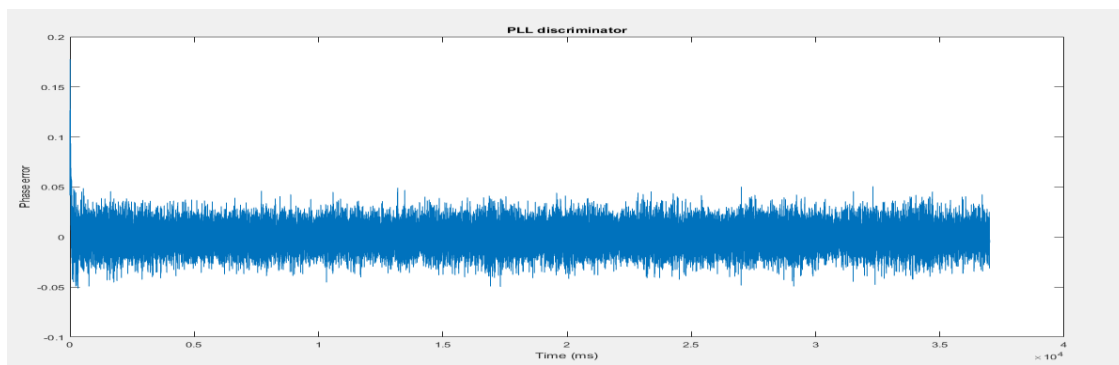
برای تخمین میزان خطای تاخیر بین کد محلی و کد اصلی نتایج حاصل از انتگرال‌گیریها به تمییزگر حلقه DLL فرستاده می‌شود. خروجی حاصل از تمییزگر DLL برای تصحیح فاز کد به مولد کد C/A بازگردانده می‌شود. زمانیکه دو شاخه تقدم و تأخر در فاصله یکسانی از شاخه اصلی قرار بگیرند، خطای ردیابی کد (خروجی تمییزگر حلقه DLL) صفر می‌شود. شکل (۳) خروجی حاصل از تمییزگر DLL برای ماهواره با PRN7 شده را نشان می‌دهد.



شکل ۳- خروجی تمییزگر حلقه DLL برای ماهواره با PRN7.

۲-۳. تمییزگر حلقه PLL

وجود سرعت نسبی گیرنده نسبت به ماهواره، باعث می‌شود فرکانس دریافتی در گیرنده GPS مقداری با فرکانس نامی سیگنال ارسالی تفاوت داشته باشد. به این اثر، اثر داپلر و اختلاف فرکانس ایجاد شده را فرکانس داپلر می‌نامند. PLL یا FLL وظیفه پیدا کردن فرکانس انتقال یافته داپلر را بر عهده دارد. برای حداقل کردن خطای PLL، لازم است تمام انرژی روی بازوی هم فاز^۱ متمرکز شود. شکل (۴) نیز خروجی تمییزگر PLL برای PRN7 داده در دسترس را نشان می‌دهد.



شکل ۴- خروجی تمییزگر حلقه PLL برای ماهواره با PRN22.

خروجی تمییزگر PLL در صورتیکه سیگنال حامل ورودی با سیگنال حامل محلی دقیقاً هم فاز باشد، صفر خواهد بود. به این معنی که تمام انرژی روی بازوی هم فاز توزیع می‌شود و بازوی عمودی^۲ صفر است. در صورت وجود اختلاف فاز بین سیگنال حامل ورودی و سیگنال حامل محلی، انرژی روی دو بازوی هم فاز و عمومی توزیع خواهد شد. این خروجی برای محاسبه فرکانس حامل به فیلتر حلقه ارسال می‌گردد.

۳. الگوریتم پیشنهادی برای اعمال در حلقه ردیابی

شبکه عصبی آموزش دیده در حلقه ردیابی در گیرنده GPS قرار می‌گیرد. در حین مرحله ردیابی، شبکه عصبی خروجی همبسته‌سازها را دریافت و خطای ردیابی کد و حامل را بوسیله آنها تخمین می‌زند. مقادیر تخمین زده شده با مقادیر محاسبه شده در حین ردیابی، مقایسه و اختلاف آنها به ورودی فیلتر حلقه‌های PLL و DLL اعمال می‌شود تا طبق آن مقادیر^۳ NCO مربوط به کد و حامل به روز رسانی شود. به این ترتیب تغییرات نادرست کد و فرکانس حامل در اثر خطاهای ناشی از سیگنال این اختلالات جبران شده و مقادیر جبران شده برای استخراج سیگنال ناوبری^۴ به مرحله بعدی ارسال می‌گردد.

^۱ In-Phase

^۲ Quadrant

^۳ Numerically-Controlled Oscillator

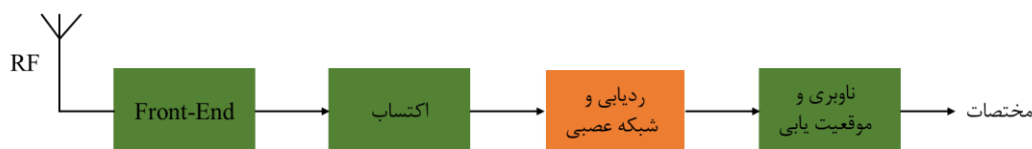
^۴ Navigation

۳-۱. جایگاه شبکه عصبی

SNR^۱ سیگنال دریافتی قبل از تبدیل به باند پایه خیلی ضعیف است، لذا نمی‌تواند به عنوان ورودی شبکه عصبی بکار برود، چرا که زمان تعلیم شبکه طولانی خواهد شد. مدل سیگنال‌های اصلی GPS در خروجی مبدل باند پایه به صورت معادله (۳) نمایش داده می‌شود که در آن دامنه سیگنال اصلی، $P(n - \zeta_n)$ کد طیف گسترده با تاخیر ζ_n ، w_0 فرکانس زاویه‌ای و φ_0 فاز حامل است. سیگنال دریافتی در قسمت RF گیرنده فیلتر می‌شود و بعد از تبدیل طیف گسترده^۲ به باند پایه^۳، سیگنال‌های ناخواسته تضعیف می‌شوند، زیرا که کدهای فرستنده‌های متفاوت متعامد بوده و به عنوان نویز اضافی در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین، بهترین مکان جهت پیاده‌سازی شبکه عصبی، بعد از همبسته سازها و تفکیک سیگنال دریافتی است.

$$y_0(n) = A_0 \cdot P(n - \zeta_n) \cdot \cos(w_0 n + \varphi_0) \quad (3)$$

در این بخش، سیگنال‌های ناخواسته با توجه به متعامد بودن کدها بی اثر شده و SNR خروجی همبسته‌سازها به طور قابل توجهی افزایش یافته است. در نتیجه می‌توان از آنها به عنوان ورودی شبکه عصبی بهره برد. شکل (۵) موقعیت شبکه عصبی را در گیرنده GPS نشان می‌دهد.



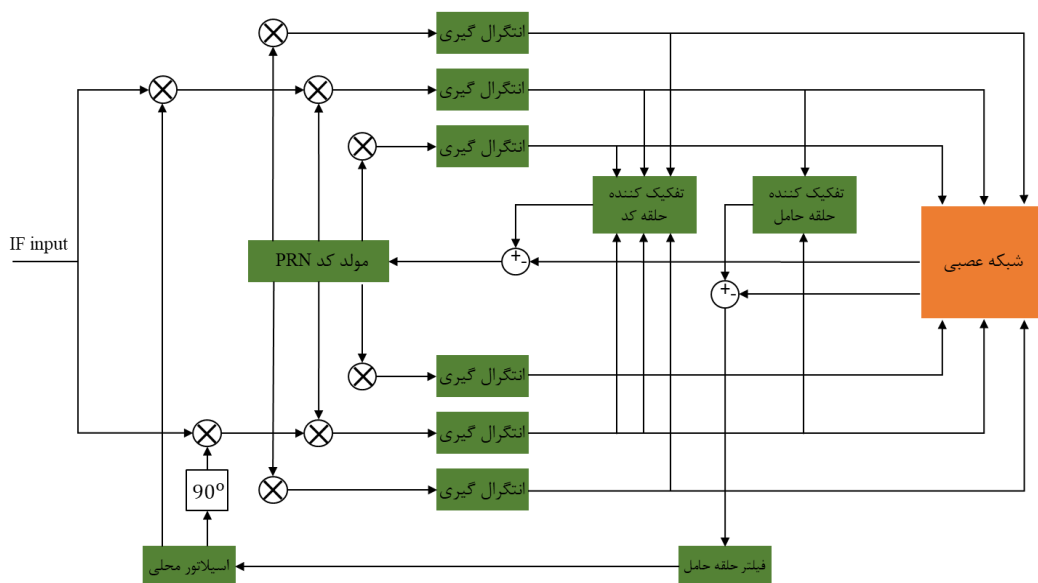
شکل ۵- بلوک دیاگرام کلی سیستم.

مطابق شکل فوق، می‌توان مشاهده کرد که شبکه عصبی مذکور در حلقه ردیابی گیرنده قرار گرفته است. در شکل (۶) نیز نحوه اعمال شبکه عصبی در حلقه ردیابی با جزئیات بیشتر نشان داده شده است. شبکه درست بعد از همبسته سازها قرار گرفته و خروجی آن شامل خطای ردیابی فاز و کد تخمینی است. ورودی شبکه عصبی نیز شامل اجزای هم فاز و متعامد خروجی همبسته سازها می‌باشد.

^۱ Signal to Noise Ratio

^۲ Spread Spectrum

^۳ Base Band



شکل ۶- شماتیک نشان دهنده مکان شبکه عصبی در حلقه ردیابی.

۳-۲. ساختار شبکه عصبی

عملکرد شبکه عصبی وابسته به عوامل مختلفی از جمله مقاردهای اولیه وزن‌ها، نرخ یادگیری، الگوریتم آموزش و ... است. انتخاب درست هر یک از پارامترهای فوق، نقش بسزایی در عملکرد شبکه عصبی ایفا می‌کند [۱۲]. الگوریتم‌های آموزشی متنوعی جهت آموزش شبکه عصبی به کار گرفته شده است. از مهم‌ترین الگوریتم‌های آموزشی می‌توان به الگوریتم پس انتشار (BP) اشاره نمود. این الگوریتم وظیفه به حداقل رساندن خطای میانگین مربعات (MSE)^۲ بین خروجی مطلوب و مقدار پیش‌بینی شده به ازای هر ورودی را بر عهده دارد [۱۳]. در این مقاله نیز الگوریتم به کار رفته برای آموزش شبکه، الگوریتم BP است که در ادامه به آن خواهیم پرداخت.

شبکه عصبی بکار رفته، تحت آموزش با نظارت^۳ تعلیم داده می‌شود. به این معنی که تمامی بایاس‌ها و وزن‌های متصل به نرون‌های شبکه عصبی در هر مرحله آموزش، به روزرسانی و اصلاح می‌شوند. به دلیل پیچیدگی بالای محاسبات، آموزش شبکه عصبی نیز قبل از راه‌اندازی گیرنده فعال GPS انجام می‌شود. پس از آن شبکه در حلقه ردیابی قرار داده شده و خروجی انتگرال‌گیرها به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی آموزش دیده شده اعمال و شبکه محاسبات رو به جلو را برای تخمین خطاهای ردیابی کد و فرکانس حامل اجرا می‌نماید.

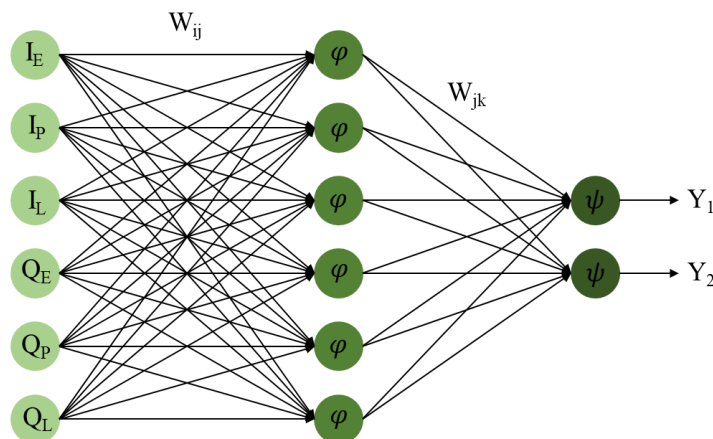
با وجود کاربردی و قدرتمند بودن شبکه‌های عصبی، بهینه‌سازی ساختار آنها برای حل مسائل خاص کار دشواری است. انتخاب درست تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه و ارتباطات بین نرون‌ها، پارامترهایی هستند که معمولاً به صورت تجربی تعیین می‌شوند. در مورد مسئله مطرح شده در این پژوهش، یک شبکه عصبی سه لایه بکار رفته شده است

^۱ Back Propagation

^۲ Mean Squared Error

^۳ Supervised

(شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی). تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی، به ترتیب با اندازه بردارهای ورودی و خروجی مشخص می‌گردند. شکل (۷) معماری شبکه عصبی مورد استفاده را نشان می‌دهد.



شکل ۷- ساختار شبکه عصبی به کار گرفته شده.

در مورد لایه پنهان، معمولاً انتخاب لایه پنهان با تعداد نرون‌های بیشتر، منجر به خطای خروجی کوچکتر می‌شود. در این کاربرد، تعداد نرون‌های لایه پنهان برابر با تعداد ورودی‌ها یعنی شش تا در نظر گرفته شده است. با توجه به اینکه شبکه عصبی درست بعد از همبسته سازها در حلقه ردیابی قرار دارد و بردار خروجی همبسته سازها در حلقه ردیابی، همان بردار ورودی شبکه عصبی است، لذا شش ورودی شبکه عصبی عبارتند از: I_E ، I_P ، I_L ، Q_E ، Q_P و Q_L . به علاوه شبکه عصبی دارای دو نرون در لایه خروجی بوده که شامل خطای کد و خطای فرکانس حامل می‌باشد. تابع انتقال^۱ لایه پنهان (φ) و لایه خروجی (ψ) تابع tansig می‌باشد که از رابطه (۴) پیروی می‌کند.

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{(1 + e^{-2n})} - 1 \quad (4)$$

در هر دوره آموزش، خروجی نرون‌های لایه پنهان از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$v_j = \varphi \left(\sum_{i=1}^p w_{ij} x_i + b_{1j} \right) \quad (5)$$

که در آن، p مبین تعداد ورودی‌های شبکه، w_{ij} بیانگر وزن اتصالی از ورودی x_i به نرون j در لایه پنهان و b_{1j} بایاس اعمال شده به نرون j در این لایه است. به همین ترتیب خروجی نرون‌های لایه خروجی بدست می‌آید.

$$Y_k = \psi \left(\sum_{j=1}^q w_{jk} v_j + b_{2k} \right) \quad (6)$$

که در آن، q مبین تعداد نرون‌های لایه پنهان، w_{jk} بیانگر وزن اتصالی از خروجی نرون j به ورودی نرون k در لایه خروجی است. B_{2k} نیز بایاس اعمال شده به نرون k در لایه خروجی می‌باشد.

^۱ Transfer Function

۳-۳. الگوریتم پس انتشار (BP)

الگوریتم BP ساده‌ترین الگوریتم خودآموزی است که می‌تواند خود را برای دستیابی به یک راه حل بهینه سازگار کند. در این الگوریتم، یک روش کاربردی برای وزن‌دهی شبکه‌های عصبی محسوب می‌شود که برای کاهش خطای میان خروجی تخمین زده شده و خروجی مطلوب از روش گرادیان نزولی استفاده می‌کند [۱۴].

در شبکه عصبی استفاده شده نیز برای به روزرسانی وزن‌ها، از روش BP استفاده شده است. در واقع، BP نوعی الگوریتم یادگیری نظارت شده است که در شبکه‌های چندلایه استفاده می‌شود. برای آموزش یک شبکه چند لایه با الگوریتم BP، شبکه تحت تعلیم باید حداقل سه لایه داشته باشد: لایه ورودی، پنهان و خروجی. فرآیند آموزش الگوریتم BP به دو مرحله کلی تقسیم می‌شود: تغذیه رو به جلو^۱ و به روزرسانی رو به عقب^۲. در تغذیه رو به جلو، یک بردار به ورودی شبکه اعمال و از طریق لایه‌ها پخش می‌شود تا خروجی بدست آید. در بخش به روزرسانی رو به عقب، خطای بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب بردار ورودی محاسبه شده و مجدداً از طریق لایه‌های به سمت ورودی انتقال می‌یابد تا به ورودی بازگردانده شود. در هر مرحله، وزن‌های اتصالی به نورون موجود در هر لایه، به روز می‌شود. این فرآیند تا همگرا شدن خروجی شبکه تکرار می‌یابد. وقتی خطای خروجی به اندازه کافی کوچک شود، آموزش شبکه متوقف می‌شود. برای به روزرسانی وزن‌ها از معادلات (۷) و (۸) استفاده می‌شود.

$$w_i(n+1) = w_i(n) - \mu \frac{\partial L(n)}{\partial w_i(n)} \quad (7)$$

$$w_b(n+1) = w_b(n) - \mu \frac{\partial L(n)}{\partial w_b(n)} \quad (8)$$

بر اساس روابط (۵) و (۶) و تعریف $L(n) = \frac{1}{2} \times \|e(n)\|^2$ ، پس از ساده‌سازی روابط فوق داریم:

$$\frac{\partial L}{\partial w_i(n)} = e_i(n) \times \frac{\partial e(n)}{\partial w_i(n)} = e_i(n) \times (-x_i(n)) \quad (9)$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \mu e_i(n) x_i(n) \quad (10)$$

به همین ترتیب برای $w_b(n+1)$ داریم:

$$\frac{\partial L}{\partial w_b(n)} = e_i(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w_b(n)} = e_i(n) (-x_b(n)) \quad (11)$$

$$w_b(n+1) = w_b(n) + \mu e_i(n) x_b(n) \quad (12)$$

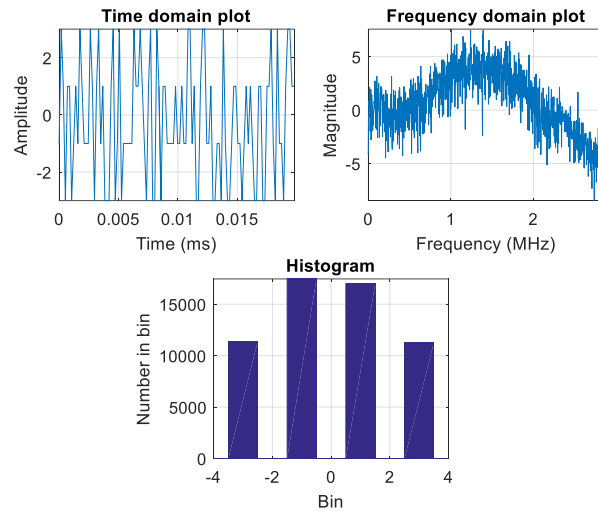
در روابط فوق، e_i خطای سیگنال خروجی z ام و μ نرخ یادگیری است که مقدار آن کوچکتر از یک بوده و سرعت همگرایی را مشخص می‌نماید.

۴. نتایج شبیه‌سازی

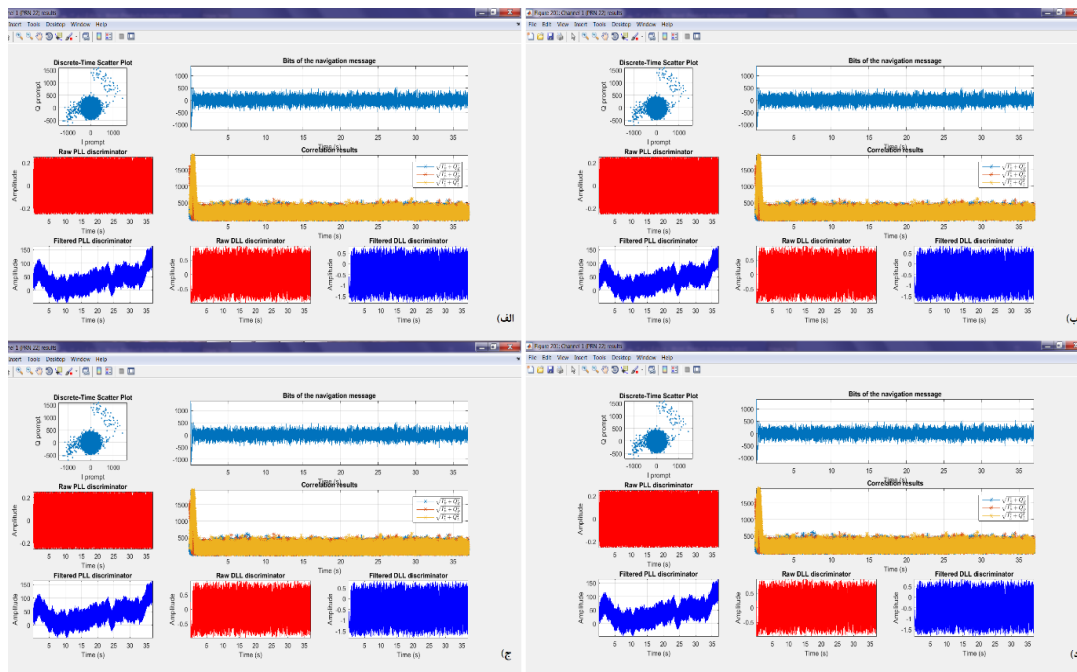
^۱ Feed-Forward

^۲ Error-Back Propagate

داده در دسترس، سیگنال واقعی GPS است که بصورت چهار سطحی نمونه برداری و ذخیره شده است. مشخصات فرکانسی و زمانی این سیگنال در شکل (۸) نشان داده شده است. این داده در گیرنده نرم افزاری GPS معمول و قبل از اعمال شبکه عصبی، ردیابی نشده و حل معادلات ناوبری میسر نمی‌شود. شکل (۹) نتایج ردیابی مذکور را نشان می‌دهد.



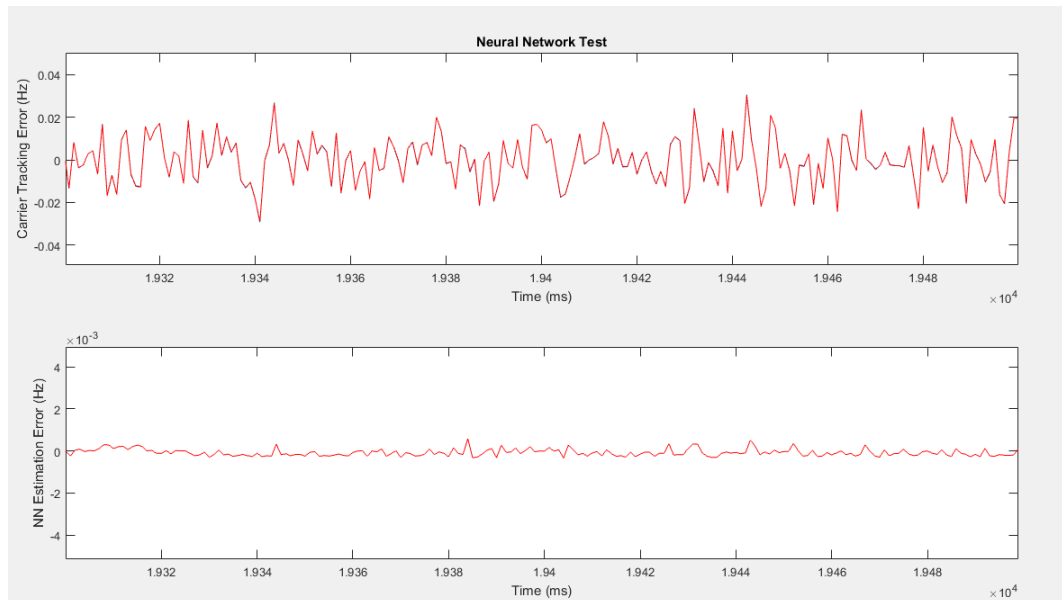
شکل ۸- مشخصات سیگنال GPS نمونه برداری شده.



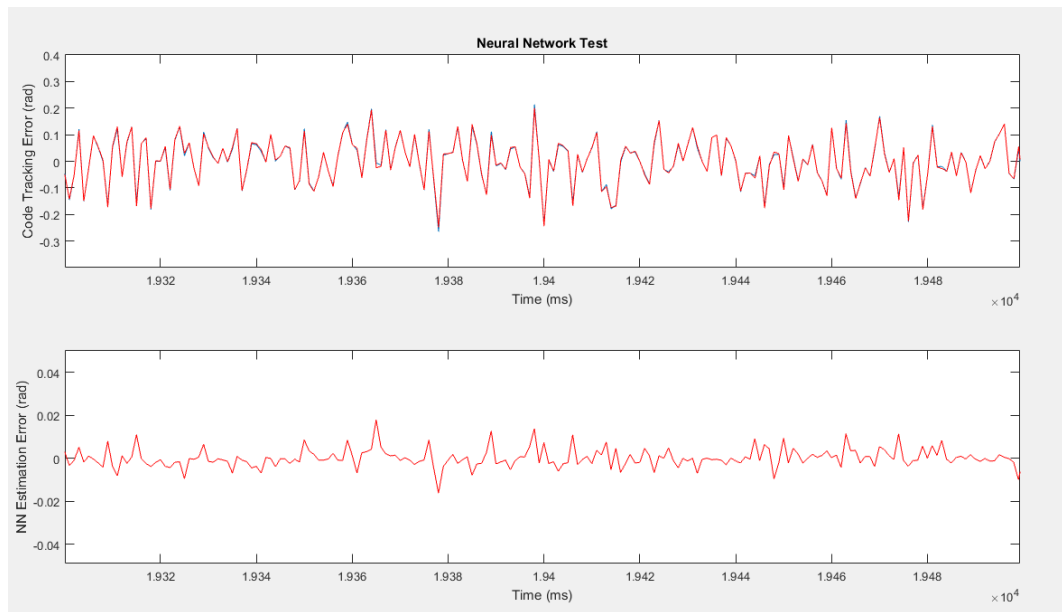
شکل ۹- خروجی های حلقه ردیابی برای: (الف) PRN22, (ب) PRN3, (ج) PRN14 و (د) PRN19 پیش از اعمال شبکه عصبی.

پس از اعمال سیگنال دریافتی در گیرنده، ۳۷۰۰۰ نمونه شامل خروجی همبسته سازها به عنوان ورودی و خطاهای ردیابی تمییزگرهای PLL و DLL به عنوان بردارهای خروجی مطلوب شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. جهت کاهش زمان آموزش، داده‌های ورودی نرمالیزه شده و در بازه $[-1 \ 1]$ قرار گرفته‌اند. از کل داده‌های نمونه، ۷۰ درصد، برای آموزش شبکه عصبی و ۳۰ درصد مابقی به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شده‌اند.

شبکه عصبی پیشنهادی پس از تعلیم، توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ارزیابی شبکه عصبی در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) نمایش داده شده است. همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، شبکه عصبی پیشنهادی با دقت مورد قبولی توانسته است خطای ردیابی کد و فاز را تخمین بزند. پس از بررسی صحت عملکرد شبکه عصبی، آنرا در گیرنده نرم افزاری (SDR) جهت بررسی کارایی عملی قرار دادیم. همان‌گونه که قبلاً بیان شد، شبکه عصبی به صورت غیربلادرنگ آموزش و سپس در حلقه ردیابی قرار می‌گیرد.

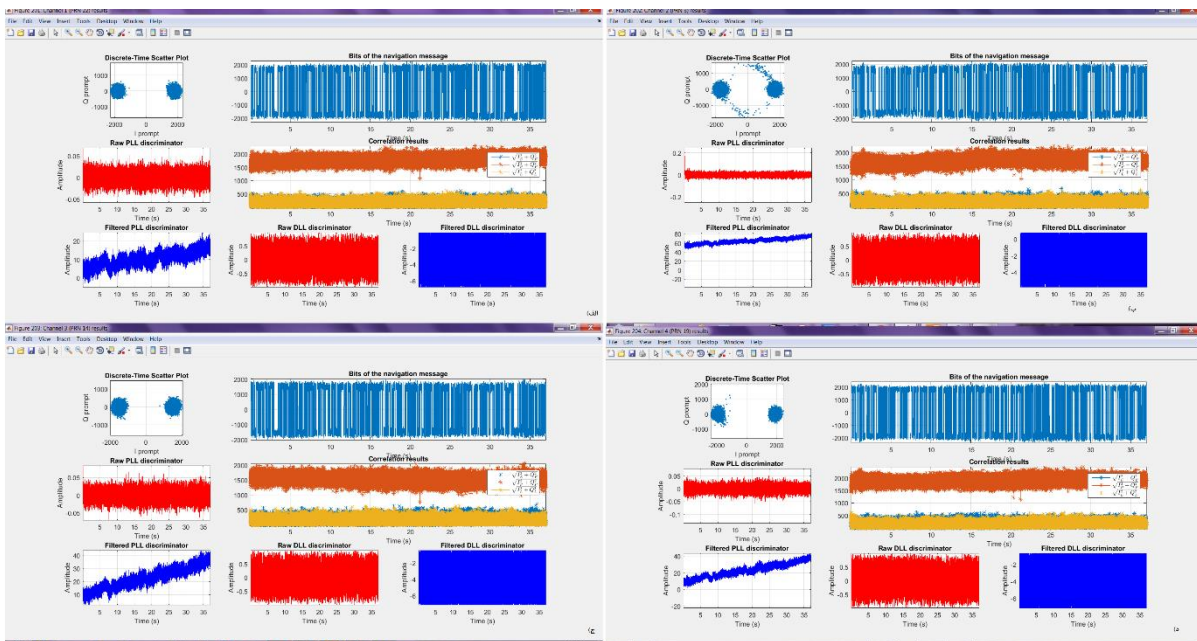


شکل ۱۰- نتیجه ارزیابی شبکه برای تخمین فرکانس حامل.

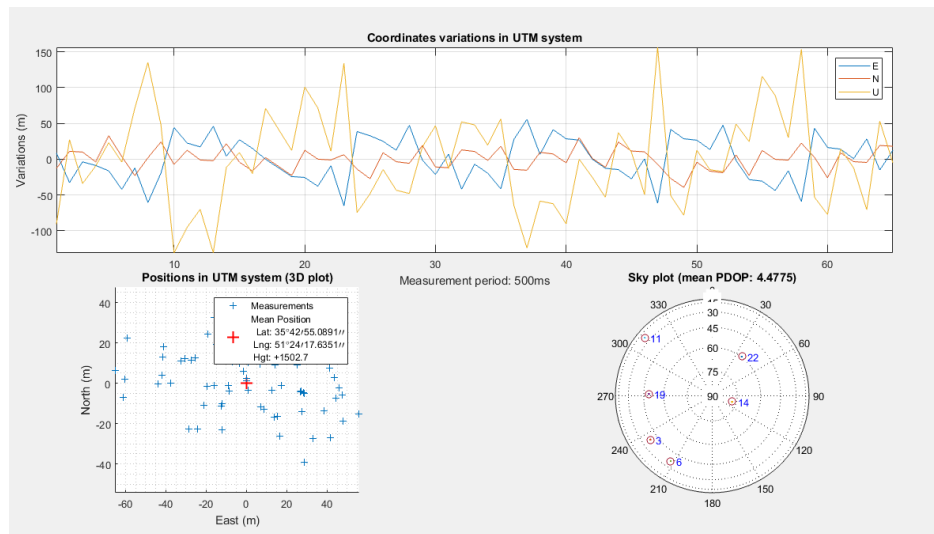


شکل ۱۱- نتیجه ارزیابی شبکه برای تخمین کد.

شکل‌های (۱۲) و (۱۳) به ترتیب خروجی‌های بخش حلقه ردیابی و ناوبری گیرنده نرم‌افزاری را پس از اعمال الگوریتم ارائه شده، نشان می‌دهد. با توجه به آنها می‌توان گفت شبکه به درستی عمل کرده و گیرنده به نتایج درست دست پیدا می‌کند.



شکل ۱۲- خروجی‌های حلقه ردیابی برای: (الف) PRN22، (ب) PRN3، (ج) PRN14 و (د) PRN19 پس از اعمال شبکه عصبی.



شکل ۱۳- نتیجه ناوبری پس از اعمال شبکه عصبی به حلقه ردیابی.

۵. نتیجه‌گیری

اختلال فریب یکی از خطرناک‌ترین اختلالات در سامانه GPS محسوب می‌شود که طبق تحقیقات انجام شده گیرنده‌هایی که حلقه‌های قفل کد و فاز با پهنای باند پایین‌تری دارند، در مقابل فریب مقاوم‌تر هستند. اما مشکل این نوع گیرنده‌ها بالاتر بودن احتمال از دست رفتن کانال‌های ردیابی می‌باشد. در این مقاله، روشی برای هوشمندسازی حلقه ردیابی گیرنده GPS مبتنی بر شبکه‌های عصبی ارائه شده تا با تخمین خروجی تمییزگرهای DLL و PLL، اصلاحات لازم را برای ردیابی صحیح سیگنال در این گیرنده‌ها اعمال نماید. عملکرد الگوریتم پیشنهادی با استفاده از یک نمونه سیگنال واقعی GPS سنجیده شد.

بطور خلاصه در این مقاله، ابتدا توضیح مختصری در ارتباط با گیرنده‌های GPS و برخی تعاریف مربوط به آن ارائه شد. سپس شبکه‌های عصبی و کاربرد آنها به طور خلاصه شرح گردید و به عنوان یکی از ابزارهای حل مسائل الگویابی و پیش‌بینی مورد بررسی قرار گرفت. از آنجایی که این ابزارها در عین سادگی، کارایی قابل قبولی در اینگونه مسائل دارند، برای استفاده در گیرنده‌های GPS و مسائل مربوط به آنها نیز بسیار مورد توجه قرار دارند. نهایتاً روش ارائه شده پیاده‌سازی و نتایج آن مورد بررسی قرار گرفت. یکی از مزیت‌های استفاده از شبکه‌های عصبی، عدم نیاز به سخت‌افزار جانبی است. در واقع تنها با به روزرسانی بخش نرم‌افزاری سیستم می‌توان آن را پیاده‌سازی کرد. این امر به تنهایی موجب کاهش هزینه‌ها و افزایش سرعت بهره‌برداری می‌شود.

۶. مراجع

- [1] M. R. Mosavi, "Error Reduction for GPS Accurate Timing in Power Systems Using Kalman Filters and Neural Networks", Journal of Electrical Review, vol.87, no.12a, pp.161-168, 2011.

- [2] A. Jahromi, A. Broumandan, J. Nielsen, and G. Lachapelle, "GPS Vulnerability to Spoofing Threats and a Review of Anti-spoofing Techniques," *International Journal of Navigation and Observation*, pp.1-16, 2012.
- [3] T. Bamberg, M. Appel, and M. Meurer, "Which GNSS Tracking Loop Configuration is Most Robust Against Spoofing", *Proceedings of the 31st International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2018)*, Miami, Florida, pp. 3587-3595, September 2018.
- [۴] احمدی، م. و موسوی، م. ر، "حل دقیق معادلات موقعیت در گیرنده‌های GPS با استفاده از شبکه‌های عصبی"، *مجله رایانش نرم و فن آوری اطلاعات*، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، جلد اول، شماره اول، ۳۵-۴۵، ۱۳۹۱.
- [5] M. Mosavi, Z. Nasrpooya, and M. Moazedi, "Advanced Anti-spoofing Methods in Tracking Loop", *The Journal of Navigation*, vol. 69, no. 4, pp. 883-904, 2016.
- [6] A. Noureldin, T. B. Karamat and J. Georgy, "Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-Based Positioning and Their Integration," Springer Science & Business Media, 2012.
- [7] E. D. Kaplan, "Understanding GPS: Principles and Applications", Second Edition, Boston, MA: Artech House, 2006.
- [8] S. G. Carlson, C. A. Popeck and M. H. Stockmaster, "Rockwell Collins' Flexible Digital Anti-jam Architecture", *ION GNSS Conference*, pp.1843-1851, 2003.
- [9] M. R. Mosavi, "Wavelet Neural Network for Corrections Prediction in Single-Frequency GPS Users", *Neural Processing Letters*, vol.33, no.2, pp.137-150, 2011.
- [10] H. Azami, M. R. Mosavi and S. Sanei, "Classification of GPS Satellites Using Improved Back Propagation Training Algorithms", *Journal of Wireless Personal Communications*, vol.71, no.2, pp.789-803, 2013.
- [11] K. Borre, D. M. Akos, N. Bertelsen, P. Rinder, and S. H. Jensen, "A Software-Defined GPS and Galileo Receiver: A Single-Frequency Approach," Springer Science & Business Media, Boston, 2007.
- [12] C. Ozturk and D. Karaboga, "Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm for Neural Network Training," *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*, New Orleans, LA, pp. 84-88, 2011.
- [13] M. Yaghini, M. Khoshraftar, and M. Fallahi, "A Hybrid Algorithm for Artificial Neural Network Training," *Engineering Applications of Artificial Intelligence* vol. 26, no. 1, pp. 293-301, 2013.



- [14] H. Azami, M. R. Mosavi and S. Sanei, "Classification of GPS Satellites using Improved Back Propagation Training Algorithms," Journal of Wireless Personal Communications, vol. 71, no. 2, pp.789-803, 2013.