

آشکارسازی اختلال در گیرنده‌های GNSS با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

سمیرا توحیدی^۱، دانشجوی دکتری، زهرا شامی^۲، دانشجوی کارشناسی، سید محمدرضا موسوی میرکلانی^{۳*}، استاد، بهنام درستکار یاقوتی^۴، استادیار، احمد دولتخواه^۵، مربی

- ۱- مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق - دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران - ایران s_tohidi@elec.iust.ac.ir
- ۲- مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق - دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران - ایران z_shami@elec.iust.ac.ir
- ۳- مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق - دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران - ایران M_Mosavi@iust.ac.ir
- ۴- دانشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات - دانشگاه علوم انتظامی امین - تهران - ایران behnamdorostkar@gmail.com
- ۵- دانشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات - دانشگاه علوم انتظامی امین - تهران - ایران ict.ahmad93@gmail.com

چکیده: سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی^۱ (GNSS) قادر است ساعت دقیق، ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی هر نقطه را با دقت بالا اندازه‌گیری نماید. استفاده از این نوع ناوبری در سامانه‌های فوق خودکار، روز به روز به افزایش بوده و لذا مسئله امنیت این سامانه‌ها بسیار حائز اهمیت است. با توجه به نرخ به‌روزرسانی پایین و توان ضعیف سیگنال‌های GNSS در سطح زمین، گیرنده‌ها در مقابل تداخل‌های^۲ عمدی و غیرعمدی که می‌توانند دقت گیرنده را کاهش داده و یا عملکرد آن را کاملاً مختل نمایند، آسیب‌پذیر هستند. بنابراین، افزایش امنیت سامانه و پردازش سیگنال آن مورد توجه صنایع قرار گرفته است. در این مقاله، جهت آشکارسازی تداخل در گیرنده‌های GNSS، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی^۳ طراحی شده است که دو معیار مهم تشخیص تداخل در سیگنال‌های GNSS، یعنی اعوجاج تابع همبستگی و توان سیگنال دریافتی را مورد بررسی قرار می‌دهد و سیگنال‌های GNSS را در چهار گروه تداخل غیرعمدی چندمسیری^۴، تداخل عمدی فریب^۵، تداخل عمدی جمینگ^۶ و بدون اختلال به ترتیب با دقت ۵۹/۸۸، ۹۱/۷۲، ۹۴/۳۳ و ۶۹/۵۰ درصد دسته‌بندی می‌نماید. استفاده از این سیستم، دقت شناسایی سیگنال‌های GNSS را در گروه‌های چندمسیری، فریب و جمینگ به ترتیب به میزان ۸/۸۳ و ۱۶/۰۹ درصد نسبت به روش‌های پیشین، بهبود می‌بخشد.

واژه‌های کلیدی: تداخل، آشکارسازی، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، ناوبری ماهواره‌ای.

Interference Detection in GNSS Receiver using Adaptive Neural Network based Fuzzy Inference System

Samira Tohidi¹, Ph.D. Student, Zahra Shami², Bachelor Student, Mohammad Reza Mosavi^{3*}, Professor, Behnam Dorostkar Yaghouti⁴, Assistant Professor, Ahmad Dolatkah⁵, Instructor

- 1- Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, s_tohidi@elec.iust.ac.ir
- 2- Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, z_shami@elec.iust.ac.ir
- 3- Department of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran, M_Mosavi@iust.ac.ir
- 4- Department of Information and Communication Technology, Amin Police University, Tehran, Iran, behnamdorostkar@gmail.com
- 5- Department of Information and Communication Technology, Amin Police University, Tehran, Iran, ict.ahmad93@gmail.com

Abstract: The Global Satellite Navigation System (GNSS) is able to measure the exact time, altitude, longitude, and latitude of any point with high accuracy. The use of this type of navigation in autonomous systems is increasing daily; therefore, the issue of security of these systems is critical. In fact, due to the low update rate and poor power of GNSS signals, receivers are vulnerable to intentional and unintentional interference that can reduce the receiver's accuracy or ultimately impair performance. Therefore, increasing the security of the system and its signal processing has attracted the concentration of industries. In this paper, an adaptive neural network based fuzzy inference system is designed to detect interference in GNSS receivers, which examines two essential criteria for detecting interference in GNSS signals: (1) the distortion of the correlation function, and (2) the received signal power. It classifies the GNSS signals into four groups. Multi-path unintentional interference, intentional spoofing interference, jamming intentional interference, and without disturbance are classified with 59.88, 91.72, 94.33, and 69.50% accuracy, respectively. This system improves the detection accuracy of GNSS signals in multi-path, spoofing, and jamming groups by 3.56, 8.83, and 16.09%, respectively, compared to the previous methods.

Keywords: Interference, Detection, Adaptive neural network based fuzzy inference system, GNSS.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۰۴/۲۰

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۲۷

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۲/۰۱

نام نویسنده مسئول: سید محمدرضا موسوی میرکلانی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه علم و صنعت ایران - دانشکده مهندسی برق - گروه الکترونیک



۱- مقدمه

سامانه ناوبری ماهواره‌ای جهانی (GNSS)، ابزاری مناسب جهت اندازه‌گیری ساعت دقیق، ارتفاع، طول و عرض جغرافیایی هر نقطه می‌باشد. انواع سامانه‌های ناوبری ماهواره‌ای شامل GPS^v، GLONASS^h، Galileo، Compass و QZSS^q است. هر یک از این سامانه‌های ماهواره‌ای، دارای تعدادی ماهواره در اطراف زمین هستند و می‌توانند به‌طور مستقل به تعیین موقعیت بپردازند. با این وجود، جهت افزایش دقت ناوبری، گیرنده‌هایی طراحی شدند که می‌توانند موقعیت را بر اساس چند سامانه موقعیت‌یاب جهانی بصورت هم‌زمان تعیین نمایند. ماهواره‌های GNSS بنحوی در فضا قرار گرفته‌اند که آرایش فلکی آن‌ها امکان مشاهده حداقل چهار ماهواره در هر نقطه از زمین و در هر ساعت از شبانه روز را فراهم می‌کند. ماهواره‌ها برای مشخص کردن زمان و مکان خود نسبت به زمین، به‌طور پیوسته سیگنال‌های رادیویی فرکانس بالا را به ایستگاه‌های زمینی ارسال می‌کنند. یک گیرنده GNSS بر روی زمین پس از دریافت سیگنال‌های مربوطه، معادلات ناوبری را تشکیل می‌دهد و با حل این معادلات موقعیت کاربر مشخص می‌شود.

به دلیل اینکه سیگنال‌های GNSS مسافتی نسبتاً طولانی را از ماهواره تا رسیدن به گیرنده طی می‌کنند، در سطح زمین توان پایی دارند و به شدت در برابر انواع اختلال‌ها آسیب‌پذیر هستند. تداخل از جمله مشکلات اساسی است که سامانه GNSS را در سال‌های اخیر با چالش‌های عملکردی مواجه کرده است. تداخل در GNSS عبارت است از سیگنال‌های فرکانس بالا RF^{۱۰} ناخواسته که به وسیله یک منبع دیگر، تولید و توسط گیرنده‌های GNSS دریافت می‌شوند. اختلال هلموما^{۱۱} غیرعمدی و ناشی از دیگر سامانه‌های RF متداول و قانونی است. اما، تداخل‌های عمدی نیز وجود دارند که به مراتب مخرب‌تر هستند. با توجه به کاربردهای گسترده سامانه GNSS، شناخت و مقابله با اختلال در این سامانه ناوبری امری ضروری است [۱۰، ۱۲].

یکی از مهم‌ترین تداخلات غیرعمدی در GNSS، خطای چندمسیری است. در اندازه‌گیری فاصله تا ماهواره فرض می‌شود سیگنال هلمستقیماً از ماهواره به آنتن گیرنده زمینی می‌رسد؛ اما عملاً علاوه بر سیگنال مستقیم، سیگنال‌های منعکس شده از زمین و اشیاء نزدیک آنتن هم از مسیر دیگری به آنتن می‌رسند که با سیگنال مطلوب تداخل دارند [۱۳، ۱۴]. در واقع، تأثیر خطای چندمسیری از تداخل سیگنال مستقیم با سیگنال‌های بازتاب شده از سطح آب، فلزات و ساختمان‌های اطراف، ناشی می‌شود. روش‌های مؤثر برای کاهش تأثیر خطای چندمسیری، استفاده از آنتن‌های مخصوص و نصب با دقت آنتن‌ها است. به علاوه، فناوری‌ها و روش‌های جدید پردازش سیگنال نیز این اثر را کاهش می‌دهند [۵].

دو تداخل عمدی در سامانه GNSS، جیمینگ و فریب هستند. جیمینگ ارسال یک سیگنال الکترومغناطیسی توان بالا به سمت گیرنده GNSS است که آن را دچار خطا می‌کند و گیرنده را از ردیابی سیگنال‌های GNSS اصلی، باز می‌دارد. در نتیجه، دریافت سیگنال GNSS و عملیات موقعیت‌یابی با مشکل مواجه می‌شود. ماهواره‌های GNSS یک سیگنال با توان کم تولید می‌کنند که باید مسافت زیادی را تا رسیدن به گیرنده بپیمایند. توان سیگنال معتبر GNSS در سطح زمین حدود ۱۰^{-۱۶} وات است که توان بسیار ناچیزی است. از طرف دیگر، یک جمر می‌تواند سیگنال قوی‌تری با همان فرکانس را در فاصله بسیار کمتری از گیرنده ایجاد نماید. بنابراین، یک سیگنال جیمینگ با توان کافی و مشخصه زمانی - فرکانسی مناسب می‌تواند عملکرد گیرنده GNSS را مختل کند [۶-۱۰].

در دهه اخیر، حمله فریب به‌عنوان خطرناک‌ترین اختلال عمدی در GNSS شناخته شده است. در این نوع اختلال، گیرنده دو مجموعه سیگنال اصلی و فریب را هم‌زمان دریافت می‌کند. سیگنال جعلی به گونه‌ای طراحی می‌شود که بر سیگنال اصلی GNSS غلبه نموده و کنترل گیرنده قربانی را در اختیار گیرد [۱۱-۱۶]. انواع حملات فریب به سه بخش اصلی تقسیم می‌شود. نخستین فریب، حمله ساده از طریق شبیه‌ساز سیگنال GNSS است. یکی از راه‌های ساده فریب، اضافه کردن یک تقویت‌کننده قدرت و یک آنتن به شبیه‌ساز سیگنال GNSS و تابش سیگنال RF به سمت گیرنده مورد نظر است. دومین نوع فریب، حمله متوسط است که از طریق گیرنده - فریبده قابل اجرا است. گیرنده - فریبده می‌تواند به اندازه‌ای کوچک ساخته شود که به‌طور مخفی در کنار آنتن گیرنده اصلی قرار گیرد. گیرنده - فریبده، سیگنال اصلی GNSS را برای

تخمین مکان، سرعت و زمان دریافت می‌کند که به دلیل نزدیکی به گیرنده‌ی اصلی، این مشخصات تقریباً با مشخصات موقعیت گیرنده قربانی برابر است. سپس، مطابق این تخمین، سیگنال‌های جعلی را تولید می‌کند و حمله فریب را بوجود می‌آورد. اگر گیرنده اصلی ساکن باشد و مکان آن نسبت به گیرنده - فریبده مشخص باشد، گیرنده - فریبده می‌تواند تا حدودی دورتر از گیرنده اصلی نیز قرار گیرد [۱۷]. سومین نوع فریب، به حمله‌های پیچیده از طریق چند حلقه قفل فاز توسط گیرنده - فریبده قابل حمل معروف است. در واقع، این حمله مشابه حمله با یک گیرنده - فریبده است که در آن از تعداد بیشتری از این دستگاه استفاده شده است و پیچیدگی بیشتری دارد [۱۸].

هدف این مقاله شناسایی نوع تداخل احتمالی در سامانه GNSS است. پژوهشگران در مراجع [۱۹ و ۲۰] نشان دادند که جیمینگ و برخی انواع حمله فریب به‌طور قابل ملاحظه - ای موجب افزایش سطح سیگنال ورودی در گیرنده می‌شوند. در مقابل، دیگر انواع فریب و خطای چندمسیری موجب افزایش اعوجاج‌های تابع همبستگی در خروجی همبسته - سازهای واحد ردیابی گیرنده GNSS می‌شوند. لذا، مراجع مذکور الگوریتمی بر پایه‌ی بررسی همزمان این معیارها را جهت شناسایی انواع اختلال، ارائه دادند. اکنون این مقاله مبتنی بر مراجع [۱۹ و ۲۰] بوده و برای نخستین بار بررسی این دو معیار شناسایی اختلال را در سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی پیشنهاد می‌دهد. انرژی سیگنال و میزان اعوجاج همبستگی به‌عنوان بردار ویژگی در سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی مورد بررسی قرار گرفته و وجود اختلال یا عدم وجود اختلال اعلام می‌شود. به عبارت دیگر، سامانه استنتاج فازی - عصبی تطبیقی به‌عنوان یک الگوریتم دسته‌بندی‌کننده عمل کرده و در صورت وجود اختلال، نوع آن را مشخص می‌نماید.

مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. ابتدا به بیان مقدمه‌ای در مورد سیستم‌های استنتاج فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. سپس، چگونگی طراحی و عملکرد سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی بررسی و در ادامه، نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های انجام شده با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی با نتایج حاصل از روش‌های پیشین مقایسه می‌شود. در بخش نتیجه‌گیری، به صورت خلاصه به مرور نتایج به دست آمده پرداخته خواهد شد.

۲- سیستم‌های استنتاج فازی

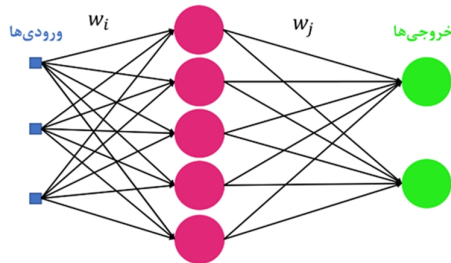
کلمه‌ی فازی^{۱۱} به معنی مبهم، نادقیق، گنگ و از این قبیل مفاهیم است [۲۱]. نظریه‌ی مجموعه فازی نخستین بار در سال ۱۹۶۵ توسط پروفیسور لطفی عسگرزاده، دانشمند ایرانی‌تبار معرفی شد [۲۲]. نظریه‌ی مجموعه‌های فازی، امکان استدلال، استنتاج و تصمیم‌گیری را در شرایط عدم اطمینان فراهم می‌آورد. برای مقابله مؤثر با پیچیدگی‌های روزافزون جهان در بررسی و حل مسائل جدید در زمینه‌های گوناگون، ابداع روش‌های محاسباتی جدید مورد نیاز است که بیش از پیش به شیوه‌های تفکر و تعلم انسان نزدیک باشد. هدف اصلی منطق فازی آن است که تا حد امکان، رایانه‌ها بتوانند مسائل و مشکلات بسیار پیچیده‌ی علمی را به همان سهولتی که ذهن انسان قادر به ادراک و اخذ تصمیمات سریع و مناسب است، بررسی و حل نمایند.

متغیرها در محاسبات دو نوع هستند: (۱) ارزش‌های کمی که می‌توان آن‌ها را با یک عدد معین بیان نمود و (۲) ارزش‌های کیفی که براساس یک ویژگی بیان می‌شوند. این دو ارزش قابل تبدیل‌اند. در واقع، منطق فازی یک منطق پیوسته است که از استدلال تقریبی بشر الگوبرداری کرده است. در منطق کلاسیک، تابع عضویت فقط دو مقدار یک و صفر را شامل می‌شود. منطق فازی در مقابل منطق کلاسیک قرار دارد. منطق فازی نگاشت پیوسته‌ای بین صفر و یک ایجاد می‌نماید. در مجموعه‌های فازی، تابع عضویت شامل بازه بسته [0,1] است و هر یک از اعضا درجه عضویت دارند. اگر درجه عضویت یک عنصر از مجموعه برابر با صفر باشد، آن عضو کاملاً از مجموعه خارج است و اگر درجه عضویت یک عضو برابر با یک باشد، آن عضو کاملاً در مجموعه قرار دارد. حال اگر درجه عضویت یک عضو عددی بین صفر و یک باشد، این عدد بیانگر درجه عضویت تدریجی می‌باشد. سیستم فازی دارای اجزای مشخص شده در شکل (۱) است:

- تبدیل ورودی‌های قطعی به مجموعه‌های فازی.
- ایجاد مجموعه‌ای از قواعد اگر - آنگاه فازی (با استفاده از پایگاه دانش).
- محاسبه درجه صحت هر قاعده.
- محاسبه خروجی با استفاده از روش میانگین وزنی.

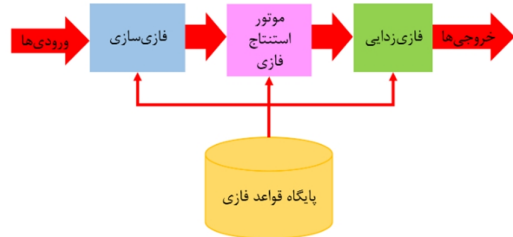
۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۱۳} سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشین، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش بدست آمده در جهت بیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند. از مزایای شبکه عصبی می‌توان به مواردی همچون یادگیری تطبیقی، تحمل خطا، دسته‌بندی، تعمیم‌دهی، پایداری و انعطاف‌پذیری اشاره کرد که موجب عملکرد موثر آن در کاربردهای مختلف شده است [۲۵-۳۰]. ایده اصلی این گونه شبکه‌ها تا حدودی الهام گرفته از شیوهی کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش سیگنال‌ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش است. فلسفه‌ی اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل کردن ویژگی‌های پردازشی مغز انسان برای تقریب زدن روش‌های معمول محاسباتی با روش پردازش زیستی است. به بیان دیگر، شبکه عصبی مصنوعی روشی است که دانش ارتباط بین چند مجموعه‌ی داده را از طریق آموزش فراگرفته و برای استفاده در موارد مشابه ذخیره می‌کند. سیستم عصبی انسان و مغز وی متشکل از ترکیب و به هم پیوستن تعداد زیادی سلول به نام نورون است. تعداد نورون‌های مغز انسان به‌طور متوسط حدود ۱۰۰ تریلیون است. هر نورون دارای تعداد زیادی ورودی و یک خروجی است. در یک نورون، ورودی‌ها تعیین می‌کنند که خروجی نورون فعال یا غیرفعال باشد. سیستم شبکه‌ی عصبی مصنوعی مانند مغز انسان از تعداد زیادی نورون تشکیل شده است. نورون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. نورون می‌تواند یک تابع ریاضی غیرخطی باشد. در نتیجه، یک شبکه عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می‌شود، نیز می‌تواند یک سامانه‌ی کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد. در شبکه عصبی هر نورون به‌طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون‌های متعدد است. به عبارت دیگر، نورون‌ها در یک روند همکاری، یکدیگر را تصحیح می‌کنند. همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، یک شبکه عصبی مصنوعی از چند لایه تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که معمولاً با کلیه‌ی نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند. هر شبکه عصبی وزن‌های اتصالی داخلی خود را مبتنی بر ارتباط ورودی - خروجی تنظیم می‌کند.



شکل ۲: شبکه عصبی چند لایه با ساختار (۳-۵-۲).

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های یک شبکه عصبی، توانایی تعلیم آن به وسیله‌ی ارتباط متقابل با محیط پیرامون یا یک منبع اطلاعات است. فرآیند یادگیری معمولاً در یک روند وقتی انجام می‌گردد که روش تعلیم شناخته می‌شود و در آن وزن‌های شبکه به‌طور مداوم خود را با تغییرات تابع هزینه از پیش تعیین شده تطبیق می‌دهند، طوری که مقدار آن‌ها در طول زمان بهبود یابد. یکی از مزایای مهم شبکه‌های عصبی، توانایی آن‌ها در پردازش داده‌های جدید و تصرفاً ورودی‌هایی کاملاً مشابه با داده‌های تعلیم و یا داده‌های ناقص است. به عبارتی دیگر، شبکه عصبی می‌تواند قانون نهفته در داده‌های آموزشی را کشف کند و آن را بر اساس ویژگی‌های داده‌های ورودی تعمیم دهد. واضح است که با به‌هنگام‌سازی داده‌های تعلیم، می‌توان شبکه را در شرایط جدید و مطلوب قرار داد. بنابراین، قابلیت تطبیق نیز وجود دارد [۲۵].



شکل ۱: اجزای سیستم فازی.

در بخش فازی‌سازی، برای هر متغیر ورودی، توابع عضویتی در نظر گرفته می‌شود تا ورودی‌های قطعی، تبدیل به فازی شوند. توابع عضویت برای هر مجموعه می‌تواند از انواع مثلثی، دوزنقه‌ای، گوسین و یا موارد مشابه انتخاب شود.

عملکرد موتور استنتاج فازی شبیه فرآیند استدلال آدمی است، به طوری که با اعمال قواعد بر روی ورودی‌ها، خروجی مشخص می‌شود. سیستم‌های فازی، سیستم‌های مبتنی بر دانش یا قواعد^{۱۴} می‌باشند؛ قلب یک سیستم فازی یک پایگاه دانش است که از قواعد اگر - آنگاه فازی تشکیل شده است. نقطه شروع ساخت یک سیستم فازی، بدست آوردن مجموعه‌ای از قواعد اگر - آنگاه فازی، با استفاده از دانش افراد خبره یا دانش حوزه‌ی مورد بررسی است. موتور استنتاج فازی، با استفاده از این قواعد و بر اساس اصول منطق فازی، مجموعه‌های فازی در فضای ورودی را به مجموعه‌های فازی در فضای خروجی نگاشت می‌کند. هر قاعده مانند رابطه (۱)، دارای یک بخش مقدم و یک بخش تالی است. هنگامی که ورودی‌ها به سیستم می‌رسند، موتور استنتاج، همه قوانین اگر - آنگاه را مورد ارزیابی قرار می‌دهد و درجه درستی هر یک را مشخص می‌کند. سپس، با توجه به نتایج، پاسخ نهایی بدست می‌آید.

$$\text{If } p, \text{ then } q. \quad (1)$$

خروجی موتور استنتاج فازی، یک مجموعه‌ی فازی است. مسئله حائز اهمیت، کاربرد عملی نتایج فازی حاصل از مدل‌سازی، محاسبات و روابط حاکم بر مجموعه‌های فازی است. با توجه به این که ماشین، قدرت درک زبان انسان را ندارد، باید نتایج حاصل از تحلیل‌های فازی را به اعداد کلاسیک تبدیل نمود. پس از محاسبه و بدست آوردن یک عدد فازی به‌عنوان خروجی، باید جواب بدست آمده را به یک عدد قطعی تبدیل کرد، زیرا ممکن است تصمیم گیرنده برای ادامه محاسبه نیاز به یک عدد قطعی داشته باشد. روش‌های مختلفی برای فازی‌زدایی وجود دارند که رایج‌ترین آن‌ها، روش میانگین وزنی است. در این روش، معادل نافازی مجموعه مورد نظر در فضای گسسته با استفاده از رابطه (۲) بدست می‌آید.

$$x_c = \frac{\sum w_i \cdot x_i}{\sum w_i} \quad (2)$$

۲-۱- سیستم استنتاج فازی تاکاگی سوگنو

سیستم استنتاج فازی تاکاگی سوگنو یا TSK، توسط تاکاگی و میشیو سوگنو در سال ۱۹۸۵ به منظور توسعه یک رویکرد سیستماتیک برای تولید قوانین فازی ارائه شد. الگوریتم استنتاج سوگنو از یک چند جمله‌ای از متغیرهای ورودی به‌عنوان نتیجه قانون استفاده می‌کند و روش فازی‌زدایی در آن، از نوع میانگین وزنی است. همچنین، سیستم استنتاج سوگنو تنها بصورت چند ورودی و یک خروجی قابل پیاده‌سازی است. بخش تالی هر قاعده در این سیستم فازی، بصورت تابعی از ورودی‌ها است. این تابع می‌تواند بصورت عدد، رابطه خطی و یا روابط پیچیده ریاضی باشد. یک قانون نمونه‌ی فازی در مدل فازی سوگنو به‌صورت رابطه (۳) است:

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ and } y \text{ is } B, \quad \text{then } z = f(x, y) \quad (3)$$

که در آن، A و B، مجموعه‌های فازی در بخش مقدم و Z تابع خروجی هستند. $f(x, y)$ یک چندجمله‌ای با متغیرهای x و y است. اگر $f(x, y)$ چندجمله‌ای درجه ۱ باشد، از سیستم استنتاج فازی، تحت عنوان مدل فازی سوگنوی درجه‌ی اول و اگر $f(x, y)$ عددی ثابت باشد، از آن به‌عنوان مدل فازی سوگنوی درجه‌ی صفر یاد می‌شود [۲۳ و ۲۴].

در این الگوریتم مراحل به ترتیب زیر طی می‌شوند:

۴- سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

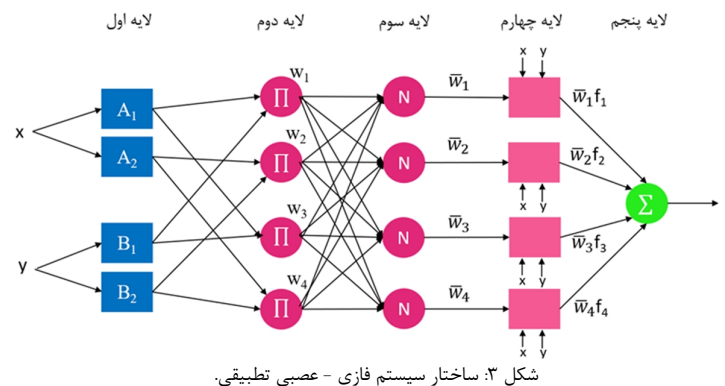
چهارچوب اصلی سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی^{۱۴}، بر اساس مفهوم سیستم استنتاج فازی استوار است. این مدل قابلیت خودسازمان‌دهی را که مشخصه شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد، دارا است. در سیستم استنتاج فازی، دانش یا تجربه انسان و رویه‌ی استنتاج بر اساس قوانین اگر - آنگاه فازی به‌طور کیفی قابل توصیف و تحلیل می‌شوند، ولی قابلیت تحلیل کمی وجود ندارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت یادگیری، سازمان‌دهی و تطبیق خودکار را دارند، ولی کیفی نیستند [۳۱و۳۲]. می‌توان مزایای سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی را با هم ترکیب کرد و به یک سیستم فازی - عصبی تطبیقی دست یافت که هر دو قابلیت خودسازمان‌دهی و کیفی بودن را هم‌زمان دارا است. این سیستم از الگوریتم یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به‌منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند و قابلیت خوبی در آموزش، ساخت و طبقه‌بندی دارد. همچنین، توانایی استخراج قوانین فازی، از اطلاعات عددی یا دانش افراد خبره و تنظیم تبدیل پیچیده هوش بشری به سیستم‌های فازی را دارد. از مزیت‌های این سیستم به اختصار می‌توان به ترکیب قوانین و داده‌های دنیای واقعی، بهینه کردن متغیرها در طول دوره آموزش، تقلید از فرآیند تصمیم‌گیری انسانی و محاسبه سریع با استفاده از عملیات فازی اشاره کرد.

اولین سیستم فازی - عصبی تطبیقی در سال ۱۹۹۳ توسط جانگ معرفی شد. در این سیستم، از مدل استنتاج فازی سوگنو استفاده می‌شود. در سیستم فازی - عصبی تطبیقی از نوع سوگنو، هر قانون به شکل رابطه‌ی (۴) است:

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_{1,j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2,j} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{n,j} \text{ then } \quad (4)$$

$$= c_0 + c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n$$

که در آن، $A_{i,j}$ ، i امین عبارت زبان‌شناختی i امین متغیر ورودی، n تعداد ورودی‌ها، y خروجی مدل و c_i پارامتر نتیجه که در فرآیند آموزش تعیین می‌شود، هستند. از آنجا که هر قانون یک خروجی قطعی دارد، خروجی نهایی، از طریق روش میانگین وزنی



$$O_{5,i} = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i \quad i = 1,2,3,4 \quad (11)$$

برای سیستم‌هایی با تعداد ورودی‌ها و یا تعداد توابع عضویت بیشتر نیز، محاسبات طبق روال تشریح شده، انجام می‌گیرند.

در این مقاله، برای آشکارسازی انواع اختلال در گیرنده‌های GNSS، از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی استفاده شده است. هدف نهایی از به کارگیری این سیستم، دسته‌بندی سیگنال‌های GNSS در یکی از چهار گروه: (۱) مخدوش شده توسط تداخل فریب، (۲) مخدوش شده توسط تداخل جیمینگ، (۳) مخدوش شده توسط تداخل غیرعمدی چندمسیری و (۴) سیگنال‌های GNSS مصون مانده از این تداخل‌ها است. سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده در این تحقیق، می‌تواند چند ورودی و یک خروجی داشته باشد. جهت آشکارسازی و دسته‌بندی انواع تداخل در گیرنده‌های GNSS، همان‌طور که در شکل (۴) مشخص است، ورودی‌های این سیستم،

۳- لایه سوم، لایه‌ی نرمال‌سازی نام دارد و دارای گره‌های دایره‌ای است که با نماد N نمایش داده می‌شوند. گره i ام، قدرت عمل قانون i ام را به مجموع قدرت عمل تمام قوانین نشان می‌دهد.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{(w_1 + w_2 + w_3 + w_4)} \quad i = 1,2,3,4 \quad (9)$$

۴- لایه چهارم: در این لایه که به لایه‌ی انطباقی معروف است، هر گره یک تابع خطی است و ضرایب این گره از طریق ترکیبی از تقریب حداقل مربعات و پس انتشار تعدیل می‌شود.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot (c_0 + c_1x + c_2y) \quad i = 1,2,3,4 \quad (10)$$

۵- لایه پنجم: در این لایه تنها یک گره از نوع دایره‌ای وجود دارد که خروجی کلی را به‌صورت مجموع تمام سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند و با علامت Σ نمایش داده می‌شود.

عصبی تطبیقی نهایی، از سیستم فازی اولیه ایجاد شده و داده‌های تعلیم به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود.

الگوریتم‌های آموزشی متنوعی جهت آموزش شبکه عصبی بکار گرفته شده است. از مهم‌ترین الگوریتم‌های آموزشی می‌توان به الگوریتم پس‌انتشار [۲۰] اشاره نمود [۲۳]. این الگوریتم یک شیوه محاسباتی کارآمد برای تغییر وزن‌ها در یک شبکه عصبی است. هدف از فرآیند تعلیم در شبکه عصبی، تنظیم وزن‌ها به‌منظور کمینه کردن خطا بین خروجی فعلی و بردار هدف است؛ لذا، در طراحی این سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، از این روش استفاده شده است. همچنین، می‌توان با انتخاب مناسب تعداد دوره‌های آموزشی^{۲۱}، کارایی سیستم را افزایش داد. یک دوره آموزشی برابر با یک فرآیند جلوگذر و یک فرآیند عقب‌گذر در شبکه می‌باشد.

پس از آموزش این سیستم فازی - عصبی تطبیقی، جهت بررسی صحت عملکرد آن، از داده‌های آزمایش استفاده می‌شود. یکی از مزایای مهم این سیستم، توانایی آن برای پردازش داده‌های جدید و نصرفاً ورودی‌هایی کاملاً مشابه با داده‌های تعلیم، است. در این آزمایش، فقط معیارهای تشخیص تداخل در سیگنال‌های GNSS، به سیستم داده می‌شوند. سیستم فازی - عصبی تطبیقی با استفاده از دانشی که در مرحله تعلیم یافته است، این ورودی‌ها را پردازش می‌کند و خروجی را پیش‌بینی می‌نماید. برای بررسی کارایی سیستم فازی - عصبی تطبیقی، خروجی آن با وضعیت واقعی سیگنال‌هایی که در مرحله آزمایش به آن داده‌ایم، مقایسه می‌شود و درصد تشخیص‌های درست و نادرست توسط سیستم گزارش می‌شود.

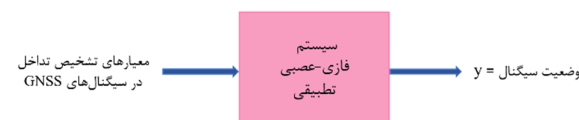
روش‌های متفاوتی برای شناسایی خطاها و انواع اختلال در گیرنده‌های GNSS وجود دارند که در هر کدام، عوامل گوناگونی جهت تشخیص حملات فریب، جیمینگ و یا خطای چندمسیری مورد بررسی قرار می‌گیرند. یکی از مهم‌ترین عوامل در تشخیص حملات فریب و جیمینگ، توان سیگنال دریافت شده توسط گیرنده GNSS است. به دلیل وجود فاصله زیاد بین ماهواره‌ها و گیرنده زمینی، سیگنال‌های GNSS در سطح زمین بسیار ضعیف هستند و به راحتی تحت تأثیر عوامل محیطی و انواع تداخل قرار می‌گیرند [۲۰]. در نتیجه، با بررسی توان سیگنال اصلی و جعلی می‌توان وجود تداخل را تشخیص داد. همچنین، یکی دیگر از معیارهای مهم در تشخیص انواع تداخل در گیرنده‌های GNSS، اعوجاج تابع همبستگی است. در این مقاله، جهت آشکارسازی تداخل در سیگنال‌های GNSS، دو معیار اعوجاج تابع همبستگی و توان سیگنال دریافتی استخراج شده از سیگنال‌های GNSS، به عنوان ورودی‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی ارائه شده، مورد بررسی قرار می‌گیرند. خروجی این سیستم‌ها، عددی صحیح در بازه بسته [۴، ۱] هستند که نشان‌دهنده‌ی یکی از ۴ گروه زیر می‌باشد:

- H0: سیگنال‌های GNSS بدون اختلال.
- H1: سیگنال‌های GNSS مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری.
- H2: سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله فریب.
- H3: سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله جیمینگ.

۵-۲- مجموعه داده‌های بکار گرفته شده

در این تحقیق، از داده‌های ارائه شده توسط مرجع [۱۹] که در آدرس <https://github.com/navSecurity/p-d-defense> در دسترس می‌باشند، استفاده شده است. این مجموعه داده متشکل از مقادیر توان سیگنال ورودی و اعوجاجات تابع همبستگی می‌باشد. در واقع، مرجع [۱۹] مجموعه داده‌های واقعی TEXTBAT منتشر شده توسط دانشگاه تگزاس [۲۵ و ۳۴] مربوط به اختلال فریب، مجموعه داده RNL مربوط به اختلال چندمسیری [۲۶]، یک مجموعه داده تولید شده مربوط به اختلال جیمینگ و سناریوهای بدون فریب در مجموعه داده TEXTBAT به‌عنوان داده بدون اختلال را مورد بررسی قرار داد. سپس، بر مبنای این داده‌ها و با استفاده از روش مونت کارلو یک مجموعه داده را تولید کرده و در اختیار عموم قرار داده است. در ادامه توضیحاتی راجع به هر یک از مجموعه داده‌های ذکر شده، بیان خواهد شد.

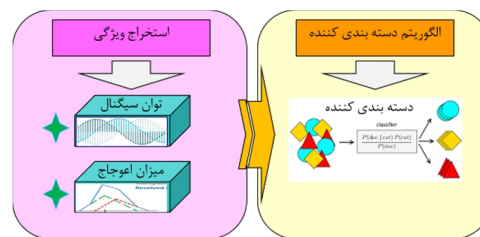
معیارهای تشخیص تداخل در سیگنال‌های GNSS هستند و خروجی آن عددی صحیح در بازه بسته [۴، ۱] است که نشان‌دهنده‌ی یکی از چهار گروه بیان شده می‌باشد.



شکل ۴: نمای کلی سیستم طراحی شده.

۵-۳ طرح الگوریتم پیشنهادی

این مقاله یک سامانه طبقه‌بندی کننده مبتنی بر سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی را جهت آشکارسازی اختلال ارائه می‌دهد. مطابق شکل (۵) هر سامانه طبقه‌بندی کننده از دو بخش کلی تشکیل شده است: (۱) بخش استخراج ویژگی و (۲) الگوریتم دسته‌بندی کننده.



شکل ۵: طرح کلی سامانه طبقه‌بندی کننده.

در این مقاله جهت تعیین ویژگی‌ها، پس از بررسی مقالات متعدد، مرجع [۱۹] مبنای کار قرار گرفته شده است. ویژگی و یا معیارهای معرفی شده در مرجع [۱۹]، "توان سیگنال دریافتی" و "اعوجاجات تابع همبستگی" می‌باشند. مرجع [۱۹] در بخش دوم سامانه ارائه شده از الگوریتم دسته‌بندی کننده بیز استفاده نموده است. تفاوت روش پیشنهادی در این مقاله با مرجع مذکور در همین بخش الگوریتم دسته‌بندی کننده می‌باشد. در این مقاله سیستم استنتاج فازی - عصبی جهت دسته‌بندی ورودی‌های سامانه، بکار گرفته می‌شود.

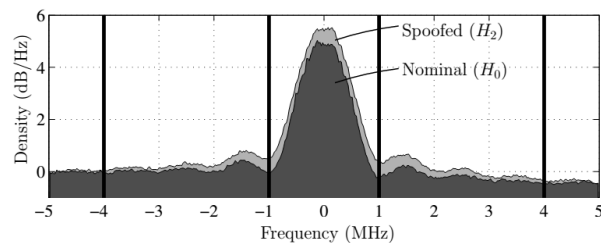
۵-۱ آشکارسازی اختلال در گیرنده‌های GNSS با استفاده از

سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

طراحی سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، طبق الگوریتمی که در قسمت چهار تشریح شد، صورت گرفته است. برای طراحی سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، به یک سیستم استنتاج فازی اولیه نیازمندیم. این سیستم فازی از نوع سوگنو انتخاب شده است. ابتدا ورودی‌های این سیستم با استفاده از داده‌های تعلیم، مشخص می‌شوند. ورودی‌های این سیستم، معیارهای تشخیص تداخل در سیگنال‌های GNSS هستند؛ همچنین، ورودی دیگر که جهت تعلیم سیستم فازی استفاده می‌گردد، وضعیت (گروه ۱ تا ۴) هر یک از سیگنال‌ها است. سیستم فازی با استفاده از داده‌های تعلیم، به بررسی خصوصیات هر یک از گروه‌های ۱ تا ۴ می‌پردازد و قانون نهفته در داده‌های آموزشی را کشف می‌کند. سپس، به تعیین ویژگی‌های سیستم فازی مورد نظر پرداخته می‌شود. برای تولید مجموعه‌های فازی که داده‌های اساسی را نشان می‌دهند، از روش‌های مختلف تقسیم‌بندی فازی استفاده می‌شود. از میان این روش‌ها، تقسیم‌بندی شبکه^{۱۹} بیشترین کاربرد را در عمل دارد. تقسیم‌بندی شبکه با تقسیم فضای ورودی به چند برش فازی، هر یک از آن‌ها را با یک تابع عضویت برای هر بعد یک ویژگی مشخص می‌کند. در طراحی این سیستم فازی اولیه، از روش تقسیم‌بندی شبکه و جهت فازی‌سازی در این سیستم فازی، از تابع عضویت گوسین استفاده شده است. بعد از ایجاد سیستم فازی اولیه، این سیستم با داده‌های تعلیم آموزش می‌یابد. در طراحی سیستم استنتاج فازی -

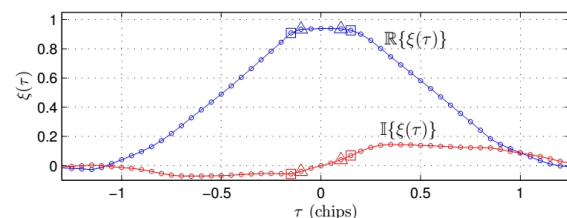
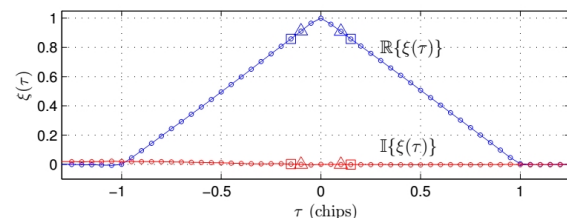
✓ مجموعه داده TEXBAT

مجموعه‌ای از هشت سناریو فریب روی سیگنال‌های GPS L1 C/A غیرنظامی و نیز دو سناریو بدون اختلال است که به‌صورت دیجیتالی با کوانتیزاسیون ۱۶ بیتی در فرکانس مرکزی ۱۵۷۵.۴۲ MHz با پهنای باند ۲۰ MHz و با نرخ نمونه برداری مختلط ۲۵ MSps ضبط شده است. در اینجا دو معیار توان سیگنال دریافتی و اعوجاج تابع همبستگی مدنظر می‌باشد. این معیارها به ازای سناریو ds7 از مجموعه سناریوهای TEXBAT در شکل‌های (۶) و (۷) نمایش داده شده است.



شکل ۶: طیف توان سیگنال GPS در فرکانس مرکزی ۱۵۷۵.۴۲ MHz [۲۰].

نمودار خاکستری طیف توان سناریو دارای اختلال فریب و نمودار سیاه رنگ، طیف توان سیگنال بدون اختلال می‌باشد.



شکل ۷: خروجی همبسته‌سازهای هم‌فاز (قرمز) و متعامد (آبی) در سیگنال بدون اختلال (قسمت بالایی) و سیگنال دارای اختلال فریب (قسمت پایینی) [۲۰].

در شکل (۷) محور افقی میزان فاصله زمانی بین شاخه‌های همبسته‌ساز در واحد ردیابی را بر حسب فاصله تراشه و محور عمودی، میزان همبستگی نرمال شده در خروجی همبسته‌سازها $(\xi(\tau))$ می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در سیگنال بدون اختلال شکل تابع همبستگی مثلثی است، اما تابع همبستگی در سیگنال دارای فریب دچار اعوجاج شده است.

✓ مجموعه داده چندمسیری RNL

داده‌های چندمسیری از یک گیرنده ایستا در محیط مستعد چندمسیره و یا از یک گیرنده متحرک که در محیط‌های متراکم چندمسیره (همانند دره‌های شهری) قرار گرفته است، جمع‌آوری شده است. این داده‌ها به‌صورت دیجیتالی با کوانتیزاسیون ۱۶ بیتی در فرکانس مرکزی ۱۵۷۵.۴۲ MHz با پهنای باند ۱۰ MHz و با نرخ نمونه برداری مختلط ۱۲.۵ MSps ضبط شده است [۳۶].

✓ مجموعه داده جمینگ

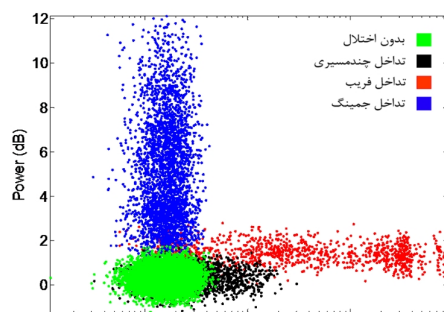
اختلال جمینگ از طریق یک جمر در محدوده فرکانسی ۱۵۵۰.۰۲-۱۶۰۶.۷۲ MHz و دوره ۲۶ us ثبت شده است. سیگنال جمینگ با یک داده بدون اختلال فریب که در فضای باز ادغام شده است. این داده‌ها به‌صورت دیجیتالی با کوانتیزاسیون ۱۶ بیتی در فرکانس مرکزی ۱۵۷۵.۴۲ MHz با پهنای باند ۱۰ MHz و با نرخ نمونه برداری مختلط ۱۲.۵ MSps ضبط شده است.

✓ مجموعه داده بدون اختلال

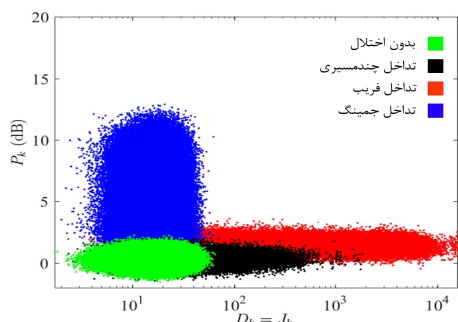
دو سناریو بدون فریب از مجموعه داده‌های TEXBAT به‌عنوان مجموعه داده بدون اختلال بکار گرفته شده است. همان‌طور که در توضیح مجموعه داده TEXBAT بیان شد، این داده‌ها به‌صورت دیجیتالی با کوانتیزاسیون ۱۶ بیتی در فرکانس مرکزی ۱۵۷۵.۴۲ MHz با پهنای باند ۲۰ MHz و با نرخ نمونه برداری مختلط ۲۵ MSps ضبط شده است. لازم به ذکر است که این داده‌ها در فضای باز جمع‌آوری شده است.

در نهایت، داده‌های موجود در دو گروه تعلیم^{۲۲} و آزمایش^{۲۳} قرار می‌گیرند. تعداد ۲۴۰۰۰ داده جهت تعلیم سیستم‌ها و تعداد ۷۲۰۰ داده برای بررسی صحت عملکرد آن‌ها به عنوان داده‌های آزمایش، در نظر گرفته شده‌اند.

نتایج حاصل از آشکارسازی اختلال در گیرنده‌ی GNSS، با استفاده از سیستم فازی - عصبی تطبیقی با نتایج ارائه شده در مقالات مرجع [۱۹] و مرجع [۳۷] مقایسه می‌شوند. عاملی که اعتبار نتایج حاصل از این مقایسه را افزایش می‌دهد، یکسان بودن پایگاه داده استفاده شده در این تحقیق با مقالات مرجع [۱۹] و مرجع [۳۷] است. شکل (۸)، داده‌هایی را که به‌عنوان ورودی سیستم طراحی شده، استفاده شده‌اند، در فضای دو بعدی اعوجاج (D_k) و توان دریافتی (P_k) نشان می‌دهد. شکل (۹) همین مجموعه داده را که در مرجع [۱۹] گزارش شده است، نمایش می‌دهد.



شکل ۸: نمایش داده‌ها بر اساس اندازه‌گیری‌های اعوجاج تابع همبستگی D_k و توان دریافتی P_k .



شکل ۹: نمایش مجموعه داده‌ها گزارش شده در مرجع [۱۹].

جدول ۳: نتایج حاصل از دسته‌بندی سیگنال‌های GNSS در مقاله مرجع [۱۹].

واقعیت				تشخیص سیستم
H3	H2	H1	H0	
۰	۰/۰۰۰۱	۰/۴۳۳۷	۰/۸۵۰۰	H0
۰	۰	۰/۵۶۳۲	۰/۱۵۰۰	H1
۰/۳۱۷۶	۰/۸۲۸۹	۰/۰۰۳۱	۰	H2
۰/۷۸۲۴	۰/۱۶۷۶	۰	۰	H3

۷- نتیجه‌گیری

با توجه به کاربردهای گسترده سامانه GNSS در دنیای امروز، شناسایی انواع اختلال موثر بر آن از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله، جهت آشکارسازی انواع اختلال در گیرنده‌های GNSS، یک سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده است. این سیستم دو معیار اعوجاج تابع همبستگی و توان سیگنال دریافتی توسط گیرنده GNSS را که از مهم‌ترین عوامل در تشخیص اختلال این سامانه هستند، مورد بررسی قرار می‌دهد و سیگنال‌های GNSS را با دقت بالایی به چهار گروه بدون اختلال، مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری، مخدوش شده توسط تداخل عمدی فریب و مخدوش شده توسط تداخل عمدی جمینگ دسته‌بندی می‌نماید. مقایسه نتایج بدست آمده با نتایج ارائه شده در مقالات مرجع نشان می‌دهد که با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده در این تحقیق، دقت شناسایی در سیگنال‌های GNSS مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری، به میزان ۱۲/۳۷ درصد و دقت شناسایی در سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله فریب، به میزان ۳/۰۱ درصد نسبت به دسته‌بندی توسط شبکه هوشمند عصبی پرسپترون چندلایه آموزش دیده توسط الگوریتم PSO، در مقاله مرجع [۳۷]، بهبود یافته است. همچنین، مقایسه این نتایج با نتایج ارائه شده در مقاله مرجع [۱۹] که با استفاده از روش دسته‌بندی توسط شناساگر PD-ML بدست آمده‌اند، نشان می‌دهد که دقت تشخیص سیگنال‌های GNSS مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری، حمله فریب و حمله جمینگ، به ترتیب، به میزان ۳/۵۶ درصد، ۸/۸۳ درصد و ۱۶/۰۹ درصد افزایش یافته است.

مراجع

- [۱] سید محمدرضا موسوی میرکلانی، "پردازش داده‌ها در گیرنده تک فرکانسه GPS"، انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۳۹۰.
- [۲] سید محمدرضا موسوی میرکلانی، مریم معاضدی، محمد جواد رضایی و امیر طباطبایی، "مقایسه با اختلال در گیرنده‌های تک فرکانسه GPS"، انتشارات علم و صنعت ایران، ۱۳۹۴.
- [3] A. Broumandan, A. Jafarnia-Jahromi, G. Lachapelle, and T. Ioannides, "An approach to discriminate GNSS spoofing from multipath fading," 2016 8th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing (NAVITEC). IEEE, 2016.
- [4] M. Mosavi and M. Azarbad, "Multipath Error Mitigation based on wavelet transform in L1 GPS receivers for kinematic applications," AEU-International Journal of Electronics and Communications, vol. 67, no. 10, pp. 875-884, 2013.
- [5] E. Munin, A. Blais, and N. Couellan, "Convolutional neural network for multipath detection in GNSS receivers," in 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Data Analytics for Air Transportation (AIDA-AT), IEEE, pp. 1-10, 2020.

۶- بررسی نتایج حاصل از آشکارسازی اختلال در گیرنده‌های GNSS

با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

جهت بررسی صحت عملکرد سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده، داده‌های آزمایش به‌عنوان ورودی در به سیستم اعمال می‌شود و پاسخ سیستم با خروجی‌های واقعی مقایسه می‌شود. نتایج حاصل از آشکارسازی اختلال در گیرنده GNSS با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی که در جدول (۱) نشان داده شده است، مشخص می‌کند که این سیستم، در مورد سیگنال‌های بدون تداخل به میزان ۶۹/۵۰ درصد و در مورد سیگنال‌های مخدوش شده به دلیل تداخل چندمسیری به میزان ۵۹/۸۸ درصد تشخیص صحیح داشته است. همچنین، این سیستم، تداخل‌های عمدی فریب و جمینگ را به ترتیب در ۹۱/۷۲ درصد و ۹۴/۳۳ درصد از موارد موجود، به درستی پیش‌بینی نموده است.

نتایج حاصل از دسته‌بندی سیگنال‌های GNSS در ۴ گروه بیان شده توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه تعلیم یافته با الگوریتم PSO که در مقاله مرجع [۳۷] ارائه شده، در جدول (۲) نمایش داده شده است. مقایسه جدول‌های (۱) و (۲) نشان می‌دهد که با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده در این تحقیق، دقت شناسایی در گروه H1 که مربوط به سیگنال‌های GNSS مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری است، به میزان ۱۲/۳۷ درصد و دقت شناسایی در گروه H2 که مربوط به سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله فریب است، به میزان ۳/۰۱ درصد نسبت به دسته‌بندی توسط شبکه هوشمند عصبی پرسپترون چندلایه تعلیم یافته با الگوریتم PSO در مقاله مرجع [۳۷] بهبود یافته است. همچنین، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی در شناسایی سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله جمینگ (گروه H3)، عملکردی مشابه با روش ارائه شده در مقاله مرجع [۳۷] دارد.

نتایج حاصل از دسته‌بندی سیگنال‌های GNSS در مقاله مرجع [۱۹] توسط شناساگر PD-ML، در جدول (۳) نشان داده شده است. مقایسه جدول (۱) با جدول (۳) مشخص می‌کند که با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی طراحی شده، دقت شناسایی در گروه H1 که مربوط به سیگنال‌های GNSS مخدوش شده به دلیل تداخل غیرعمدی چندمسیری است، به میزان ۳/۵۶ درصد و دقت شناسایی در گروه H2 که مربوط به سیگنال‌های GNSS مخدوش شده توسط حمله فریب است، به میزان ۸/۸۳ درصد نسبت به نتایج ارائه شده در مقاله مرجع [۱۹] افزایش یافته است. همچنین، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی در پیش‌بینی وضعیت سیگنال‌های گروه H3 که مربوط به حمله جمینگ است، به میزان ۱۶/۰۹ درصد موفق‌تر از روش ارائه شده در مقاله مرجع [۱۹] عمل کرده است.

جدول ۱: نتایج حاصل از آشکارسازی اختلال در گیرنده‌های GNSS با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی.

واقعیت				تشخیص سیستم
H3	H2	H1	H0	
۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۵۶	۰/۳۷۳۹	۰/۶۹۵۰	H0
۰/۰۰۸۳	۰/۰۵۴۴	۰/۵۹۸۸	۰/۲۹۳۳	H1
۰/۰۴۷۲	۰/۹۱۷۲	۰/۰۲۶۱	۰/۰۱۰۰	H2
۰/۹۴۳۳	۰/۰۲۲۸	۰/۰۰۰۵	۰/۰۰۱۷	H3

جدول ۲: نتایج حاصل از دسته‌بندی سیگنال‌های GNSS در مقاله مرجع [۳۷].

واقعیت				تشخیص سیستم
H3	H2	H1	H0	
۰/۰۴۵۷	۰/۰۴۲۷	۰/۵۰۰۴	۰/۸۷۹۴	H0
۰/۰۰۴۷	۰/۰۵۱۱	۰/۴۷۵۱	۰/۱۲۰۱	H1
۰/۰۰۵۶	۰/۸۸۷۱	۰/۰۲۴۲	۰/۰۰۰۱	H2
۰/۹۴۳۷	۰/۰۱۹۰	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۲	H3

- authentication," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 55, no. 1, pp. 469-475, Feb. 2019.
- [20] K. D. Wesson, J. N. Gross, T. E. Humphreys, and B. L. Evans, "GNSS signal authentication via power and distortion monitoring," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 54, no. 2, pp. 739-754, 2017.
- [۲۱] حسین بیکی، "طراحی سیستم فازی مبتنی بر جدول ارجاع جهت مدلسازی و پیش بینی ضریب نفوذ جرم در نانوسیالات،" نشریه مهندسی مکانیک دانشگاه تبریز، دوره ۴۸، شماره ۲، ص ۴۴-۳۵، ۱۳۹۷.
- [22] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility," Fuzzy Sets and Systems, vol. 1, no. 1, pp. 3-28, 1978.
- [23] J. S. R. Jang and C. T. Sun, "Neuro-fuzzy modeling and control," Proceedings of the IEEE, March 1995.
- [24] J. S. R. Jang and C. T. Sun, "Neuro-fuzzy and soft computing," A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, 1997.
- [25] Haykin, Simon, "Neural networks a comprehensive foundation," Prentice Hall, 2004.
- [۲۶] علی کارساز و صبورا محمدیان روشن، "تشخیص دیابت چشمی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال عمیق،" مجله پردازش سیگنال پیشرفته، دوره چهار، شماره دو، ص ۲۲۵-۲۳۷، ۱۳۹۹.
- [۲۷] ابوالفضل یونسی، رضا افروزیان و یوسف صیغاری، "یک رویکرد یادگیری انتقالی با شبکه عصبی کانولوشنال برای تشخیص افراد دارای ماسک از روی تصاویر،" مجله پردازش سیگنال پیشرفته، دوره پنج، شماره یک، ص ۱۳۵-۱۲۷، ۱۴۰۰.
- [۲۸] فاطمه نعیمی، وحید قدس و حسن خالصی، "آشکارسازی و بازشناسی یکپارچه متن از تصاویر طبیعی با به‌کارگیری فرهنگ لغت،" مجله پردازش سیگنال پیشرفته، دوره چهار، شماره یک، ص ۱۴۹-۱۳۳، ۱۳۹۹.
- [۲۹] مجید مقدری، مینا زلفی لایقوان و سیلان دانشور، "تشخیص تصور گفتار کلمات بازی سنگ، کاغذ، قیچی با استفاده از سیگنال های EEG،" مجله پردازش سیگنال پیشرفته، دوره چهار، شماره دو، ص ۲۸۹-۲۷۹، ۱۳۹۹.
- [۳۰] سجاد فرازمند، اسدالله کردنائیج و اصغر مشبکی، "تشخیص هوشمند بیماری کوید ۱۹ با استفاده از ترکیب ویژگی های عمیق و تحلیل مولفه اصلی،" مجله پردازش سیگنال پیشرفته، انتشار آنلاین اردیبهشت ۱۴۰۱.
- [۳۱] سجاد فرازمند، اسدالله کردنائیج و اصغر مشبکی، "پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از انفیس،" نشریه علمی مدیریت دارایی و تأمین مالی، دوره اول، شماره اول، ص ۴۴-۲۷، ۱۳۹۲.
- [32] L.-X. Wang, "Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis," Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [۳۳] سید محمدرضا موسوی میرکلانی، فاطمه شفیعی و علی اصغر عابدی، "کاهش اثر تداخل در سامانه ناوبری GPS با استفاده از شبکه عصبی چندلایه،" مجله علمی - پژوهشی رایانش نرم و فن آوری اطلاعات، دوره چهارم، شماره سوم، ص ۹۴-۱۰۲، ۱۳۹۴.
- [34] T. E. Humphreys, J. Bhatti, D. Shepard, and K. Wesson, "The Texas spoofing test battery: Toward a standard for evaluating GPS signal authentication techniques," Radio navigation Laboratory Conference Proceedings, 2012.
- [35] T. Humphreys, "TEXBAT data sets 7 and 8," The University of Texas, 2016.
- [36] J. N. Gross, C. Kilic, and T. E. Humphreys, "GNSS spoofing, jamming, and multipath interference
- [6] D. Borio, F. Dovis, H. Kuusniemi, and L. L. Presti, "Impact and detection of GNSS jammers on consumer grade satellite navigation receivers," Proc. IEEE, vol. 104, no. 6, pp. 1233-1245, Jun. 2016.
- [7] Q. Li, Xu, W. Wang, X. Wang, and Z. Han, "Anti jamming scheme for GPS receiver with vector tracking loop and blind beamformer," Electronics Letters, vol. 50, no. 19, pp. 1386-1388, 2014.
- [8] Y. D. Zhang and M. G. Amin, "Anti-jamming GPS receiver with reduced phase distortions," IEEE Signal Processing Letters, vol. 19, no. 10, pp. 635-638, 2012.
- [9] M. J. Rezaei, M. Abedi, and M. R. Mosavi, "New GPS anti-jamming system based on multiple short-time fourier transform," IET Radar, Sonar & Navigation, vol. 10, no. 4, pp. 807-815, 2016.
- [10] T. H. Stitz and M. Renfors, "Filter bank based narrowband interference detection and suppression in spread spectrum systems," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, no. 8, 2004.
- [11] E. G. Manfredini, D. Fabio, and M. Beatrice, "Validation of a signal quality monitoring technique over a set of spoofed scenarios," 2014 7th ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing (NAVITEC). IEEE, 2014.
- [12] A. Pirsiavash, A. Broumandan, and L. Gérard, "Two dimensional signal quality monitoring for spoofing detection," Proceedings of the ESA/ESTEC NAVITEC 2016 Conference, Noordwijk, The Netherlands. 2016.
- [13] M. Khan and A. Attiq, "Global navigation satellite systems spoofing detection through measured autocorrelation function shape distortion," International Journal of Satellite Communications and Networking, vol. 40, no. 2, pp. 148-156, 2021.
- [14] B. Kujur, S. Khanafseh, and B. Pervan, "Detecting GNSS spoofing of ADS-B equipped aircraft using INS," 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), pp. 548-554, 2020.
- [15] P. B. Darian, H. Li, P. Wu, and P. Closas, "Deep neural network approach to detect GNSS spoofing attacks," Proceedings of the 33rd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2020), pp. 3241-3252, 2020.
- [16] C. Sun, J. W. Cheong, A. G. Dempster, H. Zhao, L. Bai, and W. Feng, "Robust spoofing detection for GNSS instrumentation using Q-channel signal quality monitoring metric," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 70, pp. 1-15, 2021.
- [17] M. Moazedi, M. Mosavi, and A. Sadr, "Real-time interference detection in tracking loop of GPS receiver," Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering, vol. 13, no. 2, pp. 194-204, 2017.
- [۱۸] ابراهیم شفیعی، سید محمدرضا موسوی میرکلانی و مریم معاضدی، "تشخیص و آشکارسازی حمله فریب در گیرنده تک فرکانسه GPS مبتنی بر شبکه عصبی چندلایه،" مجله پدافند الکترونیکی و سایبری، دوره سوم، شماره اول، ص ۶۹-۸۰، ۱۳۹۴.
- [19] J. N. Gross, C. Kilic and T. E. Humphreys, "Maximum-likelihood power-distortion monitoring for GNSS-signal

classification using a maximum-likelihood multi-tap multipath estimator," International Technical Meeting of The Institute of Navigation, pp. 662-670. 2017.

- [37] S. Tohidi and M. R. Mosavi, "Effective detection of GNSS spoofing attack using a multi-layer perceptron neural network classifier trained by PSO," 2020 25th International Computer Conference, Computer Society of Iran (CSICC), IEEE, pp. 1-5, 2020.

زیر نویس ها

۱۳ Artificial Neural Networks (ANN)
 ۱۴ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
 ۱۵ Forward Pass
 ۱۶ Backward Pass
 ۱۷ Least Squares Algorithm
 ۱۸ Nodes
 ۱۹ Grid Partitioning
 ۲۰ Back Propagation
 ۲۱ Epochs
 ۲۲ Train
 ۲۳ Test

۱ Global Navigation Satellite System
 ۲ Interferences
 ۳ ANFIS
 ۴ Multi-path
 ۵ Spoofing
 ۶ Jamming
 ۷ Global Positioning System
 ۸ Globalnaya Navigatsionnaya Sputnikovaya Sistema
 ۹ Quasi-Zenith Satellite System
 ۱۰ Radio Frequency
 ۱۱ Fuzzy
 ۱۲ Rules