

Multi-mode radars discrimination based on Similarity criteria in interleaved pulses

J. ghalandary^{id}, M. Hosseini Andargoli^{id*}, N.Zarei^{id}, M. Molazadeh Golmahaleh

(Received: 2022/05/09, Revised: 2022/08/11, Accepted: 2022/09/07, Published: 2022/10/23)

DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1401.10.1.8.7>

Abstract

Due to developments of radars in changing parameters, pulse separation methods in ELINT systems have relied on intra-pulse modulation instead of analyzing common pulse description words. Number of radars in this method, may be estimated incorrectly because a modern radar with the ability in changing intra-pulse modulation type may be detected as multiple radars. The purpose of this paper is to detect multi-mode radars with various types of internal modulation in a dense radar environment. The proposed solution is to add multi-mode radars detection to the existing pulse separation methods. In this method, by extracting the distinguishing features of each radar, similarity criteria of each feature are calculated to examine the similarity between the two pulse streams. Input data are features that extract of real data of a ELINT system with traditional parameters and developed parameters related to the pulse shape provided by a simulator. The dataset is then used to train a LVQ neural network to discriminate between different and multi-mode radars. After training the network, in the new operating conditions, a multi-mode radar's pulse streams is classified as a single radar. The simulation results show a higher accuracy for classification with the similarity criteria of developed features than the criteria extracted of classical data at different SNRs. Also, the increase in classification accuracy in single-layer perceptron and multi-layer neural network at SNR equal to 0.5 dB has been shown. In similar articles, only multi-mode radars with the ability to change frequency and PRI have been investigated, but with the proposed method, radars with the ability to change several parameters along with the type of intra-pulse modulation can be identified. The innovation of the article is the development of distinguishing features and the idea of similarity criteria for the detection of multi-mode radars.

Keywords: multi-mode radar, Clustering, Feature extraction, Similarity criteria

*Corresponding Author Email: smh_andargoli@nit.ac.ir

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license.

تشخیص رادارهای چندحالتی بر اساس معیارهای تشابه در حضور پالس‌های درهم‌رفته

محمدجواد قلندری^۱، مهدی حسینی انداز گلی^{۲*}، نادعلی زارعی^۳، مهدی ملازاده گل محله^۴

۱- دانشجوی دکتری، دانشگاه دریایی امام خمینی (قدس سره)، ۲- دانشیار، دانشگاه صنعتی نوشیروانی، بابل، ایران ۳- استادیار،

۴- استادیار، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۱۹، بازنگری: ۱۴۰۱/۰۵/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۶، انتشار: ۱۴۰۱/۰۸/۰۱)

DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1401.10.1.8.7>

* این مقاله یک مقاله آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز Creative Commons Attribution (CC BY) توزیع شده است.



نویسندگان ©

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع)

چکیده

متناسب با پیشرفت رادارها در تغییر پارامترها، روش‌های تفکیک پالس در سیستم‌های شنود به‌جای بررسی پارامترهای توصیف‌کننده پالس به استخراج ویژگی از مدولاسیون درون پالسی پرداخته‌اند. این روش، تعداد رادارهای مدرن با قابلیت تغییر مدولاسیون درون پالسی را بیش از مقدار واقعی تخمین می‌زند. هدف از این مقاله تشخیص رادارهای چندحالتی با انواع مدولاسیون داخلی، در یک محیط متراکم راداری است. روش پیشنهادی افزودن بخش تشخیص رادارهای چندحالتی به روش‌های موجود تفکیک پالس است. ابتدا ویژگی‌های متمایزکننده هر رشته پالس تفکیک‌شده به روش مدولاسیون درون پالسی استخراج‌شده و معیارهای تشابه از هر ویژگی برای بررسی شباهت بین دو رشته پالس تعریف و محاسبه می‌گردد. داده ورودی ترکیبی از ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های واقعی یک سیستم شنود با پارامترهای سنتی و ویژگی‌های مربوط به پارامترهای شکل پالس است که توسط یک شبیه‌ساز فراهم می‌شود. سپس جدول داده‌ها برای آموزش یک شبکه عصبی LVM به کار می‌رود تا رادارهای چندحالتی را از رادارهای مجزا تشخیص دهد. پس از آموزش شبکه، در شرایط عملیاتی جدید رادارهای چندحالتی به‌عنوان یک رادار طبقه‌بندی می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی دقت بالاتری را برای طبقه‌بندی با معیارهای تشابه حاصل از EPDW نسبت به معیارهای تشابه حاصل از پارامترهای کلاسیک در SNRهای مختلف نشان می‌دهد. همچنین افزایش دقت طبقه‌بندی در شبکه عصبی پرسپترون تک‌لایه و شبکه چندلایه در SNR برابر ۰٫۵ dB نشان داده شده است. در مقالات مشابه تنها رادارهای چندحالتی با قابلیت تغییر فرکانس و PRI بررسی شده، اما با روش پیشنهادی رادارهای با قابلیت تغییر انواع پارامترها به همراه تغییر نوع مدولاسیون درون پالسی، قابل شناسایی است. نوآوری مقاله توسعه ویژگی‌های متمایزکننده و ایده معیارهای تشابه برای تشخیص رادارهای چندحالتی است.

کلیدواژه‌ها: رادار چندحالتی، خوشه‌بندی، استخراج ویژگی، معیارهای تشابه

۱. مقدمه

روش‌های استخراج ویژگی به‌جای بررسی کلمات توصیف‌کننده پالس (PDW^۱)، بر مشخصات درون پالسی مانند شکل پالس، نوع مدولاسیون پالس و مؤلفه‌های طیفی تکیه دارند [۶]. تعریف رادار چندحالتی، راداری با قابلیت تغییر نوع مدولاسیون داخلی یا بین پالسی در حین کار است؛ اما در اکثر منابع، فرض بر این است که رادار دارای یکی از انواع مدولاسیون‌های درون پالسی است و تحقیقات کمی در زمینه شناخت رادارهایی با قابلیت تغییر مود عملکرد انجام شده است. با این تغییر، تفکیک و خوشه‌بندی پالس‌ها در سیستم‌های شنود متداول به‌درستی انجام نشده و سیستم‌های جنگ الکترونیک در شناسایی نوع رادار و مشخصات آن دچار

پالس‌های متداخل دریافتی در یک گیرنده ESM باید از هم تفکیک شود تا پالس‌های متوالی مربوط به هر رادار به دست آمده و نوع رادار تعیین شود [۱]. الگوریتم‌های تفکیک پالس در حالت کلی شامل روش‌های خوشه‌بندی بر مبنای پارامترهای پالس [۲]، جداسازی بر اساس زمان ورود پالس [۳]، روش‌هایی ترکیبی از دو روش قبل [۴] و روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی [۵] هستند. به دلیل تغییر پارامترهای راداری، روش‌های سنتی پاسخگو نبوده و روش‌های جدید از روش‌های استخراج ویژگی استفاده می‌نمایند. با توجه به تغییر اکثر پارامترهای راداری از پالسی به پالس دیگر،

^۱ - PDW: Pulse Description Word

رادارهای دیگر در این فاصله نسبتاً زیاد انجام شده و در هر صورت به تعداد اولیه خوشه‌ها وابسته است. مرجع [۱۴] برای حل مشکل رادارهای چندحالتی فقط به ترکیب استخراج ویژگی با داده‌های پارامتری اشاره می‌کند. مرجع [۶] فقط در نتیجه اشاره کرده که می‌تواند رادار با تغییر مدولاسیون را هم تشخیص دهد. در مقاله‌های [۱۵] و [۱۶] الگوریتم جدیدی برای تشخیص رادارهای چندحالتی با استفاده از روش داده‌کاوی فضایی و یک مدل ابری ارائه شده است. در این روش شعاع آستانه برای ارتباط داده‌های مختلف به یک رادار چندحالتی از طریق مقدار همبستگی و حداقل آنتروپی تعیین می‌شود. مرجع [۱۷] با تعریف ویژگی‌های عمدی و غیرعمدی و مشکلات استخراج ویژگی‌های ناخواسته، پیشنهاد استفاده از ترکیب مدولاسیون درون پالسی و بین پالسی با پارامترهای کلاسیک درون پالسی را در حد بررسی مروری دارد.

در این تحقیق برای شناسایی و طبقه‌بندی رادارهای چندحالتی از سه شبکه عصبی پرسپترون تک لایه، شبکه عصبی چندلایه (MLP^۲) و شبکه عصبی LVQ^۳ استفاده می‌شود. یادگیری چندی سازی برداری یا LVQ، یک روش دسته‌بندی الگو است که در آن هر واحد خروجی بیانگر دسته یا گروه خاصی از الگوهای ورودی است [۱۸]. در این شبکه‌ها موقعیت واحدهای خروجی با تنظیم وزن‌های آنها از طریق آموزش با نظارت در حین آموزش مشخص می‌شود. پس از آموزش، شبکه بردارهای ورودی را با اختصاص دادن هر کدام از آنها به یک واحد خروجی که بردار وزن آن به بردار ورودی نزدیک‌تر است، دسته‌بندی می‌کند [۱۹].

روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عموماً از دوفاز مجزا تشکیل می‌شوند. در فاز اول با استفاده از یک سری داده‌های آموزشی و الگوریتم یادگیری موردنظر، پارامترهای شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطای تخمین به‌ازای این داده‌ها کمینه گردد. در مرحله دوم کارایی شبکه با استفاده از داده‌هایی که در فاز آموزش شرکت نداشته‌اند، بررسی می‌شود. میزان موفقیت شبکه در این مرحله بستگی به چگونگی انتخاب داده‌های آموزشی و میزان پوشش فضای ورودی توسط آنها دارد.

شبکه LVQ، یک شبکه عصبی نظارت شده است که از استراتژی یادگیری رقابتی^۴ و رویکرد همه مال برنده، برای یادگیری و دسته‌بندی داده‌ها استفاده می‌کند. از این جهت، شبکه LVQ به دیگر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نظیر پرسپترون و الگوریتم پس انتشار^۵ مرتبط است. همچنین، شبکه LVQ

سردرگمی می‌شوند. هدف از این مقاله تشخیص رادارهای چندحالتی^۱ چندحالتی^۱ با انواع مدولاسیون درون پالسی است. تمایز بین یک رادار چندحالتی با چند رادار مجزا، به تحلیل دقیق و بهره‌گیری از همه شرایط ممکن نیاز دارد.

در این بخش قابلیت انواع روش‌های تفکیک پالس راداری با تمرکز بر رادارهای چندحالتی بررسی می‌شود. توسعه فتآوری سبب شده که تغییر یکی از پارامترها در زمان گذشته به راداری با تغییر حالت عملکرد تبدیل شود. اگر دقت تفکیک پالس بالا باشد، رادارهای چندحالتی و پارامتر متغیر به چند هدف مجزا تقسیم نخواهند شد.

روش خوشه‌بندی پارامتری باتوجه‌به تغییر پارامترها در رادارهای چندحالتی برای تفکیک پالس مناسب نیست. تنها نکته قابل‌اتکا جهت تشخیص رادارهای چندحالتی، ثبات زاویه دریافت [۷] و احتمالاً انحراف معیار پارامترهایی چون فرکانس کاری رادار است. نوع خوشه‌بندی هم می‌تواند در نتیجه تأثیرگذار باشد. با پیشرفت رادارها و انواع مدولاسیون بین پالسی، روش‌های آنالیز زمانی از دقت لازم برای تشخیص رادارهای چندحالتی برخوردار نیستند. البته پیدا کردن الگوی ارسال پالس می‌تواند در تعیین تعداد منبع انتشاری نقش بسزایی داشته باشد [۸].

در تفکیک پالس بر اساس مدولاسیون درون پالسی ضعف‌های زیر وجود دارد: الف- ممکن است دو هدف هم‌زمان از یک مدولاسیون درون پالسی استفاده نمایند. در این صورت با عدم بررسی پارامترهای دیگر، یک هدف فرض شده و در محاسبه پارامترهایی مانند PRI خطا رخ می‌دهد. تشخیص بین آن که آیا مدولاسیون مشابه، مربوط به دو رادار (با فرکانس مجزا) یا یک رادار پرش فرکانسی است، نیاز به بررسی بیشتری دارد [۹]. ب- ممکن است یک رادار چندحالتی بوده و بین انواع مدولاسیون‌های داخلی تغییر حالت دهد. ج- صرفاً با استخراج مدولاسیون درون پالسی تشخیص بین رادارهای هم‌کلاس ممکن نبوده و یافتن مشخصه خاص برای هر رادار نیاز به استخراج ویژگی‌های بیشتر از شکل پالس و بررسی مدولاسیون‌های ناخواسته دارد.

مقاله‌های [۱۰] و [۱۱] بدون ورود به بحث استخراج مدولاسیون درون پالسی و با روش‌های کلاسیک به بررسی رادارهای پارامتر متغیر و چندحالتی پرداخته‌اند. مراجع [۱۰] و [۱۱] از ثبات نسبی دامنه در سیستم‌های هوایی برای تعیین رادارهای با پارامتر متغیر استفاده می‌کنند. در این مراجع رادارهای پرش فرکانسی موردبررسی قرار گرفته است. مرجع [۱۲] فقط در شبیه‌ساز اولیه، رادار با پارامتر متغیر ایجاد می‌کند. مرجع [۱۳] با افزایش شعاع آستانه در خوشه‌بندی از تفکیک رشته پالس‌ها بین دو حالت کاری رادار ممانعت می‌کند. این کار بدون توجه به احتمال وجود

^۲-Multi Layer Percrpteron^۳-Learning Vector Quntization^۴-Competitive Learning^۵-Back Propagation^۱- Multi-mode Radar

منحصر به فرد هستند [۱۷]. مرجع [۱۷] در روش‌های جدید تفکیک پالس به مدولاسیون‌های ناخواسته در کنار مدولاسیون‌های عمدی اشاره می‌کند. مرجع [۲۱] یک مقاله مروری است که مدولاسیون‌های عمدی و غیرعمدی را توضیح داده و بر ضرورت استفاده از مدولاسیون‌های غیرعمدی برای رادارهای مدرن تأکید می‌کند. از نظر این مقاله دلیل مدولاسیون ناخواسته قطعاتی مانند اسپلاتور، مدولاتور و منابع توان به دلیل تغییرات دمایی و عدم پایداری فرکانسی است. همچنین برای مدولاسیون‌های ناخواسته به ویژگی پوش پالس شامل زمان صعود و نزول و شکل پالس اشاره می‌کند. در [۲۲] شش ویژگی از لبه بالارونده پالس جهت شناسایی فرستنده‌ها استفاده شده است. این ویژگی‌ها به ترتیب مدت‌زمان لبه بالارونده، سطح زیر نمودار، بیشترین شیب، کشیدگی، چولگی و واریانس لبه بالارونده هستند. با توجه به مباحث مربوط به مدولاسیون ناخواسته می‌توان از پارامترهای فوق برای توسعه PDW استفاده کرد.

۲-۱- کلمات توصیف‌کننده پالس توسعه یافته^۳

کلمات توصیف‌کننده پالس توسعه یافته علاوه بر داده‌های سنتی مانند زاویه، فرکانس، عرض پالس، دامنه پالس، زمان ورود و نوع مدولاسیون داخلی، شامل مواردی مانند شکل پالس نرمالیزه شده، زمان صعود، زمان نزول پالس و عرض پالس باریک است. با استفاده از شکل پالس، پارامترهایی مانند بیشترین شیب زمان صعود، چولگی و کشیدگی زمان صعود نیز قابل استخراج هستند.

۲-۳- بردار معیارهای تشابه

با بررسی رشته پالس‌های مجزای حاصل از تفکیک نوع مدولاسیون برای رادارهای چندحالتی به دنبال معیارهایی هستیم که قابلیت اتکا داشته و برای یک رادار تغییر نکنند. بردار معیارهای تشابه به‌عنوان یک مشخصه ثانویه از ویژگی‌های استخراجی از EPDW به دست می‌آید. این معیارها برای بررسی شباهت یا عدم شباهت بین دو رشته پالس استخراج می‌گردند. به دلیل عدم قطعیت در هر یک از معیارها، امتیاز تشابه به‌صورت فازی تعیین شده و محدوده آن بین صفر برای عدم تشابه رشته پالس‌ها و یک برای رشته پالس‌های مربوط به یک رادار چندحالتی است. مقادیر به‌دست‌آمده برای هر یک از معیارها در جدول داده ثبت و به یک شبکه عصبی LVQ آموزش‌داده شده و پس از آموزش برای داده‌های جدید، خود شبکه تصمیم‌گیری می‌نماید. این عمل نوعی طبقه‌بندی با ناظر است. بردار زیر خلاصه معیارهای تشابه است که در مرجع [۲۰] از پارامترهای کلاسیک استخراج شده است:

ارتباط معناداری با برخی دیگر از شبکه‌های عصبی مبتنی بر یادگیری رقابتی، نظیر الگوریتم نگاشت‌های خودسازمانده^۱ دارد. چارچوب روش پیشنهادی جهت تشخیص رادارهای چندحالتی در بخش ۲ و معیارهای تشابه در بخش ۳ توضیح داده می‌شود. معیارهای شباهت مربوط به شکل پالس در بخش ۴ توضیح داده می‌شود. سناریوی آموزش جدول شباهت به شبکه عصبی در بخش ۵ توضیح داده شده و بخش ۶ شامل نتیجه‌گیری است.

۲-۲- چارچوب پیشنهادی جهت تشخیص رادارهای

چندحالتی

باتوجه به تغییر پارامترهایی چون فرکانس، عرض پالس و PRI رادارهای ECCM، راه‌حل مراجع مختلف تفکیک پالس برحسب نوع مدولاسیون درون پالسی است. در رادارهای چندحالتی، نوع مدولاسیون به‌صورت پالس به پالس یا دسته پالس تغییر کرده و تکیه بر نوع مدولاسیون جهت تفکیک پالس، پاسخ دقیقی تولید نمی‌کند. روش پیشنهادی این مقاله مبتنی بر یک چارچوب تحلیلی و پردازش تکمیلی است که به روش‌های موجود تفکیک پالس افزوده می‌شود.

راه‌حل پیشنهادی، تفکیک اولیه برحسب نوع مدولاسیون و سپس استفاده از معیارهای تشابه رشته پالس جهت تشخیص رادارهای چندحالتی است. معیارهای تشابه از ویژگی‌های استخراج شده از PDW توسعه یافته به دست می‌آید. در مقالات مشابه تنها رادارهای چندحالتی با قابلیت تغییر فرکانس و PRI بررسی شده ولی در روش پیشنهادی هدف شناسایی رادارهای با قابلیت تغییر انواع پارامترها به همراه تغییر نوع مدولاسیون است.

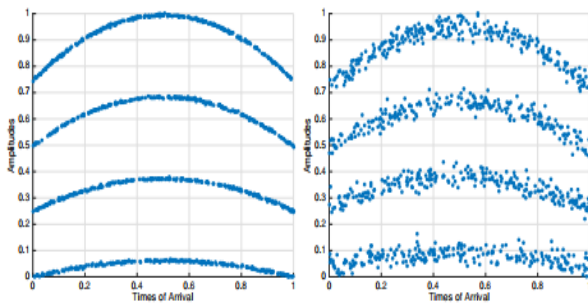
در مرجع [۲۰] (مربوط به مؤلف)، هدف استخراج معیارهای تشابه از داده‌های واقعی در دسترس بوده و تنها ۸ معیار معرفی شده است. داده‌ها شامل زمان ورود، دامنه، فرکانس و عرض پالس بوده و فرض بر این است که از یک جهت دریافت شده و بر اساس نوع مدولاسیون داخلی تفکیک شده‌اند. در روش پیشنهادی، ویژگی‌های مجزاکننده هر رادار استخراج و معیارهای تشابه از هر ویژگی برای بررسی شباهت بین دو رشته پالس تعریف و محاسبه می‌گردد. در این مقاله از پارامترهایی که به دلیل مدولاسیون ناخواسته در شکل پالس ایجاد می‌شود نیز استفاده می‌گردد.

شناسایی مشخصه انتشاری، اثرانگشت یا امضای راداری^۲ یکی از تکنیک‌هایی است که در سال‌های اخیر به دلیل مدولاسیون‌های ناخواسته برای شناسایی منابع انتشاری در حوزه مخابرات و رادار استفاده می‌شود. مشخصه‌های ناشی از مدولاسیون ناخواسته به دلیل عملکرد غیر ایده‌آل قطعات الکترونیکی و مدت کارکرد آن‌ها به وجود می‌آیند. این نوع ویژگی‌ها غیرقابل اجتناب و

^۱-SOM: Self-Organizing Maps

^۲-Radar Signature

^۳-Extended Pulse Description Word



(a) Data, $\sigma^2 = 0.0001$ (b) Data, $\sigma^2 = 0.01$

شکل (۲). دامنه‌های مختلف در مرور مربوط به ۴ رادار مجزا مرجع [۲۳]

از این رو مقایسه میانگین دامنه‌های دو خوشه حاصل از تفکیک درون پالسی در یک بازه مشخص زمانی می‌تواند یکی از معیارهای بررسی شباهت باشد. برای امتیاز تشابه، می‌توان رابطه (۱) را به کار برد:

$$S_2 = 1 - \frac{(|\bar{\mu}_a - \bar{\mu}_b|)}{\sqrt{(\bar{\mu}_a^2 + \bar{\mu}_b^2)}} \quad (1)$$

هر چه مقادیر متوسط دامنه‌ها در دو خوشه به هم نزدیک‌تر باشد، امتیاز تشابه به یک نزدیک‌تر است.

۳-۳- مقدار عرض پالس

اگر دو نوع مدولاسیون داخلی مربوط به یک رادار باشد، با توجه به ملاحظات توان و انرژی برگشتی از هدف و حداکثر برد بدون ابهام، انتظار می‌رود پهنای باند ویدئو تقریباً یکسان باشد.

$$\Delta T = |\bar{T}_a - \bar{T}_b| \quad (2)$$

می‌توان امتیاز تشابه را به صورت رابطه (۳) نوشت.

$$S_3 = 1 - (\Delta T / \max(\bar{T}_a, \bar{T}_b)) \quad (3)$$

در این فرمول مقدار ΔT که برحسب واحد میکروثانیه لحاظ می‌شود، برابر است با مقدار اختلاف بین میانگین عرض پالس‌ها در دو رشته پالس که برای عرض پالس متغیر و ثابت نیز صدق می‌کند.

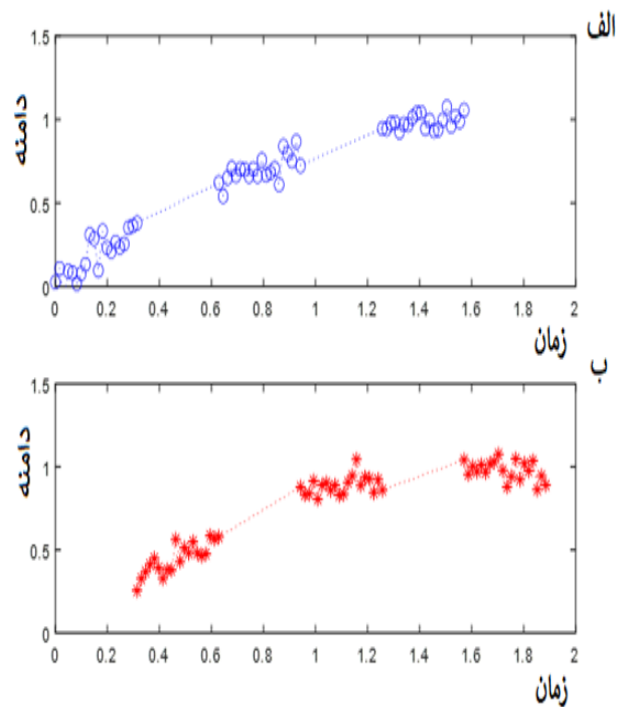
۳-۴- واریانس عرض پالس

به منظور توصیف شکل پالس، راحت‌تر این است که از توصیف‌کننده‌های حوزه زمانی که به راحتی اندازه‌گیری می‌شوند و می‌توانند به عملکرد رادار مرتبط باشند، استفاده شود. همچنین این اندازه‌گیری‌ها شامل تغییرات این مقادیر (به عنوان مثال بی‌ثباتی عرض پالس) هم می‌شوند [۲۴]. با فرض تغییرات عمدی یا غیرعمدی عرض پالس می‌توان برحسب احتمال انتظار داشت که واریانس این تغییرات در دو خوشه تقریباً در یک محدوده باشد. امتیاز تشابه برای تغییرات عرض پالس برابر است با:

۱- شباهت در الگوی دامنه برحسب زمان، ۲- شباهت در مقدار متوسط دامنه دو رشته پالس، ۳- شباهت در انحراف معیار فرکانس، ۴- شباهت در انحراف معیار عرض پالس، ۵- شباهت در مقدار عرض پالس، ۶- شباهت در PRI متوسط، ۷- شباهت در نزدیکی فرکانس، ۸- پهنای باند حاصل از فشرده سازی پالس

۳-۱- الگوی زمان - دامنه

با مرتب‌سازی دامنه برحسب زمان دریافت پالس‌ها در دو خوشه و درون‌یابی در هر دسته، انتظار می‌رود شکل‌های حاصل از دو نمودار که مربوط به یک منبع انتشاری چندحالتی هستند، همبستگی مناسبی داشته باشد. در نهایت برحسب مقدار همبستگی می‌توان به تشابه دو خوشه امتیاز داد. در شکل (۱) منحنی سهموی حاصل از نمودار دامنه زمان در گیرنده شنود نشان داده شده است.



شکل (۱). شبیه‌سازی پالس‌های تفکیک‌شده بر اساس نوع مدولاسیون داخلی برای یک رادار چندحالتی با تغییر مدولاسیون (شکل الف مربوط به مود ۱ و شکل ب مربوط به مود ۲ رادار است).

۳-۲- بررسی سطوح میانگین دامنه

از دید یک سیستم شنود، توان دریافتی از مدهای مختلف یک رادار چندحالتی تقریباً سطح ثابتی دارد. شکل (۲) دامنه‌های دریافتی از چند رادار مجزا را نشان می‌دهد. در صورتی که سیگنال‌های دریافتی مربوط به حالت‌های مختلف یک رادار چندحالتی باشند، انتظار می‌رود که سطوح دامنه دریافتی در دو حالت تفاوت چندانی نداشته باشند.

PRI متوسط به سادگی با اندازه‌گیری زمان بین اولین (t_0) و آخرین پالس (t_N) و تقسیم آن بر تعداد بازه‌های پالس تخمین زده می‌شود:

در این فرمول مقدار Δp برابر واریانس عرض پالس‌های دو رشته پالس مورد بررسی است.

$$\overline{PRI} = \frac{t_N - t_0}{N} \quad (7)$$

این کار را می‌توان به کمک یک شمارنده در حالت متوسط‌گیری دوره تناوب انجام داد. امتیاز تشابه برابر است با:

$$s_7 = 1 - (\Delta \overline{PRI} / \max(\overline{PRI}_a, \overline{PRI}_b)) \quad (8)$$

۳-۸- پهنای باند حاصل از فشرده‌سازی پالس

پهنای باند حاصل از فشرده‌سازی پالس نمایانگر قدرت تفکیک فاصله است. حداقل برد تفکیک می‌تواند در عرض پالس باریک در یک نوع مدولاسیون درون پالسی تعیین گردد. در فشرده‌سازی، یک پالس با طول T به N زیر پالس با طول τ تقسیم می‌شود. پهنای باند $1/\tau$ و نسبت تراکم پالس T/ τ است. برای یک رادار انتظار می‌رود وجه تشابهی در پهنای باند حاصل از فشرده‌سازی پالس وجود داشته و عرض پالس باریک نیز در دو نوع مدولاسیون برابر باشد. با آشکارسازی نوع مدولاسیون درون پالسی و تکنیک فشرده‌سازی پالس این مقدار مشخص می‌شود.

$$s_8 = 1 - (\Delta \tau / \max(\tau_a, \tau_b)) \quad (9)$$

۴- پارامترهای مربوط به شکل پالس

به منظور توصیف پوش پالس، راحت‌تر این است که از توصیف‌کننده‌های حوزه زمانی که به راحتی اندازه‌گیری می‌شوند، استفاده گردد. انتخاب‌های معمول، عرض پالس، زمان‌های صعود و فرود و تغییرات عمده یا غیرعمده در عرض پالس (حتی دامنه پالس) هستند [۲۴]. پارامترهایی مانند زمان صعود و نزول و شکل پالس می‌تواند معیاری برای الحاق دو پالس مربوط به یک رادار باشد. با استفاده از اطلاعات پوش پالس، می‌توان موارد زیر را استخراج نموده و EPDW را بهبود بخشید:

مدت زمان لبه بالارونده، بیشترین شیب در لبه بالارونده، چولگی مقادیر لبه بالارونده، کشیدگی لبه بالارونده، واریانس مقادیر لبه بالارونده

- مدل‌سازی پوش پالس در گیرنده شنود

پالس واقعی دریافتی از رادار در سیستم شنود، اعوجاج زیادی دارد که اندازه‌گیری زمان صعود و نزول را مشکل می‌کند. مدل سیگنال در گیرنده می‌تواند به صورت زیر در نظر گرفته شود:

$$\alpha_1 = \frac{\Delta p_1}{p_1}, \quad \alpha_2 = \frac{\Delta p_2}{p_2}, \quad (4)$$

$$s_4 = 1 - \frac{|\alpha_1 - \alpha_2|}{\sqrt{(\alpha_1^2 + \alpha_2^2)}}$$

۳-۵- بررسی تغییرات فرکانسی

در رادار پرش فرکانسی صرف‌نظر از نوع مدولاسیون داخلی، فرکانس RF به صورت پالس به پالس یا دسته پالس تغییر می‌کند. به طور معمول در یک رادار دارای تغییر فرکانس، مقدار پرش فرکانس یا دیگر انواع آن در یک بازه محدود تغییر می‌کند. درحالی‌که برای چند رادار در فرکانس‌های مختلف، مقادیر فرکانس‌ها در طیف سیگنال گسترده شده است. این نکته می‌تواند وجه تمایز بین یک رادار پرش فرکانسی با چند رادار مجزا در کنار دیگر معیارهای تشابه باشد. با استفاده از فرمول (۵) هرچه فرکانس‌های دو رشته پالس به هم نزدیک‌تر باشند، امتیاز تشابه بیشتر می‌شود. این فرمول به نحوی انتخاب شده که هرچه مقدار اختلاف فرکانس‌ها نسبت به مقدار میانگین آنها کمتر باشد، امتیاز تشابه بیشتر خواهد شد.

$$s_5 = \frac{2 \times f_{min}}{f_{max} \times |f_2 - f_1| + (f_1 + f_2)} \quad (5)$$

جدول (۱). امتیاز تشابه در معیار نزدیکی فرکانس

f1(G)	f2(G)	S
20	30	0.11
15	20	0.22
2	4	0.33
2	3	0.48
8	10	0.53
4	5	0.57
9	10	0.62
14	14.5	0.77
14	14.2	0.90

۳-۶- انحراف معیار فرکانس

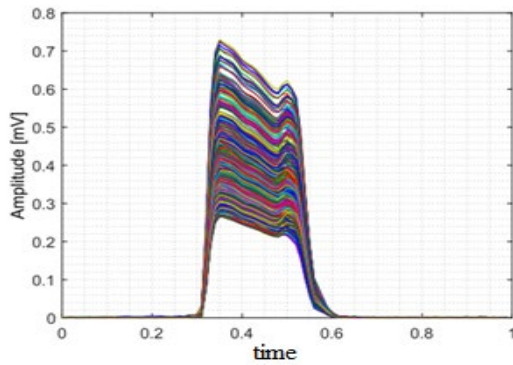
به دلیل ساختار ذاتی تجهیزات فرستنده، به خصوص لامپ‌های فرستنده و تقویت‌کننده ماکروویو، تغییرات جزئی یا انحراف فرکانس RF در طول ارسال یک یا چند پالس به دلایل مختلف وجود دارد. مقدار تشابه حاصل از انحراف معیار به صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$\alpha_1 = \frac{\Delta f_1}{f_1}, \quad \alpha_2 = \frac{\Delta f_2}{f_2}$$

$$s_6 = 1 - \frac{|\alpha_1 - \alpha_2|}{\sqrt{(\alpha_1^2 + \alpha_2^2)}} \quad (6)$$

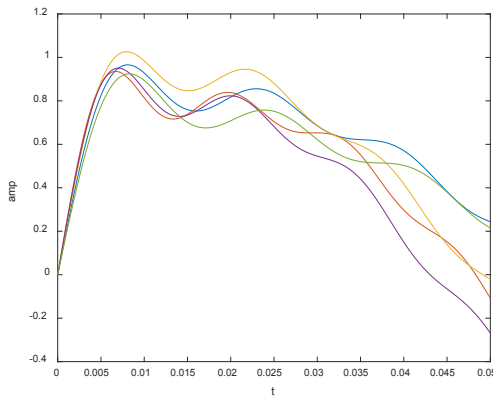
۳-۷- تخمین PRI متوسط

با وجود تغییر مدولاسیون بین پالسی می‌توان بر روی PRI متوسط حساب کرد؛ یعنی در هر رشته پالس مقدار PRI متوسط برای یک بازه مناسب، حساب شده و باهم مقایسه شوند. معمولاً

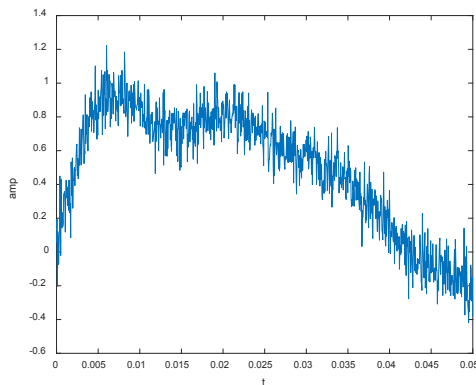


شکل (۵). شکل موج پالس‌های دریافتی در گیرنده شنود از یک رادار واقعی مرجع [۲۵]

شبیه‌ساز پالس راداری در سیستم شنود با مدل‌سازی ریاضی به تولید چند نمونه پالس می‌پردازد که در شکل (۶) نمایش داده شده است. در مرحله بعد نویز گوسی به این پالس‌ها اضافه شده که یک نمونه از آن در شکل (۷) نمایش داده شده است.



شکل (۶). مدل‌سازی پالس راداری در گیرنده شنود برای ۵ رادار مختلف



شکل (۷). مدل‌سازی پالس راداری در گیرنده شنود با نویز گوسی

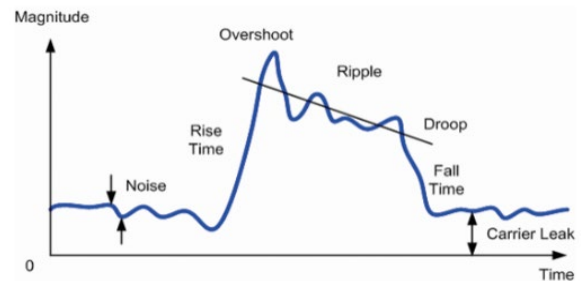
در شکل (۸) دو پالس مربوط به یک رادار چندحالتی با مدل‌سازی ریاضی و اضافه کردن نویز گوسی شبیه‌سازی شده است.

$$x(t) = A[1 + \Delta A(t)]. \exp[j(\varphi_0 + 2\pi f_0 t + \varphi(t) + \Delta\varphi(t))] + \varepsilon(t), \quad 0 \leq t \leq T \quad (10)$$

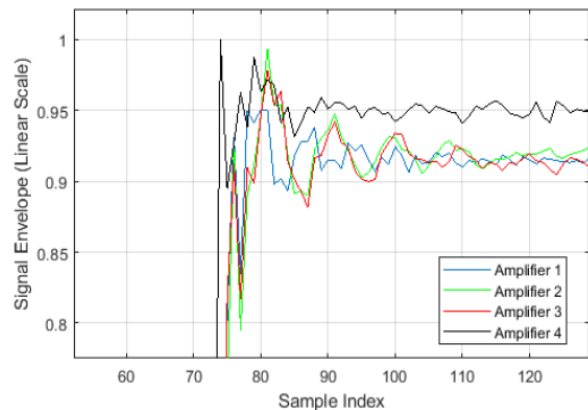
به‌نحوی که A دامنه سیگنال، $\Delta A(t)$ مدولاسیون ناخواسته دامنه، φ_0 فاز اولیه، f_0 فرکانس، $\varphi(t)$ مدولاسیون عمدی و $\Delta\varphi(t)$ مدولاسیون ناخواسته یا غیرعمدی و $\varepsilon(t)$ نویز است. در رادارهای مختلف نوع مدولاسیون فرم مربوط به $\varphi(t)$ را مشخص می‌کند. برای LFM مقدار $\varphi(t) = \pi K t^2$ که k نرخ چیرپ است. برای BPSK مقدار $\varphi(t) = \pi C(t)$ که $C(t)$ مقدار ۰ یا ۱ را می‌پذیرد. برای مدولاسیون‌های دیگر $\varphi(t)$ پیچیده‌تر است. سیگنال‌های هر رادار با رادار دیگر تفاوت اندکی در پوش پالس و مدولاسیون غیرعمدی در فاز دارند. در این تحقیق از مدولاسیون ناخواسته دامنه و پوش سیگنال استفاده می‌شود:

$$|x(t)| = A[1 + \Delta A(t)] \quad (11)$$

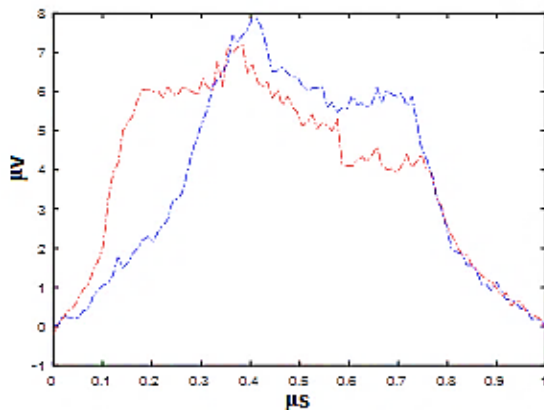
شکل پالس‌های دریافتی در گیرنده سیستم شنود تقریباً به شکل (۳) شباهت دارد. شکل (۴) چند نمونه پوش پالس مربوط به رادارهای هم‌کلاس را نشان می‌دهد. شکل (۵) پوش پالس‌های دریافتی از یک رادار واقعی را نشان می‌دهد.



شکل (۳). شکل موج پالس دریافتی در گیرنده شنود [۲۰]



شکل (۴). شکل موج پوش پالس مربوط به ۴ رادار هم‌کلاس مرجع



شکل (۱۰). همبستگی متوسط دو شکل پالس راداری با مقدار ۰,۷۹۶۸.

۴-۲- زمان صعود و نزول پالس

زمان صعود، زمان بین نقاط ۱۰٪ و ۹۰٪ توان پالس در هنگام صعود و زمان فرود زمان بین ۹۰٪ و ۱۰٪ توان پالس در هنگام فرود است. زمان صعود پالس می‌تواند میانگین زمان صعود رشته پالس مربوطه باشد. انتظار می‌رود زمان‌های صعود و نزول پالس در دو رشته پالس تقریباً مشابه باشند. برای امتیاز تشابه، درصد تفاضل از یک کسر می‌گردد. امتیاز تشابه برای زمان صعود:

$$S_{10} = 1 - (|\Delta t| / \max(\bar{t}_a, \bar{t}_b)) \quad (12)$$

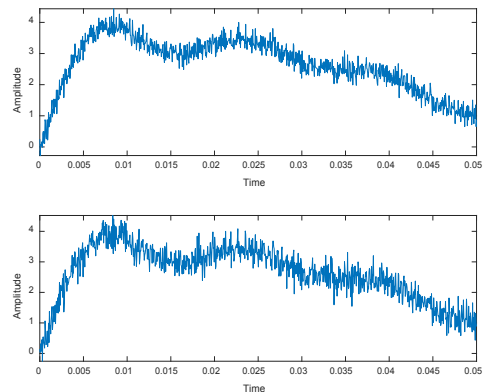
در این فرمول مقدار Δt که برحسب واحد میکروثانیه لحاظ می‌شود برابر است با مقدار اختلاف بین میانگین زمان صعود در دو رشته پالس. رابطه تشابه به نحوی تعریف می‌شود که حاصل عددی بین یک و صفر گردد.

۴-۳- ضریب کشیدگی

ضریب کشیدگی مقدار پراکندگی و انباشتگی داده‌ها را حول میانگین نشان می‌دهد. هرچه مقدار پراکندگی در اطراف میانگین بیشتر باشد، نمودار دارای کشیدگی و بلندتر بوده و بالعکس هرچه مقدار پراکندگی در اطراف میانگین کمتر باشد، نمودار دارای پخی خواهد بود. ضریب کشیدگی برای توزیع نرمال برابر صفر است. در مدل‌سازی احتمالاتی ضریب کشیدگی معیاری از مسطح بودن تابع توزیع است. هر چه مقدار ضریب کشیدگی بیشتر باشد، تغییرات یک مقدار تصادفی بیشتر خواهد بود. اگر μ میانگین و σ انحراف معیار و E امید ریاضی متغیر تصادفی X باشند، آنگاه ضریب کشیدگی $Kur(X)$ در تعریف پیرسون به‌صورت زیر خواهد بود:

$$Kurt(X) = E \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (13)$$

معیار شباهت برای کشیدگی بین دو پالس به‌صورت زیر تعریف می‌شود. اگر دو پالس از نظر کشیدگی شبیه باشند، معیار شباهت برابر ۱ خواهد شد.



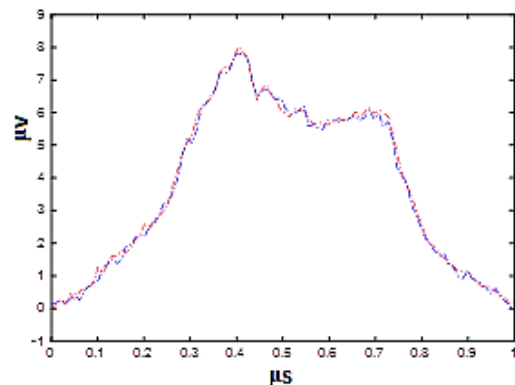
شکل (۸) شبیه‌سازی شکل پالس‌های دریافتی از یک رادار چندحالتی

با استخراج میانگین ویژگی‌های فوق در یک رشته پالس تفکیک‌شده از EPDW، معیارهای شباهت به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

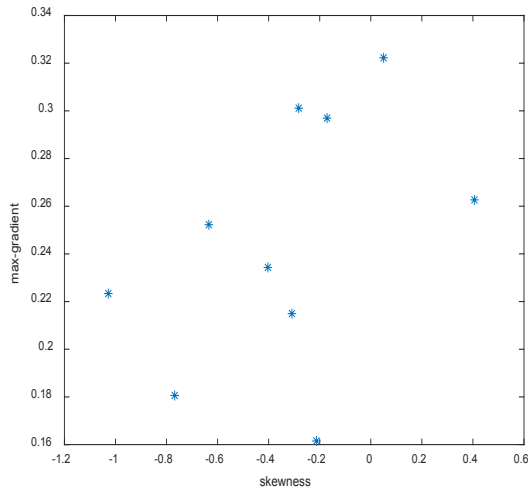
۱- معیار شباهت در شکل پالس‌ها ۲- معیار شباهت در زمان صعود پالس ۳- معیار شباهت در کشیدگی پالس، ۴- معیار شباهت در چولگی پالس ۵- معیار شباهت در بیشترین شیب زمان صعود ۶- معیار شباهت در واریانس زمان صعود پالس

۴-۱- معیار شباهت در شکل پالس‌ها

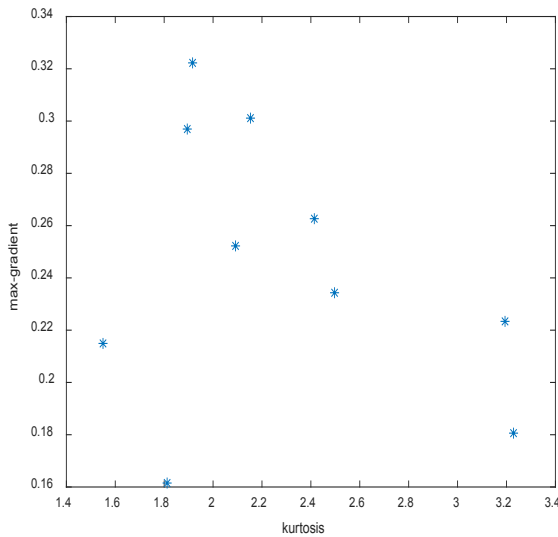
باتوجه به مدارات مشابه در ارسال پالس شامل لامپ نوسان‌ساز، تقویت‌کننده و... انتظار می‌رود که شکل پالس انتشاری از یک رادار، وجه تشابهی از لحاظ پوش دامنه داشته باشد. از این‌رو به بررسی تشابه شکل پالس در دو خوشه با دو نوع مدولاسیون داخلی پرداخته می‌شود. در مقایسه شکل پالس می‌توان از دو رشته پالس یک نمونه انتخاب کرده و با بررسی همبستگی تشابه دو شکل پالس را تشخیص داد. اگر این درصد زیاد باشد، مربوط به یک منبع انتشاری بوده و در غیر این صورت مربوط به دو منبع مختلف خواهند بود. شکل‌های (۹) و (۱۰) مقدار همبستگی بین سیگنال‌ها را نشان می‌دهند.



شکل (۹). دو سیگنال مشابه راداری با همبستگی ۰,۹۹۸۲.



شکل (۱۲) منحنی پراکندگی بیشترین شیب برحسب چولگی برای ۱۰ رادار متفاوت



شکل (۱۳) منحنی پراکندگی بیشترین شیب برحسب کشیدگی برای ۱۰ رادار متفاوت

۴-۶- واریانس زمان صعود پالس

واریانس نوعی سنجش پراکندگی است که نشان می‌دهد داده‌ها حول میانگین چگونه پخش شده‌اند. در واریانس کمتر مقادیر داده‌ها به میانگین نزدیک‌تر است. امتیاز معیار تشابه در واریانس زمان صعود پالس در دو پالس تقریباً مشابه و دو پالس با تفاوت محسوس با رابطه (۱۸) محاسبه و در نرم‌افزار MATLAB شبیه‌سازی شده است:

$$S_{14} = 1 - \frac{|v_1 - v_2|}{\sqrt{(v_1^2 + v_2^2)}} \quad (18)$$

باتوجه به شکل‌های (۱۴) و (۱۵)، تشابه در واریانس زمان صعود شکل (۱۴) زیاد و در شکل (۱۵) کمتر است. از این رو می‌تواند به‌عنوان معیاری برای تشابه دو پالس به کار آید.

$$S_{11} = 1 - \frac{|kur_1 - kur_2|}{\sqrt{(kur_1^2 + kur_2^2)}} \quad (14)$$

۴-۴- چولگی یا ضریب کجی

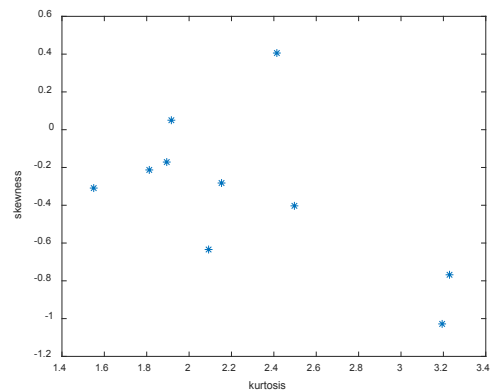
در نمودار توزیع داده‌ها زمانی که میانگین داده‌ها به راست یا چپ کشیده شده باشد، گفته می‌شود که این توزیع دارای چولگی است. چولگی نشان می‌دهد که داده‌ها چقدر به توزیع نرمال نزدیک هستند. ضریب چولگی عددی بین ۳- و ۳+ و برای توزیع نرمال برابر صفر و در توزیع‌های آماری نامتقارن، میزان چولگی مخالف صفر است. ضریب چولگی گشتاوری پیرسون به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Ske(X) = E \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad (15)$$

معیار شباهت برای چولگی بین دو پالس به صورت زیر تعریف می‌شود. اگر دو پالس از نظر چولگی شبیه باشند، معیار شباهت برابر ۱ خواهد شد.

$$S_{12} = 1 - \frac{|Ske_1 - Ske_2|}{\sqrt{(Ske_1^2 + Ske_2^2)}} \quad (16)$$

شکل (۱۱) ضریب چولگی و کشیدگی برای ۱۰ رادار متفاوت را نشان می‌دهد. مبتنی بر این ویژگی می‌توان بین پالس‌های دریافتی از رادارهای مختلف وجه تمایز ایجاد کرد.



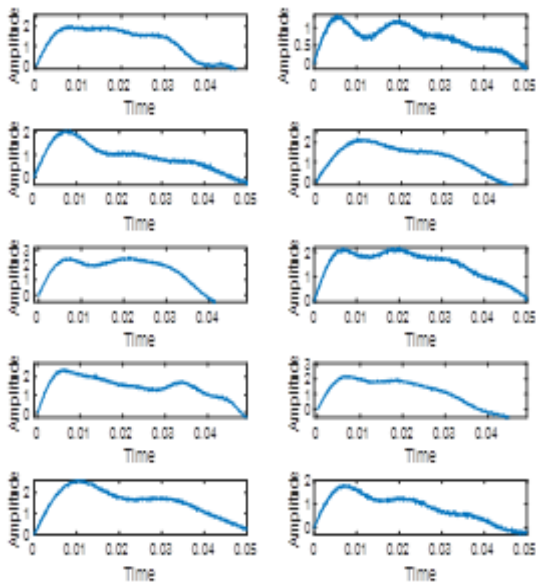
شکل (۱۱) ضریب چولگی و کشیدگی برای ۱۰ رادار متفاوت

۴-۵- بیشترین شیب زمان صعود

بیشترین شیب زمان صعود پارامتر دیگری است که می‌تواند از شکل پالس استخراج شود. شکل‌های (۱۲) و (۱۳) مشخصه بیشترین شیب برحسب پارامترهای کشیدگی و چولگی را برای ۱۰ رادار مختلف نشان می‌دهد. معیار شباهت برای بیشترین شیب زمان صعود به صورت رابطه (۱۷) تعریف می‌شود:

$$S_{13} = 1 - \frac{|Sl_1 - Sl_2|}{\sqrt{(Sl_1^2 + Sl_2^2)}} \quad (17)$$

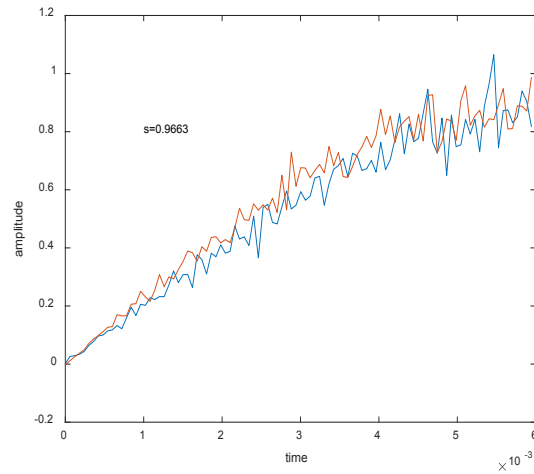
شکل (۱۷) ساختار شبکه عصبی LVQ تحت آموزش را نشان می‌دهد. شرایط ورودی، ۱۵ رادار چندحالتی و ۲۰ رادار مجزا را شبیه‌سازی می‌کنند. بردار معیارهای تشابه حاصل از ویژگی‌های قابل استخراج از پارامترهای کلاسیک و شکل پالس راداری که در دو بخش قبل به دست آمده، شامل ۱۴ معیار تشابه و در حدود ۲۰۰ حالت ورودی است که به شبکه اعمال می‌گردد. در فرآیند آموزش، ۷۰ درصد از داده‌ها به عنوان داده آموزش، ۲۰ درصد به عنوان داده تست و ۱۰ درصد به عنوان داده تأیید در نظر گرفته شده است. شکل (۱۸) ماتریس ابهام طبقه‌بندی داده‌ها را که با شبکه عصبی LVQ انجام شده، نشان می‌دهد. در این حالت طبقه‌بندی با دقتی بیش از ۹۴٪ درصد انجام شده است.



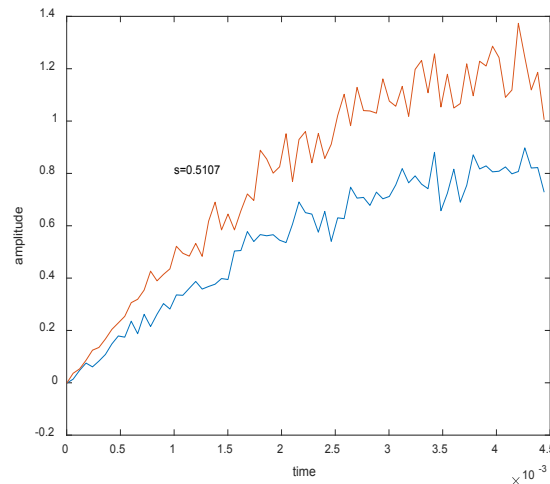
شکل (۱۶). نمایش ۱۰ پالس متفاوت راداری دریافت شده توسط شبیه‌ساز سیستم شنود

سپس شبکه فوق با معیارهای شباهت حاصل از پارامترهای کلاسیک آموزش داده شده و خروجی دقت ۸۹٫۵ درصد را نشان می‌دهد؛ بنابراین به‌ازای افزایش ویژگی‌ها دقت تفکیک و شناسایی رادارهای چندحالتی افزایش یافته و به ۹۴٫۷ درصد رسیده است. به همین ترتیب داده‌ها به یک شبکه عصبی چندلایه و شبکه پرسپترون تک‌لایه اعمال شده و مطابق جدول (۲) دقت طبقه‌بندی با معیارهای تشابه حاصل از PDW توسعه‌یافته افزایش یافته است.

شکل (۱۹) منحنی دقت طبقه‌بندی رادارها با معیارهای حاصل از ویژگی‌های توسعه‌یافته و معیارهای حاصل از پارامترهای کلاسیک را برای دو شبکه عصبی LVQ مشابه که در SNR برابر ۰٫۵ dB آموزش دیده‌اند، نشان می‌دهد. نتایج شبیه‌سازی دقت بالاتری را در طبقه‌بندی با معیارهای حاصل از ویژگی‌های توسعه‌یافته نشان می‌دهد. در شکل (۲۰) که با رگرسیون منحنی‌های شکل (۱۹) به دست آمده، نتایج واضح‌تر است.



شکل (۱۴). محاسبه امتیاز تشابه در واریانس زمان صعود پالس در دو پالس تقریباً مشابه با مقدار ۰٫۹۶۶۳

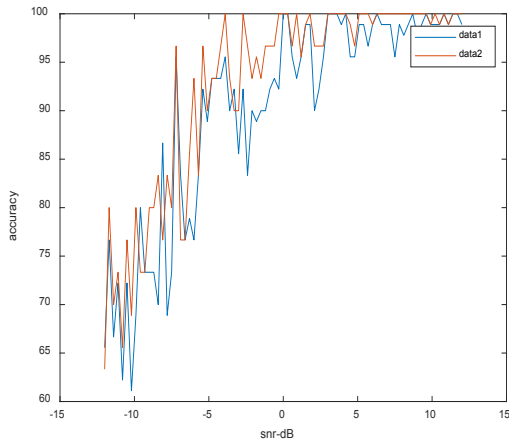


شکل (۱۵). محاسبه امتیاز تشابه در واریانس زمان صعود پالس در دو پالس تقریباً متفاوت با مقدار ۰٫۵۱۰۷

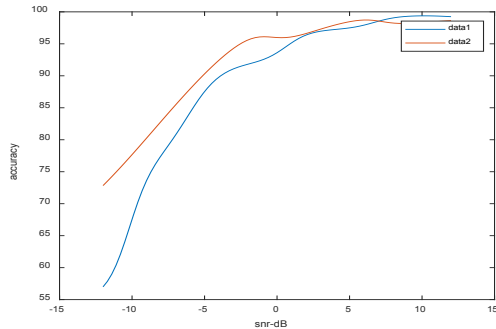
۵- آموزش شبکه LVQ با سناریوی ورودی

در این تحقیق داده‌های ورودی ترکیبی از داده‌های واقعی و داده‌های شبیه‌سازی شده است. داده‌های واقعی از جدول داده‌های یک سیستم شنود دریافت شده و شامل PDW سنتی است. داده‌های شبیه‌سازی شده پارامترهای توسعه‌یافته‌ای است که از سیگنال شبیه‌سازی شده استخراج می‌گردد. شکل (۱۶) ده پالس متفاوت راداری دریافت شده توسط شبیه‌ساز سیستم شنود را نشان می‌دهد. جدول آموزش شبکه شامل معیارهای شباهت بین رشته پالس‌های رادارهای متفاوت با برچسب صفر و معیارهای شباهت بین دو رشته پالس ۱۵ رادار چندحالتی با برچسب ۱ است.

ابتدا یک شبکه عصبی LVQ با طبقه‌بندی با ناظر آموزش دیده و بعد از این در شرایط جدید خود شبکه تصمیم‌گیری نموده تا رادارهای چندحالتی را از میان رادارهای معمول تشخیص دهد.



شکل (۱۹). منحنی‌های دقت طبقه‌بندی رادارها با معیارهای تشابه حاصل از ویژگی‌های توسعه‌یافته و معیارهای تشابه حاصل از پارامترهای کلاسیک در SNRهای مختلف

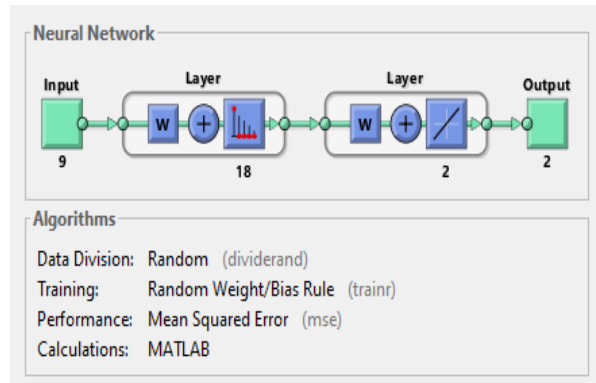


شکل (۲۰). منحنی‌های دقت طبقه‌بندی رادارها با معیارهای تشابه حاصل از ویژگی‌های توسعه‌یافته و معیارهای تشابه حاصل از پارامترهای کلاسیک با انجام رگرسیون

باتوجه به این‌که تحقیق مشابه با روش پیشنهادی (پردازش ثانوی بر روی رشته پالس‌های تفکیک‌شده با مدولاسیون درون پالسی) انجام نشده، مقایسه کمی امکان‌پذیر نیست. مقالاتی مانند [۸] و [۱۴] صرفاً به تفکیک پالس با استخراج ویژگی از مدولاسیون درون پالسی پرداخته و در خصوص رادارهای با تغییر مدولاسیون درون پالسی ضعف اساسی دارند. مقالاتی مانند [۱۱] بدون ورود به بحث مدولاسیون درون پالسی در خصوص رادارهای با پارامتر متغیر در شرایط خاص مانند ثبات نسبی دامنه در سیستم‌های هوایی تحقیق نموده و در تشخیص رادار چندحالتی با تغییر مدولاسیون درون پالسی کارایی ندارند.

۶- نتیجه‌گیری

در این تحقیق یک چارچوب مناسب برای تشخیص رادارهای چندحالتی با قابلیت تغییر مدولاسیون درون پیشنهاد شده است. این روش شامل پردازش تکمیلی رشته پالس‌های تفکیک‌شده بر مبنای مدولاسیون درون پالسی با استخراج معیارهای تشابه از کلمات توصیف‌کننده پالس توسعه‌یافته است. معیارهای تشابه با



شکل (۱۷). ساختار شبکه عصبی LVQ تحت آموزش

Train Confusion Matrix			Validation Confusion Matrix									
Output Class \ Target Class	1	2	1	2	1	2						
1	10 15.2%	1 1.5%	90.9%	9.1%	1 10.0%	1 10.0%	50.0%	50.0%				
2	3 4.5%	52 78.8%	94.5%	5.5%	0 0.0%	8 80.0%	100%	0.0%				
	76.9%	98.1%	93.9%	23.1%	1.9%	6.1%	100%	88.9%	90.0%	0.0%	11.1%	10.0%

Test Confusion Matrix			All Confusion Matrix							
Output Class \ Target Class	1	2	1	2	1	2				
1	1 5.3%	0 0.0%	100%	0.0%	12 12.6%	2 2.1%	85.7%	14.3%		
2	0 0.0%	18 94.7%	100%	0.0%	3 3.2%	78 82.1%	96.3%	3.7%		
	100%	100%	100%	0.0%	80.0%	97.5%	94.7%	20.0%	2.5%	5.3%

شکل (۱۸). ماتریس ابهام نتایج طبقه‌بندی با شبکه عصبی LVQ

جدول (۲). جدول مقایسه: با توسعه ویژگی‌ها دقت طبقه‌بندی در هر یک از شبکه‌های عصبی افزایش می‌یابد.

نوع شبکه	نتیجه طبقه‌بندی با ویژگی‌های استخراجی از داده‌های کلاسیک	نتیجه طبقه‌بندی با ویژگی‌های توسعه‌یافته
شبکه عصبی LVQ	۸۹٫۵ درصد	۹۴٫۷ درصد
شبکه پیشرو	۸۴٫۵ درصد	۹۰ درصد
شبکه چندلایه	۸۵٫۳ درصد	۹۸٫۹ درصد

- (China), vol. 31, no. 2, pp. 107-114, 2014, doi: 10.1007/s11767-014-3178-7.
- [۸] Y. Sun, J. Li, F. Lin, and G. Pan, "Automatic Signal Modulation Recognition based on Deep Convolutional Neural Network," in *3rd International Conference on Computer Engineering, Information Science & Application Technology (ICCIA 2019)*: Atlantis Press, pp. 550-554, 2019.
- [۹] S. M. Hosseini Andargoli, J. Ghalandari, N. Zareian, and M. Mollazadeh Golmahaleh, "Identification and classification of same type radars with frequency hopping based on radar signature," *Iranian Journal of Marine Science and Technology*, 2022.
- [۱۰] K. Gençol, A. Kara, and N. At, "Improvements on deinterleaving of radar pulses in dynamically varying signal environments," *Digital Signal Processing*, vol. 69, pp. 86-93, 2017, doi: 10.1016/j.dsp.2017.06.010.
- [۱۱] R. A. S. P. Bayat, M. M. Nayebi, "The Deinterleaving of Radar Pulses in Interception systems," master of science, Toosi University of Technology, 2010 (in Persian).
- [۱۲] G. Revillon, A. Mohammad-Djafari, and C. Enderli, "Radar emitters classification and clustering with a scale mixture of normal distributions," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 13, no. 1, pp. 128-138, 2018.
- [۱۳] Z. Wu, Z. Yang, H. Sun, Z. Yin, and A. Nallanathan, "Hybrid radar emitter recognition based on rough k-means classifier and SVM," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2012, no. 1, pp. 1-9, 2012.
- [۱۴] G. Zhang, "Intra-pulse modulation recognition of advanced radar emitter signals using intelligent recognition method," in *International Conference on Rough Sets and Knowledge Technology*, Springer, pp. 707-712, 2006.
- [۱۵] Q. Guo, P. Nan, and J. Wan, "Signal classification method based on data mining for multi-mode radar," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 27, no. 5, pp. 1010-1017, 2016.
- [۱۶] J. Wan, P. Nan, Q. Guo, and Q. Wang, "Multi-mode radar signal sorting by means of spatial data mining," *Journal of Communications and Networks*, vol. 18, no. 5, pp. 725-734, 2016.
- [۱۷] S. Q. Wang, J. Bai, X. Y. Huang, C. Y. Gao, and P. F. Wan, "Analysis of radar emitter signal sorting and recognition model structure," *Procedia Computer Science*, vol. 154, pp. 500-503, 2019.
- [۱۸] S. Talati and M. H. Ahangar, "Combining Principal Component Analysis Methods and Self-Organized and Vector Learning Neural Networks for Radar Data," *Majlesi Journal of Telecommunication Devices*, vol. 9, no. 2, pp. 65-69, 2020.
- [۱۹] L. Fausett, "Fundamental Of Neural Network," ed: Prentice Hall International Edition, 1994.
- [۲۰] J. Ghalandari, S. M. Hosseini Andargoli, N. Zarei, and M. Molazadeh Golmahaleh, "A ویژگی‌های متمایزکننده راداری جهت بررسی شباهت بین دو رشته پالس محاسبه می‌گردد. داده ورودی ترکیبی از داده‌های واقعی یک سیستم شنود با پارامترهای سنتی و ویژگی‌های توسعه‌یافته مربوط به شکل پالس است که توسط یک شبیه‌ساز فراهم می‌شود. در نهایت جدول داده شامل ۱۴ معیار تشابه و در حدود ۲۰۰ حالت ورودی از رادارهای چندحالتی و متمایز به یک شبکه عصبی LVQ اعمال شده و پس از آموزش شبکه در شرایط عملیاتی جدید، رادارهای چندحالتی قابل تشخیص خواهند بود. نتایج شبیه‌سازی دقت بالاتری را برای طبقه‌بندی با معیارهای حاصل از ویژگی‌های توسعه‌یافته نسبت به معیارهای حاصل از پارامترهای کلاسیک در SNRهای مختلف نشان می‌دهد. در تحقیقات مشابه، تنها رادارهای چندحالتی با قابلیت تغییر فرکانس و PRI بررسی شده ولی با روش پیشنهادی رادارهای با قابلیت تغییر انواع پارامترها به همراه تغییر نوع مدولاسیون درون پالسی، قابل تشخیص هستند. نوآوری تحقیق، تعریف و توسعه ویژگی‌های متمایزکننده و ایده معیارهای تشابه برای تشخیص رادارهای چندحالتی است.
- ### مراجع
- [۱] J. Dudczyk, "Radar Emission Sources Identification Based on Hierarchical Agglomerative Clustering for Large Data Sets," *Journal of Sensors*, vol. 2016, p. 1879327, 2016, doi: 10.1155/2016/1879327.
- [۲] M. Ghalandari and M. Aghababie, "Nearest neighbor method with priority selection of denser clusters by analysis of similarity matrix for radar pulse clustering," *Iranian journal of Marine technology*, vol. 4, no. 4, pp. 13-24, 2018.
- [۳] N. G. a. P. S. Vimala, "Generation and Deinterleaving of Radar Signals in Electronic Warfare Environment using SDIF Histogram Algorithm," *International Journal of Scientific Research and Reviews*, vol. 7, 4, p. 10, 2018.
- [۴] A.-L. He, D.-G. Zeng, J. Wang, and B. Tang, "Multi-parameter signal sorting algorithm based on dynamic distance clustering," *Journal of Electronic Science and Technology*, vol. 7, no. 3, pp. 249-253, 2009.
- [۵] S. Wei, Q. Qu, H. Su, J. Shi, X. Zeng, and X. Hao, "Intra-pulse modulation radar signal recognition based on Squeeze-and-Excitation networks," *Signal, Image and Video Processing*, pp. 1-9, 2020.
- [۶] T. R. Kishore and K. D. Rao, "Automatic intrapulse modulation classification of advanced LPI radar waveforms," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 53, no. 2, pp. 901-914, 2017.
- [۷] S. Dai, W. Lei, Y. Cheng, and D. Wang, "Clustering of DOA data in radar pulse based on SOFM and CDBw," *Journal of Electronics*

- framework for multi-mode radars discrimination based on extended PDW," in *Radar*, vol. 9, no. 2: Imam Hussein University, pp. 107-117, 2022.
- [۲۱] H. Zang and Y. Li, "Overview of radar intrapulse modulation recognition," in *AIP Conference Proceedings*, 2017, vol. 8., no. 1: AIP Publishing LLC, p. 020048, 1967.
- [۲۲] S. U. Rehman, K. Sowerby, and C. Coghill, "RF fingerprint extraction from the energy envelope of an instantaneous transient signal," in *2012 Australian Communications Theory Workshop (AusCTW)*, IEEE, pp. 90-95, 2012.
- [۲۳] G. Revillon, "Uncertainty in radar emitter classification and clustering," 2019 .
- [۲۴] R. Wiley, *ELINT: The interception and analysis of radar signals*. Artech, 2006.
- [۲۵] G. Gok, Y. K. Alp, and O. Arikan, "A new method for specific emitter identification with results on real radar measurements," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 3335-3346, 2020.

