

مدلی برای تشخیص اهداف و دسته‌بندی پالس‌های سیستم رادار ۶ آنتنی با شبکه‌های عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک

الناز نصیرزاده^۱، سیاوش بیات^۲، شاهرخ قائم مقامی^۳

۱- پژوهشگر پسادکتر، مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

۲- استادیار، مهندسی برق و الکترونیک، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

۳- استادیار، مهندسی برق و الکترونیک، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

(دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۲/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۱۴)

چکیده

در این تحقیق مدلی برای تشخیص اهداف و دسته‌بندی پالس‌های دریافتی توسط سیستم رادار ۶ آنتنی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. مدل پیشنهادی از دو بخش کلی خوشه‌بندی و دسته‌بندی تشکیل شده است. در فرآیند خوشه‌بندی، پالس‌های مختلفی که توسط هر یک از آنتن‌های رادار دریافت می‌شوند به نحوی خوشه‌بندی می‌گردند که پالس‌های مربوط به هر هدف در خوشه مربوط به همان هدف قرار می‌گیرند و در انتها نتایج حاصل از خوشه‌بندی با الگوریتم‌های مختلف، توسط شاخص دان مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. در فرآیند دسته‌بندی نیز به کمک شبکه عصبی به پیش‌بینی زاویه هدفی که ویژگی‌های آن توسط آنتن‌ها دریافت شده، پرداخته شده است که وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شده‌اند. برای تنظیم پارامترها نیز از روش تاگوچی استفاده شده است که به کمک آن بهترین مقادیر پارامترها انتخاب شده و شبکه عصبی با کمک این مقادیر آموزش داده شده است و در پی آن دقت پیش‌بینی زاویه پالس دریافتی تا ۹۸٪/۵۵ افزایش پیدا کرده است.

واژه‌های کلیدی: رادار، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، دسته‌بندی، خوشه‌بندی

A Model for Detecting Targets and Classifying Pulses of 6-Antenna Radar Systems with Neural Networks Optimized by Genetic Algorithm

Abstract

In this research, a model for detecting targets and classifying the pulses received by the 6-antenna radar system using artificial neural networks optimized by genetic algorithm is presented. The proposed model consists of two main parts: clustering and classification. In the clustering process, the different pulses received by each of the radar antennas are clustered in such a way that the pulses of each target are placed in the cluster of the same target, and finally the results of clustering with different algorithms are evaluated by Dunn index. In the classification process, using the neural network, the target angle is predicted, the characteristics of which are received by the antennas, and the weights and biases of the neural network are optimized by a genetic algorithm. To adjust the parameters, Taguchi method has been used to select the best values of the parameters and the neural network has been trained with these values, and as a result, the accuracy of predicting the received pulse angle has increased to 98.55%.

Key words: Radar, Neural Network, Genetic Algorithm, Classification, Clustering

مقدمه

سیستم‌های راداری در نظارت و رهگیری هواپیماها و موشک‌ها، اهداف دریایی یا زمینی و اجرام فضایی، بحث‌های هواشناسی، اندازه‌گیری سرعت وسایل نقلیه، پیدا کردن مین در زمین، فرود دقیق، عکس‌برداری از کره‌های دیگر با رادار تصویری، پرهیز تصادم، نظارت بر اهداف جنبنده در زمین و نقشه برداری مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱-۳].

امروزه مسئله اعمال الگوریتم‌های یادگیری بر روی سیگنال‌های دریافت شده توسط سیستم راداری، در تعدادی از برنامه‌های کاربردی مانند ردیاب رادیویی و ارتباطات موبایلی مورد استفاده قرار گرفته است [۱، ۴]. یادگیری و در پی آن کشف دانش، حوزه جدیدی میان رشته‌ای و در حال رشدی است که حوزه‌های مختلفی مانند پایگاه‌داده، آمار، علوم کامپیوتر و سایر زمینه‌های مرتبط را با هم تلفیق کرده تا اطلاعات و دانش ارزشمند نهفته در حجم بزرگی از داده‌ها را استخراج نماید [۳-۵].

در این تحقیق مدلی برای تشخیص اهداف و دسته‌بندی پالس‌های دریافتی توسط سیستم رادار ۶ آنتی با استفاده شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم ژنتیک ارائه است. بدین منظور سیستمی پیشنهاد داده‌ایم که به طور کلی از دو قسمت خوشه‌بندی و دسته‌بندی تشکیل شده است. هدف از خوشه‌بندی این است که پالس‌های مختلفی که توسط آنتن‌های رادار دریافت می‌شوند را به نحوی خوشه‌بندی کنیم که پالس‌های مربوط به هر هدف در خوشه مربوط به همان هدف قرار بگیرند. یعنی به اندازه تعداد اهداف خوشه داشته باشیم و هر پالس جدیدی که دریافت شد ابتدا بررسی شود که آیا داده واقعی است یا نویز (این را از طریق آستانه‌هایی که برای نویز بودن یک پالس تعیین کردیم به دست می‌آوریم) سپس در صورت اینکه تشخیص داده شد پالس دریافتی نویز نیست طی عملیات دسته‌بندی تعیین می‌شود که این پالس متعلق به کدامیک از هدف‌های دریافتی است.

در این روش پیشنهادی از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زوایا استفاده شده که در آموزش آن از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری بهینه‌وزن‌ها و بایاس‌ها بهره گرفته شده است. برای انتخاب بهترین مقادیر برای الگوریتم ژنتیک نیز از طراحی آزمایش‌های تاگوچی استفاده شده است و برای هر پارامتر پنج سطح مختلف مورد بررسی قرار گرفتند و بهترین

مقادیر آنها که خطای زاویه کمتری را داشت استخراج گردید. سیستم پیشنهاد شده به طور تجربی در باند فرکانسی Ku اعتبارسنجی شده است. با توجه به نتایج به دست آمده نشان داده شده است که دقت پیش‌بینی زاویه پالس‌های دریافتی برابر با ۹۸/۵۵٪ خواهد بود. بنابراین به کمک این سیستم پیشنهادی می‌توان زاویه مجموعه‌ای از پالس‌هایی که روی هم افتادگی دارند را بدون ابهام و با دقت بالایی تخمین زد.

ساختار مقاله بدین شرح است که در بخش دوم، تحقیقاتی که در زمینه سیستم‌های راداری و اعمال الگوریتم‌های مختلف بر روی آن‌ها انجام شده است مورد بررسی قرار گرفته و توضیحاتی در خصوص سیستم‌های راداری بیان شده است. در بخش سوم، روش پیشنهادی و متدولوژی تحقیق با جزئیاتی که شامل اعمال روش‌های خوشه‌بندی و دسته‌بندی بر پالس‌های دریافتی توسط سیستم راداری، نحوه نمایش جواب و پیش پردازش داده‌ها است مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش چهارم نتایج، با استفاده از طراحی آزمایش‌های تاگوچی ارزیابی شده و بهترین مقادیر برای پارامترها مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و شبکه با کمک بهترین پارامترها آموزش داده می‌شود و کارایی سیستم، اعتبارسنجی می‌گردد. در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری کلی تحقیق ارائه شده است.

پیشینه تحقیق

به طور کلی حوزه پردازش و تجزیه تحلیل داده هر روز جذابیت و مقبولیت بیشتری پیدا می‌کند و با استفاده از تحلیل حجم‌های بیشتری از داده‌ها، می‌توان تحلیل‌های بهتر و پیشرفته‌تری را برای مقاصد مختلف، از جمله مقاصد تجاری، پزشکی و امنیتی ارائه داد و نتایج مناسب‌تری با توجه به پایگاه داده دریافت کرد [۳-۵].

یکی از حوزه‌هایی که امروزه به طور گسترده‌ای در آن از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شود، حوزه پردازش و تجزیه و تحلیل سیگنال‌های راداری است [۶]. در گذشته سیگنال‌های راداری بیشتر در سیستم‌های دفاعی مورد استفاده قرار می‌گرفتند، اما امروزه برنامه‌های در حال ظهور، حوزه‌های جدیدی را برای سیگنال‌های راداری در پیش‌بینی هوا، کنترل آلودگی، مشاهدات فضایی و ناوبری‌ها به وجود آورده‌اند [۷-۹]. به نحوی که می‌توان گفت حوزه پردازش سیگنال‌های راداری وارد عرصه جدیدی شده و رویکردهای قدرتمندی برای پردازش

در سال ۲۰۱۸، کانگ و همکاران [۱۵] بر دسته‌بندی رادار با استفاده از شبکه عصبی پیچشی^۹ تمرکز کردند. کار تحقیقاتی آنها با تعریف پارامترها، سپس تجزیه و تحلیل زمان و طیف سنجی بخش حقیقی سیگنال و در نهایت شناسایی سیگنال با تبدیل فوریه کوتاه مدت^{۱۰} (STFT) آغاز شد. پس از مقایسه قسمت حقیقی و طیف‌سنج سیگنال رادار، آنها نتیجه‌گیری کردند که کارایی دسته‌بندی رادار به طور مستقیم با تعداد انتزاعات ویژگی‌ها^{۱۱} در ارتباط است.

در سال ۲۰۱۹، یانگ و همکاران [۱۶] از روش تبدیل بسته موجک^{۱۲} (WPT) و روش تجزیه بسته موجک^{۱۳} (WPD) روی سیگنال‌های رادار برای تجزیه و تحلیل زمان و فرکانس استفاده کردند. همچنین تعدادی مقاله مربوط به برنامه‌های دفاعی و نظارتی منتشر شده است که بر روی تکنیک‌های تشخیص سیگنال رادار و اندازه‌گیری پارامترهای مهم آن متمرکز شده‌اند [۱۷-۱۹]. برخی از مقالات نیز به تجزیه و تحلیل فرکانس زمان سیگنال پرداخته‌اند [۲۰-۲۲].

بگوی و همکاران [۷] نیز روی سیگنال‌های رادار و روش‌های استخراج ویژگی‌های مورد استفاده در تحلیل سیگنال‌های راداری تمرکز کرده‌اند. آنها تحلیل‌ها خود را با استفاده از مدل LSTM و با به کارگیری تبدیل موجک برای نویز زدایی انجام دادند و نشان دادند که تبدیل موجک Haar از بیشترین دقت برخوردار است.

در مرجع [۲۳] سیستم تک پالسی پیشنهاد شده است که بر اساس نرخ‌های پیچیده دلخواه بین خروجی‌های آنتن بنا نهاده شده است. در مرجع [۲۴] سیستم تک پالسی پیاده‌سازی شده است که بر اساس معماری مبتنی بر دامنه است و همچنین نشان داده شده است که برای نرخ‌های سیگنال به نویز^{۱۴} (SNR) که دارای مقدار 26dB یا بیشتر هستند، می‌توان خطای تخمین زاویه را به کمتر از ۱ رساند. یک سیستم تخمین زاویه بر اساس اختلاف‌های دامنه بین سیگنال‌های دریافتی توسط آنتن گیرنده/فرستنده در رادار ۸ آنتنی توسط لی و همکارانش در مرجع [۲۵] پیاده‌سازی شده است.

سیگنال پیشرفته طراحی شده است که می‌تواند به لطف تحولات الگوریتمی و پیشرفت مداوم در محاسبات سریع (که روز به روز ارزان‌تر نیز می‌شود)، قابل اجرا باشند.

در این بین شناسایی اهداف یکی از مهمترین کاربردهای رادارها می‌باشد که به طور گسترده مورد استفاده عملیاتی قرار گرفته است [۱۰]. شناسایی هدف را می‌توان نوعی مسئله دسته‌بندی در نظر گرفت که در آن بررسی می‌شود که آیا سیگنال آزمایش شده از انعکاس اهداف موجود تشکیل شده است یا صرفاً با نویزها مطابقت دارد. در واقع منظور از شناسایی اهداف، تشخیص صحیح اهداف در چشم‌انداز رادار است. پردازش سیگنال رادار سنتی شامل چندین فرآیند نظیر فیلتر کردن همسان، پردازش داپلر و آزمون فرضیه است. روش آزمون فرضیه کلاسیک در پردازش سیگنال رادار، روش CFAR^۱ است که از قانون نیومن-پیرسون برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کند [۱۱].

اخیراً بسیاری از محققان بر روی بکارگیری رویکردهای نوین یادگیری برای تجزیه و تحلیل مسائل راداری متمرکز شده‌اند و آنها را برای کاربردهای راداری مختلف توصیه کرده‌اند. در مقاله [۱۲] و [۱۳] از رویکردهای نوین یادگیری برای شناسایی خودکار اهداف راداری (ATR): به معنی استفاده از ویژگی‌های سیگنال هدف برای شناسایی خودکار نوع هدف استفاده کرده‌اند.

در سال ۲۰۱۶، لی و همکاران [۱۴] با بکارگیری راهکارهای یادگیری عمیق، مبحث تشخیص ساطع‌کننده^۲ رادار را مورد بررسی قرار دادند. آنها یک شبکه باور عمیق (DBN)^۳ را آموزش دادند و آموزش لایه به لایه حریصانه^۴ را با کمک ماشین بولتزمن محدود شده^۵ (RBM) با تنظیم محدود به کار گرفتند. در مطالعه آنها مقایسه‌ای بین روش‌های نسبت سیگنال به نویز^۶ (SNR)، پس انتشار خطا^۷ (BP) و ماشین بردار پشتیبان^۸ (SVM) برای تجزیه و تحلیل عملکرد انجام شده است.

⁸ Support Vector Machines

⁹ Convolutional Neural Network

¹⁰ Short Term Fourier Transform

¹¹ Feature abstractions

¹² Wavelet Packet Transform

¹³ Wavelet packet decomposition

¹⁴ Signal to noise ratio

¹ Constant false alarm rate

² Emitter

³ Deep Belief Network

⁴ Greedy Layer-wise Training

⁵ Restricted Boltzmann Machine

⁶ Signal-to-noise ratio

⁷ Back propagation

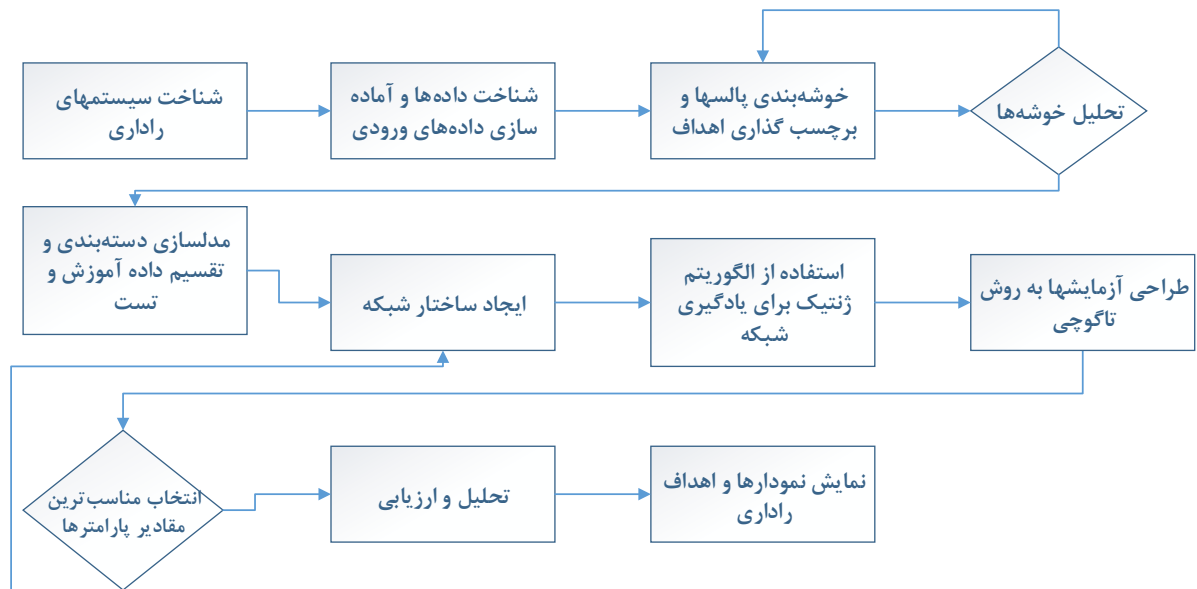
زاویه حدود ۲ درجه در یک محدوده زاویه با بیش از ۳۶۰ درجه و فرکانس پهنای باند ۱۱ گیگا هرتز به دست آمده است. رویکردی مشابه که همبستگی الگوی توان نامیده می‌شود در تعدادی از پرتوهایی که توسط رادیاتور الکترونیکی شناسایی شده‌اند توسط تیلفر و همکارانش در مرجع [۲۶] پیاده‌سازی شده است. در این مقاله هم کارایی بالا با خطای زاویه میانگین کمتر از ۱/۵ روی ۳۶۰ قطاع دایره کامل به دست آمده است. اگرچه در نتایج مقالات [۲۴] و [۲۶] امکان‌سنجی رسیدن به تخمین‌های دقیق زاویه تنها توسط پردازش دامنه بر اساس معیار توان و الگوهای ضبط شده نیاز به محاسبه روی همه قطاع‌های دایره‌ای زاویه‌دار به دست آمده است که این امر زمان پردازش را افزایش می‌دهد. این مسئله علاوه بر زمان لازم برای تعویض بین پالس‌ها، موضوع مهمی به شمار می‌آید. سیستمی که در این مقاله ارائه شده است از سیستم تک پالس الهام می‌گیرد و از داده دامنه استفاده می‌کند. به جای استفاده از تنها دو ورودی که در مرجع [۲۴] پیشنهاد شده است، ۹ تابع پالس توسط یک شبکه شکل گرفته است که از ابهامات جلوگیری می‌کند. ۹ مقدار دامنه نرمال شده توسط شبکه‌های عصبی پردازش شده‌اند که زاویه را روی کل محدوده جهات ممکن ارزیابی می‌کند. این روش سرعت پردازش را بالا می‌برد و مهم‌تر از آن همه الزامات فاز و کالیبراسیون دامنه را از بین می‌برد. رویکرد شبکه‌عصبی به طور موفقیت آمیزی در [۲۷] و [۲۸] برای سیستم‌هایی که تنها یک زاویه را تخمین می‌زدند مورد استفاده قرار گرفته بود. در مرجع [۲۹] تخمین‌های زاویه با استفاده از یک سیستم مبتنی بر شبکه عصبی و سایر الگوریتم‌های یادگیری مورد مقایسه قرار گرفتند. دقت هر دو رویکرد شبیه به هم بود اما روش شبکه عصبی به طور قابل توجهی از سرعت پردازش بالاتری برخوردار بود. سیستمی که در این تحقیق ارائه شده است جهت ورود را در یک قطاع دایره مخروطی پیدا می‌کند و بنابراین دو زاویه را تخمین می‌زند. روشی انتشاردهنده که با تنظیمات متفاوت آرایه به شکل L ، نیاز به تجزیه مقدار ویژه را از بین می‌برد، با موفقیت در مقاله [۳۰] پیاده‌سازی شده است. رویکردی بر اساس تجزیه مقدار منحصر به فرد ماتریس‌های همبستگی در [۳۱] ارائه شده است که از دقت بالایی برخوردار است. این تحقیقات عناصر را ایده‌آل فرض می‌کنند و از اتصال متقابل چشم پوشی می‌کنند. یک طرح برای جبران اتصال متقابل آرایه‌ای در مرجع [۳۲] برای

آرایه جهت ورود دو بعدی مدور ارائه شده است. در مرجع [۳۳] سیستم چند پالسی برای بیش از یک هدف در رادارهای چند ورودی- چند خروجی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. به طور کلی دو دسته رادار چند ورودی- چند خروجی وجود دارند. در دسته اول، آنتن‌های فرستنده به نسبت فاصله‌ای که از هدف دارند، به طور گسترده‌ای از هم جدا شده‌اند. بنابراین اهداف می‌توانند از جهات مختلف به طور همزمان شناسایی شوند [۳۴، ۳۵]. دسته دوم رادارهایی هستند که در آن آنتن‌های فرستنده و گیرنده به نسبت محدوده اهداف، نزدیک هم قرار گرفته‌اند [۳۶]. در مرجع [۳۷] نیز روشی برای شناسایی اهداف متحرک ارائه شده است. در یک محیط چند مسیری که چندین تک سیگنال ورودی از جهات مختلف وارد می‌شوند و دارای دامنه‌های متغیر هستند، سیستم باید با پردازش دامنه زمانی رزولوشن بالا تقویت شود تا بتوان سیگنال‌ها را دسته‌بندی نمود [۲].

با توجه به مطالعه تحقیقات گذشته به این نتیجه رسیدیم که روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی زاویه پالس‌های دریافتی نسبت به سایر روش‌ها نتیجه بهتری داشته است. بنابراین ما نیز از این روش استفاده کرده‌ایم و برای بهینه‌سازی آن مقالات مختلفی را مطالعه کردیم و به این نتیجه رسیدیم که امروزه از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی شبکه عصبی استفاده می‌گردد. بارواج و تیواری روش بسیار جالبی برای بهبود شبکه عصبی از طریق الگوریتم ژنتیک پیشنهاد داده‌اند. تعدادی از محققان پیشنهاد داده‌اند که از الگوریتم ژنتیک برای تنظیم کردن وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی استفاده شود [۳۸، ۳۹]. این در حالی است که تحقیقات پیشین از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی شبکه عصبی استفاده نکرده بودند. بنابراین در سیستم از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری بهینه وزن‌ها و بایاس‌های شبکه استفاده کردیم.

متدلوژی تحقیق

در این تحقیق برای خوشه‌بندی و دسته‌بندی پالس‌های دریافتی سیستم رادار ۶ آنتنی از شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. متدلوژی کلی تحقیق در شکل ۱ نشان داده شده است و الگوریتم پیشنهادی نیز در شکل ۲ به نمایش گذاشته شده است.



شکل ۱- متدولوژی تحقیق

```

Begin
Load samples of dataset
Normalize features
Set the percent of the training (xtr%) and testing data(xts%)
Divide xtr% of dataset as training and xts% for testing dataset.
%Network Structure:
Set the number of neurons in input, hidden and output layers
Generate neural network structure
%Train network Using Genetic Algorithm:
Set population size
Set number of generation
Set crossover rate
Set mutation rate
Initialize population with random candidate solution
Evaluate each candidate based on the difference between real output and estimate output in Neural
Network trained with the value of each chromosome
Set the best fit, bestSol
Set iteration ←0
do while (iteration < numOfGen)
    Select the best fit individual for parents based on the result of network
    Apply crossover on structure of the selected parents
    Apply mutation on structure of the solution
    Evaluate the fitness of new individuals based on the result of network
    Replace least fit individual in the population with new individuals
    Update the bestSol
    Iteration++
endwhile
Return the bestSol

```

شکل ۲- شبه کد الگوریتم پیشنهادی

همین ترتیب داده‌های مربوط به باندهای مختلف به طور جداگانه در خوشه‌های مربوطه قرار داده می‌شوند.

جدول ۲- ویژگی‌های پالس‌های دریافت شده توسط رادار	
مشخصه	توضیح
شناسه (ID)	به هر پالس شناسه‌ای اختصاص داده شده است که به کمک آن بتوان پالس مورد نظر را شناسایی نمود. به نحوی این پارامتر به عنوان کلید اصلی ^{۱۵} پالس‌ها در پایگاه داده شناخته می‌شود.
زاویه ^{۱۶} (AOA)	این ویژگی زاویه دریافت سیگنال را بر حسب درجه نشان می‌دهد. اندازه‌گیری AOA را می‌توان با تعیین جهت انتشار موج فرکانس رادیویی که روی آنتن رخ داده یا از روی حداکثر قدرت سیگنال در حین چرخش آنتن، انجام داد. همچنین AOA را می‌توان با اندازه‌گیری اختلاف زمان رسیدن (TDOA) ^{۱۷} بین عناصر منفرد آرایه محاسبه کرد.
فرکانس ^{۱۸} (PRF)	این ویژگی فرکانس پالس دریافتی را بر حسب مگاهرتز نشان می‌دهد. فرکانس تکرار پالس (PRF) تعداد پالس‌های یک سیگنال تکرار شده در یک واحد زمان خاص است که به طور معمول با پالس در ثانیه یا هرتز اندازه‌گیری می‌شود. فاصله تکرار پالس (PRI) نیز فاصله زمانی بین پالس‌ها است. لازم به ذکر است که این دو پارامتر با عبارت $PRF = 1 / PRI$ بهم مرتبط می‌شوند.
زمان ورود ^{۱۹} (TOA)	این ویژگی زمان ورود پالس به سیستم رادار را نشان می‌دهد. در واقع زمانی را بیان می‌کند که آن پالس توسط رادار دریافت شده است. بعبارتی می‌توان گفت TOA زمان مطلق است که سیگنال رادیویی از یک فرستنده خارج می‌شود به یک گیرنده از راه دور می‌رسد. TDOA نیز تفاضل بین TOA ها می‌باشد.
پهنای پالس ^{۲۰} (PW)	طول پالس به معنی طول موج پالس دریافتی توسط رادار است.
آنتن ۱ تا ۶	این ۶ ویژگی، مقادیری که ۶ آنتن رادار دریافت کرده‌اند را نشان می‌دهد.

پیش پردازش و آماده‌سازی داده‌ها

به منظور انجام عملیات خوشه‌بندی باید ویژگی‌هایی در نظر گرفته شوند که همه پالس‌های موجود در یک خوشه در آن

داده‌های مورد استفاده جهت اجرای الگوریتم

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، حاصل از داده‌هایی است که توسط ۶ آنتن سیستم راداری در چهار باند فرکانسی S، C، Ku و X که در جدول ۱ نشان داده شده‌اند، دریافت شده‌اند.

جدول ۱- فرکانس باندهای مختلف راداری

نام باند	حداقل فرکانس	حداکثر فرکانس
باند S	۲ GHz	۴ GHz
باند C	۴ GHz	۸ GHz
باند X	۸ GHz	۱۲ GHz
باند Ku	۱۲ GHz	۱۸ GHz

در واقع آنتن‌های فرستنده ابتدا امواجی را به محیط اطراف فرستاده‌اند و بازخورد آن‌ها توسط آنتن‌های گیرنده دریافت شده است. این سیگنال‌ها توسط سیگنال ژنراتورها ایجاد می‌شوند. سیگنال ژنراتور دستگاهی است که قادر است سیگنال‌ها (امواج) الکترونیکی با مقدار دامنه (ولتاژ) و فرکانس مورد نظر ما را تولید نماید و آن را به خروجی برای وارد کردن به مدار و کارهای دیگر اعمال کند. بازخوردهای دریافت شده توسط آنتن‌های گیرنده به صورت تک پالس‌هایی هستند که یازده ویژگی برای هر یک از آن‌ها ذخیره شده است. این یازده ویژگی در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. این مقادیر در قالب فایل‌های توصیف کننده پالس (PDW) وارد پردازشگر اطلاعات می‌شود. TOA زمان دریافت پالس است و مقدار آن برای محاسبه PRF اهمیت زیادی دارد. زمان ورود n امین سیگنال از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$TOA(n) = TOA(n - 1) + PRI \quad (1)$$

برای انجام عملیات خوشه‌بندی ابتدا با توجه به محدوده باندهایی فرکانسی، آن‌ها را در دسته‌های مربوط به خود قرار دهیم. پس از اجرای این مرحله داده‌های مربوط به باند C که در محدوده ۴۰۰۰ تا ۸۰۰۰ هستند از داده‌های مربوط به باند S که در محدوده ۱۸۵۰ تا ۴۰۰۰ هستند جدا می‌شوند و به

¹⁸ Pulse repetition frequency

¹⁹ Time of arrival

²⁰ Pulse width

¹⁵ Primary Key

¹⁶ Angle of arrival

¹⁷ Time difference of arrival

الگوریتم‌های یادگیری که عبارتند از الگوریتم‌های Kmeans، kmedoids و FCM خوشه‌بندی انجام می‌شود و سپس نتایج حاصل از اجرای هر یک از الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

الگوریتم پیشنهادی برای دسته‌بندی پالس‌ها

همانطور که در بخش دوم توضیح داده شد، تحقیقات قبلی در حوزه سیستم‌های راداری نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند برای شناسایی اهداف مختلف مورد استفاده قرار گیرند. در این روش پیشنهادی از شبکه عصبی بهینه سازی شده توسط الگوریتم ژنتیک استفاده شده است تا بتوان به کمک آن زاویه مجموعه‌ای از پالس‌ها را که روی هم افتادگی دارند بدون ابهام تخمین زد.

شبکه عصبی مصنوعی

به منظور انجام عملیات دسته‌بندی، از بین انواع مختلف شبکه‌های عصبی، در این تحقیق شبکه عصبی چند لایه پرسپترون (MLP) مورد استفاده قرار گرفت زیرا چنین شبکه‌ای به خوبی با مسائل رگرسیون سازگار می‌شود. یک MLP اساساً بر پایه عملیات ریاضی ساده در سطح نرون مانند جمع و ضرب بنا نهاده شده است. بنابراین MLPها برای پیاده‌سازی دسته‌بندی پالس‌های دریافتی در سیستم‌های راداری، مناسب هستند.

توپولوژی MLP به عنوان یک تراحم بین ظرفیت محاسباتی شبکه عصبی و مینیمم کردن ریسک مورد انتظار از تخمین هدف است. به عبارت دیگر، یک موضوع مهم که در انتخاب توپولوژی MLP به آن اشاره شده بود تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان است. به طور کلی شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق از ۳ لایه‌ای که در جدول ۳ نشان داده شده است، تشکیل می‌شود.

جدول ۳- لایه‌های شبکه عصبی مورد استفاده برای دسته‌بندی

نوع لایه	توضیح
لایه	تعداد نرون‌های این لایه برابر با تعداد ویژگی‌های پالس
ورودی	دریافتی است که پس از پیش پردازش، تعداد ۹ ویژگی باقی ماند که عبارتند از: فرکانس، توان، طول پالس، مقادیر دریافتی توسط آنتن‌های ۱ تا ۶.

ویژگی‌ها مشترک باشند و یا تفاوت کمتری نسبت به پالس‌های خوشه‌های دیگر داشته باشند. از این رو ویژگی شناسه را نمی‌توان به عنوان یکی از پارامترهای ورودی الگوریتم‌های خوشه‌بندی در نظر گرفت، چون تأثیری در خوشه‌بندی ندارد و صرفاً به عنوان شناسه‌ای جهت شناسایی پالس‌ها، مورد استفاده قرار می‌گیرد. از بین متغیرهای باقیمانده، متغیر زمان ورود (TOA) به عنوان مشخصه‌ای که پارامتر ورودی الگوریتم‌های خوشه‌بندی باشد، در نظر گرفته نمی‌شود. بلکه این متغیر برای بررسی این است که آیا هدفی که در حال خوشه‌بندی است هنوز هم وجود دارد یا از بین رفته است و باید خوشه مربوط به آن حذف گردد. بنابراین پس از انجام خوشه‌بندی، این مسئله مورد بررسی قرار می‌گیرد که اگر میانگین زمان ورود یک خوشه با پالس‌های دریافتی جدید، تفاوت زیادی داشته باشد آن خوشه حذف می‌شود. علاوه بر آن، مشخصه زمان ورود به معنای زمان ورود پالس می‌باشد. در واقع رادار هنگامی که پالسی را دریافت می‌کند زمان ورود آن را ذخیره می‌نماید. اگر این مشخصه هم به عنوان یکی از ویژگی‌های موجود در خوشه‌بندی در نظر گرفته شود پالس‌هایی را که در زمان‌های نزدیک به هم دریافت شده‌اند را در خوشه‌های مشابه قرار خواهد داد، در حالیکه برای دریافت پالس‌های بازخورد از یک هدف، این پالس‌ها به صورت دوره‌ای و در زمان‌های مختلف دریافت خواهند شد. پس از عملیات حذف ویژگی‌های اضافی، ۴ گروه داده به تعداد باندهای فرکانسی C، S، X و Ku ایجاد شده است که هر کدام حاوی داده‌هایی با ۹ ویژگی هستند.

خوشه‌بندی پالس‌های دریافتی رادار

عملیات خوشه‌بندی می‌بایست روی داده‌هایی که عملیات پیش پردازش داده‌ها روی آن‌ها انجام شده است، اجرا نمود. برای انجام عملیات خوشه‌بندی، الگوریتم‌های بسیاری وجود دارند که اکثر آن‌ها تعداد خوشه‌های مورد نیاز را به عنوان ورودی دریافت می‌نمایند. بنابراین به منظور یافتن عدد مناسب برای حدود تعداد خوشه‌های بهینه، ابتدا بر روی هر یک از دسته‌های مذکور، الگوریتم EM را اجرا گردید. پس از اجرای الگوریتم EM بر روی هر یک از ۴ گروه داده، تعداد خوشه‌های بهینه حاصل می‌گردد. به این صورت که حاصل به دست آمده از الگوریتم EM و بازه اطراف آن (تعدادی بالاتر و پایین‌تر از آن) در نظر گرفته می‌شود و به کمک سه مورد از معروف‌ترین

لایه	تعداد لایه‌های پنهان و اینکه در هر یک از این لایه‌های
پنهان	پنهان چه تعداد نرون وجود داشته باشند توسط کاربر تعیین می‌شود.
لایه خروجی	سینوس و کسینوس زاویه پالس هم به عنوان دو خروجی شبکه عصبی انتخاب شدند. علت انتخاب سینوس و کسینوس این است که اگر بنا بود مقادیر زاویه‌ها از صفر تا ۳۶۰ درجه به عنوان خروجی قرار داده شود به دلیل ناپوستگی در نقاط ابتدایی و انتهایی نتایج اشتباهی را به همراه داشتند. به عنوان مثال ۳۵۸ درجه تا صفر درجه به اندازه ۳۵۸ درجه فاصله داشت در صورتی که در واقع این فاصله برابر ۳ درجه است. بنابراین برای حل این مشکل به جای استفاده از زاویه، سینوس و کسینوس آن مورد استفاده قرار گرفت.

الگوریتم ژنتیک برای یادگیری شبکه

یکی از مشکلات اصلی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند مشکل بیش برازش^{۲۱} می‌باشد. بیش برازش ناشی از تنظیم وزن‌ها برای در نظر گرفتن مثال‌های نادری است که ممکن است با توزیع کلی داده‌ها مطابقت نداشته باشند. تعداد زیاد وزن‌های یک شبکه عصبی باعث می‌شود تا شبکه درجه آزادی زیادی برای انطباق با این مثال‌ها داشته باشد. با افزایش تعداد تکرار، پیچیدگی فضای فرضیه یادگرفته شده توسط الگوریتم بیشتر و بیشتر می‌شود تا شبکه بتواند نویز و مثال‌های نادر موجود در مجموعه آموزش را بدرستی ارزیابی نماید. برای حل مشکل مذکور و سایر مشکلات مشابه، روش‌های جدیدی برای ایجاد شبکه‌های عصبی پدید آمده‌اند که عبارتند از: الگوریتم ژنتیک، شبیه‌سازی تبرید، توابع پایه شعاعی و شبکه‌های بازگشتی.

یکی از مشکلات استفاده از شبکه‌های عصبی در سیستم‌های مختلف تشخیص اندازه مناسب شبکه و وزن‌های آن می‌باشد. یکی از بهترین راه‌ها برای حل این مشکل استفاده از الگوریتم ژنتیک است. الگوریتم ژنتیک به منظور یافتن راه‌حل تقریبی برای بهینه‌سازی مسائل جستجو به کار گرفته می‌شود که نوع خاصی از الگوریتم‌های تکامل بوده که از تکنیک‌های زیست‌شناسی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. الگوریتم ژنتیک برای تکامل جنبه‌های مختلف شبکه عصبی از جمله وزن‌ها، ساختار و تابع یادگیری، استفاده زیادی به عمل آمده

است. بنابراین در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی یادگیری شبکه عصبی استفاده شده است.

الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی یادگیری وزن‌ها و بایاس‌های شبکه، می‌تواند بسیار سریعتر از سایر روش‌ها، نظیر روش استاندارد پس انتشار خطا عمل نماید. برای شبکه‌های کوچک با استفاده از یک ماتریس مشخص می‌شود که هر نرون به چه نرون‌های دیگری متصل است. آنگاه این ماتریس به ژن‌های الگوریتم ژنتیک تبدیل و ترکیبات مختلف آن بررسی می‌گردد.

هدف این است که در این تحقیق با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی یادگیری وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی، نقایص موجود در این روش مرتفع شده و با الگوریتم ترکیبی به دست آمده به پیش‌بینی زاویه پالس‌ها پرداخته شود.

نحوه نمایش جواب در تحقیق

برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک از نحوه نمایش برداری استفاده شده است. به طور کلی ساختار شبکه عصبی به اینصورت است که تعدادی ورودی وارد می‌شود و پردازش‌ات داخلی با کمک وزن‌ها و بایاس‌ها انجام می‌شود و خروجی‌ها محاسبه می‌گردند. بنابراین متغیرها برابر با تعداد مجهولات شبکه عصبی که همان وزن‌ها و بایاس‌های شبکه است، می‌باشد. تعداد متغیرها را می‌توان از روی ساختار شبکه عصبی محاسبه نمود. همانطور که در شبه کد الگوریتم پیشنهادی (شکل ۲) نشان داده شده است، با تعیین تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آنها و تعداد نرون‌های موجود در لایه ورودی (که برابر تعداد ورودی‌ها است) و نرون‌های لایه خروجی (که برابر با تعداد خروجی‌ها است) شبکه عصبی ساخته می‌شود و می‌توان به ساختار شبکه دسترسی پیدا کرد و تعداد متغیرهای هر یک از کروموزوم را محاسبه نمود و به عنوان ورودی به مسئله الگوریتم ژنتیک ارسال نمود.

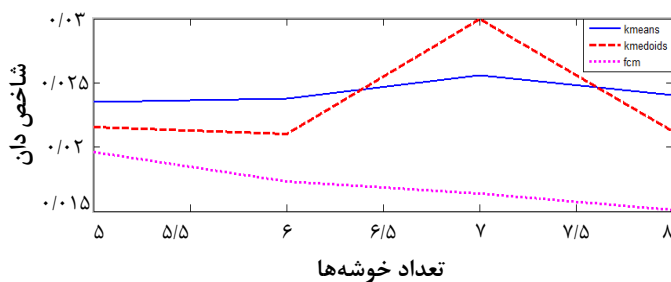
الگوریتم ژنتیک نیز پارامترهایی دارد که باید توسط کاربر تعیین شود که از جمله آن‌ها می‌توان تعداد جمعیت، نرخ تقاطع^{۲۲}، نرخ جهش^{۲۳} و تعداد تکرار را نام برد. برای هر یک از کروموزوم‌های موجود در جمعیت، به وسیله شبکه عصبی ساخته شده مقدار خروجی محاسبه می‌شود. در واقع می‌توان

²¹ Over fitting

²² Crossover

²³ Mutation

فاصله برون خوشه‌ای است [۴۰]. از آنجایی که الگوریتم kmean مراکز ابتدایی را به صورت تصادفی محاسبه می‌کند، هر بار نتایج خوشه‌بندی‌ها متفاوت خواهند بود. پس در این تحقیق برای بررسی شاخص دان برای تعداد خوشه‌های مختلف، الگوریتم kmeans ۱۰ بار اجرا شده است و نتایج به دست آمده در جدول ۴ نشان داده شده‌اند. نتایج مربوط به الگوریتم FCM و Kmedoid نیز به ترتیب در جداول ۵ و ۶ خلاصه شده‌اند. شکل ۳ نمودار شاخص دان مربوط به هر الگوریتم را بر اساس تعداد خوشه‌های انتخاب شده نشان می‌دهد.



شکل ۳- نمودار شاخص دان به ازای تعداد خوشه‌ها

جدول ۴- شاخص دان برای ۱۰ اجرای اول الگوریتم Kmeans برای تعداد خوشه‌های متفاوت

تعداد خوشه‌های متفاوت	خوشه ۵	خوشه ۶	خوشه ۷	خوشه ۸
اجرای اول	۰/۰۲۲۴۹۸	۰/۰۱۹۷۷۱	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۱۸۴۴۲
اجرای دوم	۰/۰۲۲۷۴۷	۰/۰۲۰۴۴۶	۰/۰۲۲۷۴۷	۰/۰۱۹۰۷۳
اجرای سوم	۰/۰۱۹۵۹۹	۰/۰۲۲۴۹۸	۰/۰۱۸۷۷۵	۰/۰۲۲۳۴۷
اجرای چهارم	۰/۰۱۹۵۹۹	۰/۰۱۹۵۹۹	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۲۲۳۴۷
اجرای پنجم	۰/۰۲۳۰۹۲	۰/۰۱۹۷۷۱	۰/۰۱۹۰۷۳	۰/۰۲۲۳۴۷
اجرای ششم	۰/۰۲۱۵۲۲	۰/۰۲۲۴۹۸	۰/۰۱۸۴۴۲	۰/۰۲۲۳۴۷
اجرای هفتم	۰/۰۱۹۵۹۹	۰/۰۲۰۰۵۵	۰/۰۱۹۰۷۳	۰/۰۲۳۰۹۲
اجرای هشتم	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۲۲۷۴۷	۰/۰۲۲۷۴۷	۰/۰۲۳۰۹۲
اجرای نهم	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۱۹۵۹۹	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۲۲۳۴۷
اجرای دهم	۰/۰۱۹۰۷۳	۰/۰۲۵۷۳۱	۰/۰۲۲۳۴۷	۰/۰۲۲۷۴۷

جدول ۵- شاخص دان برای ۱۰ اجرای اول الگوریتم FCM برای تعداد خوشه‌های متفاوت

تعداد خوشه‌های متفاوت	خوشه ۵	خوشه ۶	خوشه ۷	خوشه ۸
اجرای اول	۰/۰۱۰۲۵۱	۰/۰۱۵۵۳۷	۰/۰۱۳۵۸۱	۰/۰۱۷۵۸۹
اجرای دوم	۰/۰۰۶۴۲۷	۰/۰۱۵۵۳۷	۰/۰۱۲۸۲۴	۰/۰۱۷۰۲۰

گفت که هر کروموزوم به تعداد وزن‌ها و بایاس‌های شبکه متغیر دارد، به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود و خروجی متناظر با آن محاسبه می‌گردد. این خروجی همان مقدار برازندگی این کروموزوم است. در این تحقیق این روند برای همه کروموزوم‌های موجود در جمعیت اجرا و برازندگی همه آنها را محاسبه می‌شود. هدف مورد نظر حداقل سازی میزان اختلاف بین مقادیر واقعی و مقادیر برآورد شده به وسیله شبکه عصبی است.

به طور کلی در این تحقیق هر پاسخ به صورت بردار نشان داده می‌شود که بیانگر یک کروموزوم می‌باشد. این بردار مربوط به وزن‌ها و بایاس‌های شبکه می‌باشد و از یک رشته با مقادیر حقیقی و اندازه متغیر که ارتباطات بین وزن‌ها را نشان می‌دهد، تشکیل شده است و ارتباطات بین وزن‌ها را رمزگذاری می‌کند. این امر توسط الحاق وزن‌های ورودی و خروجی نرون‌های پنهان و خروجی محقق می‌گردد. شایان ذکر است که در ابتدا مقادیر کروموزوم‌ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شود.

تحلیل و ارزیابی داده‌ها

در این بخش به منظور ارزیابی هر یک از روش‌های به کار گرفته شده جهت دسته‌بندی و خوشه‌بندی داده‌ها، همانند بخش قبلی در دو زیربخش جداگانه به تحلیل و ارزیابی نتایج پرداخته شده است. بخش ۴-۱ به تحلیل داده‌های به دست آمده از اعمال الگوریتم‌های خوشه‌بندی پرداخته و آن‌ها را با هم مقایسه می‌کنیم. در بخش ۴-۲ نیز داده‌های مربوط به استفاده از شبکه‌های عصبی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم ژنتیک، برای دسته‌بندی و تخمین زاویه پالس‌های دریافتی رادار، مورد بررسی قرار می‌گیرند.

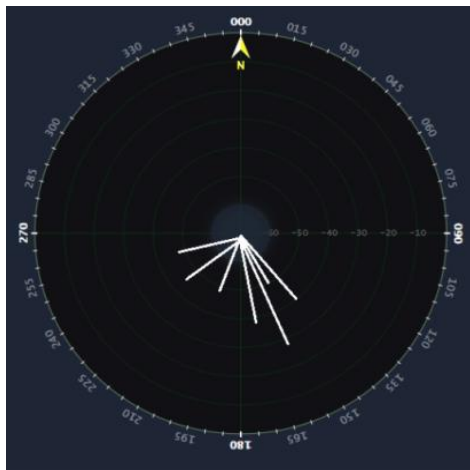
تحلیل و ارزیابی خوشه بندی پالس‌ها

پس از خوشه‌بندی داده‌ها، به مقایسه خوشه‌بندی‌های انجام شده توسط الگوریتم‌های مختلف به ازای تعداد خوشه‌های متفاوت پرداخته می‌شود. به منظور ارزیابی خوشه‌بندی‌های انجام شده، از شاخص دان^{۲۴} استفاده شده است. هدف شاخص دان ماکزیمم کردن فاصله درون خوشه‌ای و مینیمم کردن

^{۲۴} Dunn index

هدف ۲	۶/۸۷۷۶	۲۴/۰۴۰۸	۵۴/۷۳۴۷	۸۷/۰۴۰۸	۱۳/۸۳۴۷	۸/۸۳۶۷	۱۸۸/۱۰۲۰	۱۳۵/۰۶۳۲	۱۴۰/۳۰۶۱
هدف ۳	۳/۵۳۳۳	۱۲/۴۴۴۴	۴۰/۸۸۸۹	۷۵/۸۸۸۹	۸/۴	۲/۳۵۵۶	۱۳۳/۹۷۷۸	۱۳۵/۰۷۳۴	۱۴۲/۵۵۵۶
هدف ۴	۷/۸۳۳۳	۲۷	۷۲/۶۶۶۷	۱۰۵/۶۶۶۷	۱۳/۵	۶/۵	۸۹۰/۶۶۶۷	۱۳۵/۰۴/۵۴	۱۵۰/۵
هدف ۵	۴/۴۳۳۷	۱۱۱/۰۵۲۶	۴۰/۰۵۲۶	۷۸/۳۶۸۴	۹/۵۲۶۳	۴/۳۱۰۵	۹۷/۵۷۸۹	۱۳۵/۰۷/۵	۱۵۵/۰۵۲۶
هدف ۶	۶/۷۵	۳۳/۷۵	۶۲	۷۹	۹/۷۵	۵/۲۵	۲۰۰/۹۳	۱۳۵/۱۰/۴۲	۲۲۲/۷۶
هدف ۷	۵/۵۳۸۵	۱۵/۱۱۵۴	۴۶/۷۳۰۸	۸۰/۳۸۴۶	۸/۶۱۵۴	۴/۰۳۸۵	۴۴۱/۰۳۸۵	۱۳۵/۰۶/۶۵	۲۴۵/۲۶۹۲

در شکل ۴ صفحه اسکوپ رادار نشان داده شده است و هفت خوشه‌ای که پس از انجام عملیات خوشه‌بندی به دست آمده‌اند در آن به نمایش گذاشته شده‌اند.



شکل ۴- هفت خوشه به دست آمده توسط kmedoid در اسکوپ رادار

پس از پایان عملیات خوشه‌بندی می‌توان خوشه‌های به دست آمده را مورد تحلیل خیره‌های سیستم قرار داد و با کمک آن‌ها خوشه‌ها را نام‌گذاری نمود. برای مثال خیره سیستم هدف اول که در زاویه ۱۶۸ درجه قرار دارد را مربوط به ناو دریایی تشخیص داد که در فاصله نسبتاً خوبی از آنتن‌های رادار قرار

اجرای سوم	۰/۰۱۳۰۳۰	۰/۰۱۴۸۸۲	۰/۰۱۲۹۷۸	۰/۰۱۷۰۲۰
اجرای چهارم	۰/۰۱۳۶۱۴	۰/۰۱۵۵۳۷	۰/۰۱۲۸۲۴	۰/۰۱۷۱۳۶
اجرای پنجم	۰/۰۱۶۴۱۷	۰/۰۱۵۲۳۵	۰/۰۱۳۵۷۸	۰/۰۱۷۱۳۶
اجرای ششم	۰/۰۰۸۶۷۵	۰/۰۱۲۹۷۸	۰/۰۱۲۸۲۴	۰/۰۱۳۲۷۹
اجرای هفتم	۰/۰۱۳۹۵۸	۰/۰۱۵۲۳۵	۰/۰۱۲۹۷۸	۰/۰۱۷۵۸۹
اجرای هشتم	۰/۰۱۲۹۶۱	۰/۰۱۶۳۶۸	۰/۰۱۴۰۱۰	۰/۰۱۷۱۳۶
اجرای نهم	۰/۰۱۳۵۲۹	۰/۰۱۴۸۸۲	۰/۰۱۲۸۲۴	۰/۰۱۷۰۲۰
اجرای دهم	۰/۰۰۸۴۵۷	۰/۰۱۵۲۳۵	۰/۰۱۳۵۷۸	۰/۰۱۷۱۳۶

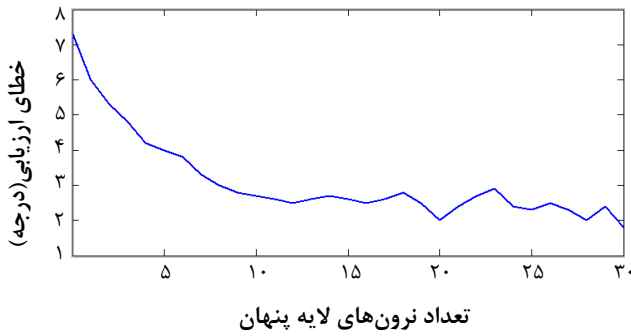
جدول ۶- شاخص دان برای ۱۰ اجرای اول الگوریتم Kmedoids برای تعداد خوشه‌های متفاوت

خوشه ۵	خوشه ۶	خوشه ۷	خوشه ۸
اجرای اول	۰/۰۱۳۴۷۲	۰/۰۱۰۳۰۰	۰/۰۱۲۷۴۱
اجرای دوم	۰/۰۰۹۸۵۶	۰/۰۰۹۳۲۳	۰/۰۰۹۸۵۶
اجرای سوم	۰/۰۲۶۸۲۵	۰/۰۰۹۸۵۶	۰/۰۱۳۱۳۶
اجرای چهارم	۰/۰۲۱۰۱۸	۰/۰۰۹۸۵۶	۰/۰۰۹۵۲۶
اجرای پنجم	۰/۰۲۰۱۶۵	۰/۰۰۹۵۲۶	۰/۰۰۹۳۲۳
اجرای ششم	۰/۰۱۲۷۴۱	۰/۰۱۸۸۸۱	۰/۰۰۹۸۵۶
اجرای هفتم	۰/۰۲۰۱۶۵	۰/۰۱۷۴۵۰	۰/۰۰۹۵۲۶
اجرای هشتم	۰/۰۱۲۷۴۱	۰/۰۰۹۸۵۶	۰/۰۰۹۵۲۶
اجرای نهم	۰/۰۱۳۱۳۶	۰/۰۲۰۵۲۳	۰/۰۱۴۹۶۷
اجرای دهم	۰/۰۰۹۳۲۳	۰/۰۰۹۵۲۶	۰/۰۱۲۷۴۱

با بررسی نتایج به دست آمده از خوشه‌بندی‌ها، به این نتیجه می‌رسیم که بیشترین عدد به دست آمده برای الگوریتم kmedoids و با تعداد ۷ خوشه است که شاخص دان برای این حالت برابر ۰/۰۲۹۹۵۱ است. پس به کمک این الگوریتم و با تعداد ۷ خوشه عمل خوشه‌بندی را انجام می‌دهیم. پس از انجام خوشه‌بندی ۷ عدد خوشه مورد نظر به دست می‌آیند. میانگین به دست آمده برای ویژگی‌های این ۷ خوشه در جدول ۷ نشان داده شده‌اند.

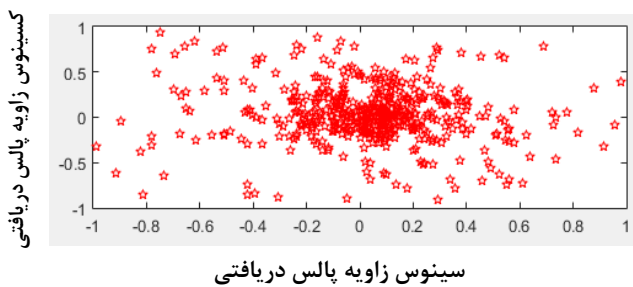
جدول ۷- میانگین مقادیر ویژگی‌های ۷ خوشه به دست آمده توسط

کمدیود	زاویه	فرکانس	طول پالس	آنتن ۱	آنتن ۲	آنتن ۳	آنتن ۴	آنتن ۵	آنتن ۶
هدف ۱	۱۶۸/۱۶۶۷	۱۳۵۰/۳۱۶۷	۲۲۲/۸۳	۸۲	۶۸/۶۶۶۷	۲۰۳/۱۶۶۷	۲۲۴	۲۰۴	۵۹/۶۶



شکل ۵- نمودار خطای ارزیابی نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهان

شبکه عصبی مورد استفاده برای تخمین زاویه و جهت ورودی پالس با زیر مجموعه‌ای از ۴۹۵۳۶ جهت مختلف آموزش داده می‌شود که به طور تصادفی توسط θ_x و θ_y در بازه $[0^\circ, 360^\circ]$ انتخاب شده است. سپس این شبکه روی زیرمجموعه تصادفی دیگری از ۱۲۳۸۴ پالس داده مختلف آزمایش شد. شکل ۶ یکی از مراحل میانی اجرای الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد که ستاره‌ها نشان دهنده کروموزم‌هایی هستند که مقدار برازندگی آنها در هر مرحله محاسبه شده و به مرور به بهترین جواب همگرا می‌شوند.



شکل ۶- همگرا شدن کروموزوم‌ها به جواب بهینه

طراحی آزمایش‌ها

برای تنظیم پارامترها می‌توان کلیه آزمایشات را کامل انجام داد به این صورت که تمامی حالات ممکن برای پارامترها به صورت تمام و کمال اجرا شوند. این روش چون همه حالات ممکن را بررسی می‌کند نتیجه بهتری خواهد داشت اما از طرفی هزینه و زمان بسیار زیادی نیاز دارد و اغلب به صرفه نمی‌باشد. از این رو اغلب محققان از روش‌های جدیدی که مبتنی بر اجرای آزمایشات کمتر استفاده می‌کنند. یکی از بهترین روش‌های تنظیم پارامترها روش تاگوچی است که از روش‌های کسری استفاده می‌کنند و به همین دلیل هم حالات مهم

گرفته است و به همین دلیل با توان بالایی توسط آنتن‌های رادار دریافت شده است.

ارزیابی دسته‌بندی

در این بخش کارایی دسته‌بندی پالس‌های سیستم راداری پیشنهاد شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. آزمایش‌ها در اتاقی بدون پژواک که دور از سیستم در حال تست قرار دارد، انجام شده است. بین آنتن انتقال دهنده و هر یک از درگاه‌های گیرنده یک تحلیل‌گر شبکه با موج‌های پیوسته با فرکانس ۵/۸ گیگاهرتز برای اندازه‌گیری توان منتقل شده، به کار گرفته شده است. همانطور که لایه‌های مختلف شبکه عصبی را در جدول ۳ مورد بررسی قرار دادیم، تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی ثابت و مشخص است. معمولاً، تعداد بالاتر نرون‌های لایه پنهان، منجر به تطبیق بهتر داده‌های آموزش و تخمین شبکه عصبی مورد انتظار می‌شود اما ممکن است باعث آموزش بیش از حد شبکه شود. برای مثال، شبکه عصبی ممکن است نویز اضافه شده بر داده آموزش مورد استفاده را یاد بگیرد و در طول مرحله فراخوانی به نویزی که تحت تاثیر داده ورودی است، حساس‌تر شود. در این تحقیق، توپولوژی MLP به یک لایه پنهان محدود شده است. بدین منظور شبکه عصبی را با یک لایه پنهان با تعداد نرون‌های مختلف بین ۱ تا ۳۰ نرون مورد بررسی قرار دادیم و سپس MSE هر یک از آن‌ها را محاسبه نمودیم. در شکل ۵ نمودار میزان میانگین مجذور خطا نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهان، نشان داده شده است که میانگین مجذور خطا به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$\text{خطای رگرسیون} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (\Delta DOA_i)^2} \quad (2)$$

در رابطه (۲)، پارامتر N اندازه مجموعه آموزش را نشان می‌دهد و ΔDOA_i اختلاف بین DOA ‌های تخمین زده و DOA ‌های مورد انتظار در نمونه i ام را نمایش می‌دهد. شکل ۵ پیشنهاد می‌کند که خطا می‌تواند به ازای تعداد نرون‌های بیشتر، کاهش یابد. پس از آزمایش اعداد مختلف برای تعداد نرون‌های پنهان به این نتیجه رسیدیم که انتخاب ۲۰ نرون، تزاخم مناسبی بین دقت و پیچیدگی است.

Designs	Single-level designs			
	2 level	3 level	4 level	5 level
L4	2-3			
L8	2-7			
L9		2-4		
L12	2-11			
L16	2-15			
L16			2-5	
L25				2-6
L27		2-13		
L32	2-31			

شکل ۷- طرح‌های تاگوچی بر اساس تعداد فاکتورها

د) اجرای آزمایشات

نتایج به دست آمده از این طراحی آزمایشات به صورت میانگین مربع خطای آموزش و میانگین مربع خطای تست، در جدول ۹ نشان داده شده است.

جدول ۹- آزمایش‌ها و نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر اساس

طرح‌های تاگوچی

MSE تست	MSE آموزش	نرخ تقاطع	نرخ جهش	تعداد تکرار	اندازه جمعیت	شماره آزمایش
۰/۰۳۷	۰/۰۳۷۳	۱	۱	۱	۱	۱
۰/۰۲۱۷	۰/۰۲۱۸	۲	۲	۲	۱	۲
۰/۰۲۲۳	۰/۰۲۲۲	۳	۳	۳	۱	۳
۰/۰۴	۰/۰۴۰۲	۴	۴	۴	۱	۴
۰/۱۷۹۸	۰/۱۸۰۵	۵	۵	۵	۱	۵
۰/۰۳۲۳	۰/۰۳۲۲	۳	۲	۱	۲	۶
۰/۰۳۳۹	۰/۰۳۴	۴	۳	۲	۲	۷
۰/۱۶۰۲	۰/۱۵۶۳	۵	۴	۳	۲	۸
۰/۰۲۴۵	۰/۰۲۴۵	۱	۵	۴	۲	۹
۰/۰۱۷۸	۰/۰۱۷۹	۲	۱	۵	۲	۱۰
۰/۰۴۵۵	۰/۰۴۶	۵	۳	۱	۳	۱۱
۰/۰۲۲۱	۰/۰۲۲۱	۱	۴	۲	۳	۱۲
۰/۰۲۱۳	۰/۰۲۱۷	۲	۵	۳	۳	۱۳
۰/۰۲۴۵	۰/۰۲۴۵	۳	۱	۴	۳	۱۴
۰/۰۲۴۹	۰/۰۲۴۶	۴	۲	۵	۳	۱۵
۰/۰۳۳۶	۰/۰۳۴۱	۲	۴	۱	۴	۱۶
۰/۰۴۰۹	۰/۰۴۰۵	۳	۵	۲	۴	۱۷
۰/۰۱۸۳	۰/۰۱۸۴	۴	۱	۳	۴	۱۸
۰/۰۲۴۱	۰/۰۲۴۴	۵	۲	۴	۴	۱۹
۰/۰۱۸۶	۰/۰۱۸۶	۱	۳	۵	۴	۲۰
۰/۱۵۹۷	۰/۱۶۱۵	۴	۵	۱	۵	۲۱
۰/۰۲۳۸	۰/۰۲۳۸	۵	۱	۲	۵	۲۲

بررسی می‌شوند و هم از طرفی هزینه و زمان بسیار زیادی نخواهد داشت.

در این تحقیق نیز ما از روش تاگوچی برای تنظیم پارامترها استفاده کرده ایم. برای اینکه تمامی حالات این آزمایشات را بررسی کنیم به $4^5 = 1024$ آزمایش مختلف نیاز داریم که محاسبه این آزمایشات نیاز به زمان بسیار زیادی دارد و از این رو صرفه اقتصادی نخواهد داشت. بنابراین از آزمایشات فاکتوریلی جزئی برای کاهش تعداد آزمایشات بهره بردیم. مرحله‌ای که برای اینکار باید طی کنیم به ترتیب بدین صورت است:

الف) انتخاب فاکتورهای کنترل

الگوریتم پیشنهادی این تحقیق دارای چهار پارامتر است که عبارتند از: تعداد جمعیت، تعداد تکرارها، نرخ جهش و نرخ تقاطع.

ب) انتخاب سطوح مناسب برای فاکتورها

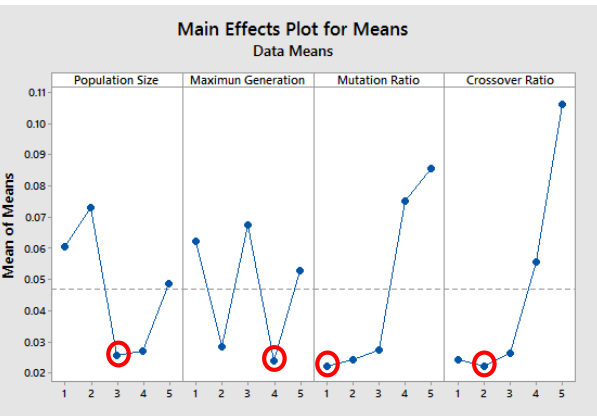
برای هر پارامتر پنج سطح مختلف در نظر گرفتیم که در جدول ۸ مقادیر مربوط به سطوح مختلف این پارامترها نشان داده شده است.

جدول ۸- مقادیر سطوح مختلف پارامترهای الگوریتم ژنتیک

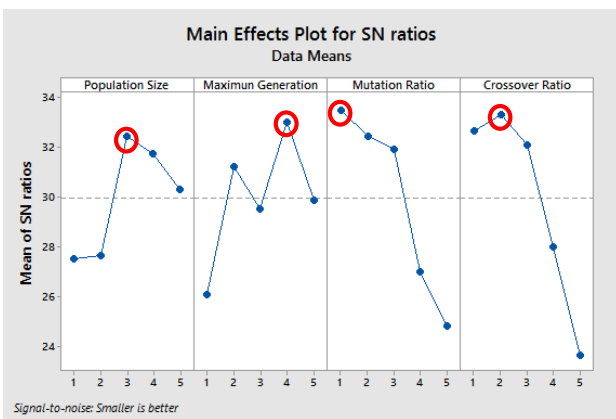
پارامترها	سطح اول	سطح دوم	سطح سوم	سطح چهارم	سطح پنجم
تعداد جمعیت	۳۰۰	۴۰۰	۵۰۰	۶۰۰	۷۰۰
تعداد تکرارها	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۴۰۰	۵۰۰
نرخ جهش	۰/۱۵	۰/۲	۰/۲۵	۰/۳	۰/۳۵
نرخ تقاطع	۰/۵	۰/۵۵	۰/۶	۰/۶۵	۰/۷

ج) انتخاب آرایه‌های متعامد مناسب برای این فاکتورهای کنترل

همانطور که در شکل ۷ نشان داده شده است برای ۵ سطح و با داشتن ۲ تا ۶ فاکتور نیاز به ۲۵ طرح آزمایش است. پس ما نیز با داشتن ۴ پارامتر ۲۵ طرح آزمایش خواهیم داشت.



شکل ۸- نمودار میانگین میانگین‌ها در طرح‌های تاگوچی



شکل ۹- نمودار نرخ‌های سیگنال به نویز در طرح‌های تاگوچی

تابع برازندگی بهترین جواب که در این تحقیق برابر با میانگین مربع خطا است، برای این حالت برای داده‌های آموزش و تست برابر با $0/0145$ ، $0/0160$ خواهد بود که در پی آن دقت مدل به $98/55\%$ خواهد رسید و این برای پیش‌بینی و تشخیص زاویه پالس‌های دریافتی نتیجه بسیار مناسبی است. در شکل ۱۰ نمودار میانگین مربع خطا برای داده‌های تست و آموزش به ازای تعداد تکرارهای مختلف که حاصل نتایج تجربی پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی است، نشان داده شده است و شکل ۱۱ نیز همگرا شدن کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک به جواب بهینه را نشان می‌دهد.

جدول ۱۱- نتیجه ۱۰ بار اجرای الگوریتم پیشنهادی با بهترین پارامترها

MSE آموزش	MSE تست	
۰/۰۱۶۲	۰/۰۱۶۰	اجرای اول
۰/۰۱۶۸	۰/۰۱۶۷	اجرای دوم

۰/۰۱۸۵	۰/۰۱۸۶	۱	۲	۳	۵	۲۳
۰/۰۱۶۱	۰/۰۱۶۳	۲	۳	۴	۵	۲۴
۰/۰۲۳۳	۰/۰۲۳	۳	۴	۵	۵	۲۵

ه) تحلیل آزمایشات و پیدا کردن بهترین ترکیب برای سطوح فاکتورها

نتایج تحلیل آزمایشات طرح‌های مختلف تاگوچی در شکل‌های ۸ و ۹ نشان داده شده است. در غالب موارد تحلیلی که از دو نمودار میانگین میانگین‌ها و میانگین نرخ سیگنال به نویزها انجام می‌دهیم یکسان است اما برای مواردی که آزمایش‌ها بهم نزدیک باشند ممکن است تحلیل این دو نمودار باهم متفاوت باشد. برای حالتی که اینها باهم متفاوت باشند باید برای آن متغیر یکسری آزمایشات جدیدی تعریف کنیم و مجدداً طرح آزمایش جدید معرفی کنیم و آزمایشات را دوباره پیاده‌سازی کنیم. نمودار اول، میانگین جواب‌های به دست آمده برای پارامتر نرخ جمعیت را در سطوح ۱ تا ۵ اندازه‌گیری کرده و میانگین آنها را گرفته است. شکل اول نشان می‌دهد که اگر متغیر نرخ جمعیت در سومین سطح خود قرار داشته باشد، کمترین انحراف را نسبت به بهترین جواب خواهد داشت بنابراین بهترین حالت برای این پارامتر این است که در سطح سه خود قرار داشته باشد. به همین ترتیب بهترین مقادیری که هر پارامتر می‌تواند داشته باشد در شکل‌های ۸ و ۹ علامت زده شده و در جدول ۱۰ با بهترین سطح برای پارامترها به دست آمده نشان داده شده است.

جدول ۱۰- بهترین مقادیر پارامترها با تحلیل سطوح تاگوچی

پارامتر	سطح
تعداد جمعیت	سطح سوم
تعداد تکرارها	سطح چهارم
نرخ جهش	سطح اول
نرخ تقاطع	سطح دوم

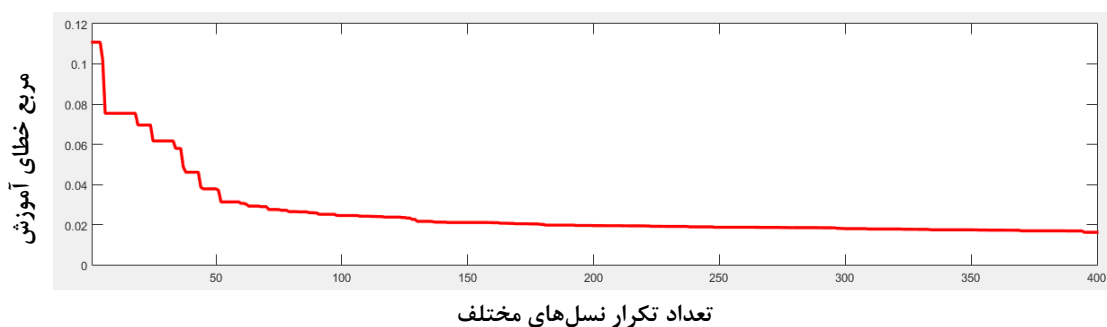
با بهترین مقادیر پارامترهایی که در جدول ۱۱ نشان داده شده است، الگوریتم پیشنهادی را ۱۰ بار اجرا کردیم که نتایج اجراها در جدول ۱۲ نشان داده شده‌اند.

اجرای سوم	۰/۱۵۳	۰/۱۵۰
اجرای چهارم	۰/۱۴۵	۰/۱۴۵
اجرای پنجم	۰/۱۶۶	۰/۱۶۵
اجرای ششم	۰/۱۷۰	۰/۱۶۷
اجرای هفتم	۰/۱۴۹	۰/۱۴۸
اجرای هشتم	۰/۱۶۶	۰/۱۶۶
اجرای نهم	۰/۱۴۶	۰/۱۴۶
اجرای دهم	۰/۱۵۰	۰/۱۴۷

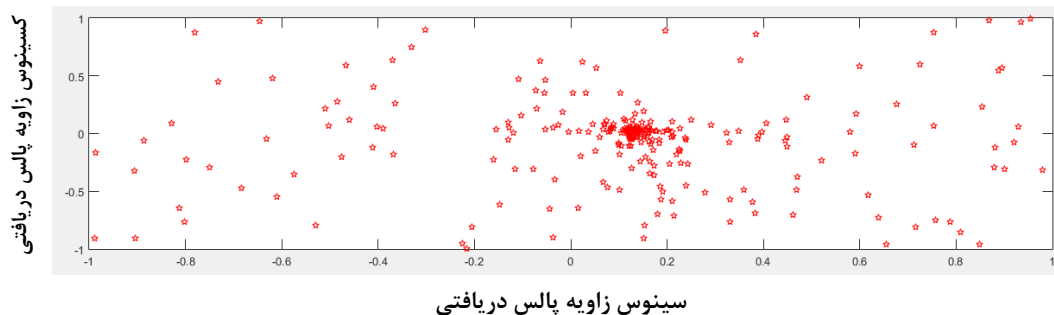
نتیجه‌گیری

استفاده از الگوریتم‌های یادگیری فراابتکاری جهت بهبود دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی از موضوعات جدید در زمینه هوش مصنوعی است. از این رو در این تحقیق مدلی برای تشخیص اهداف و دسته‌بندی پالس‌های دریافتی توسط سیستم رادار ۶ آنتی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. در این مدل با فرآیند خوشه‌بندی پیشنهاد شده، پالس‌های مختلفی که توسط آنتن‌های رادار دریافت می‌شوند را به نحوی خوشه‌بندی کردیم که پالس‌های مربوط به هر هدف در خوشه مربوط به همان هدف قرار گرفتند و به این ترتیب به اندازه تعداد اهداف، خوشه ایجاد شد.

خوشه‌بندی پالس‌ها با سه روش FCM، kmean و kmedoid مورد بررسی قرار گرفت. پس از ارزیابی نتایج هر یک از روش‌ها به کمک شاخص دان، نشان داده شد که روش kmedoid نسبت به سایر روش‌ها از دقت بالاتری برخوردار است. در فرآیند دسته‌بندی با دریافت پالس جدید، طی عملیات پیش‌بینی تعیین می‌گردد که این پالس متعلق به کدامیک از هدف‌های دریافتی است و زاویه آن تخمین زده می‌شود. برای دسته‌بندی پالس‌ها و به منظور پیش‌بینی زاویه ورود آنها نیاز به ۹ پارامتر است که شامل مقادیر ۶ آنتن، فرکانس، توان و طول پالس می‌باشد، که این پارامترها به عنوان متغیرهای مهم در فرآیند دسته‌بندی تلقی می‌شوند. از بین انواع مختلف الگوریتم‌های پیش‌بینی از روش شبکه‌های عصبی برای دسته‌بندی استفاده کردیم و وزن‌ها و بایاس‌های شبکه عصبی را توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی نمودیم. برای انتخاب مناسب‌ترین مقدار برای پارامترهای الگوریتم ژنتیک که عبارتند از: اندازه جمعیت، تعداد تکرارها، نرخ جهش و نرخ تقاطع، از روش تاگوچی استفاده کردیم و برای هر یک از پارامترها ۵ سطح مختلف تعریف نمودیم و سپس الگوریتم شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک را با بهترین مقدار پارامترها اجرا کردیم و توانستیم به کمک آن زاویه پالس دریافتی را با دقت ۹۸/۵۵٪ تخمین بزنیم.



شکل ۱۱- نمودار میانگین مربع خطای آموزش به ازای تعداد تکرار نسل‌های مختلف



شکل ۱۰- همگرا شدن کروموزوم‌های الگوریتم ژنتیک به جواب بهینه

مراجع

- [13]. Liu, H.-w., et al., Radar high-resolution range profiles target recognition based on stable dictionary learning. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016. 10(2): p. 228-237.
- [14]. Li, H., W. Jing, and Y. Bai. Radar emitter recognition based on deep learning architecture. in *2016 CIE International Conference on Radar (RADAR)*. 2016. IEEE.
- [15]. Kong, M., et al. Radar emitter identification based on deep convolutional neural network. in *2018 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*. 2018. IEEE.
- [16]. Cao, Y., et al., Deep representation method for radar emitter signal using wavelet packets decomposition. *The Journal of Engineering*, 2019. 2019(19): p. 6282-6286.
- [17]. Kim, Y. and T. Moon, Human detection and activity classification based on micro-Doppler signatures using deep convolutional neural networks. *IEEE geoscience and remote sensing letters*, 2015. 13(1): p. 8-12.
- [18]. Park, J., et al., Micro-Doppler based classification of human aquatic activities via transfer learning of convolutional neural networks. *Sensors*, 2016. 16(12): p. 1990.
- [19]. Chen, S. and H. Wang. SAR target recognition based on deep learning. in *2014 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*. 2014. IEEE.
- [20]. Honeiné, P., et al. Optimal selection of time-frequency representations for signal classification: A kernel-target alignment approach. in *2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings*. 2006. IEEE.
- [21]. Honeine, P. and C. Richard. Signal-dependent time-frequency representations for classification using a radially gaussian kernel and the alignment criterion. in *2007 IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing*. 2007. IEEE.
- [22]. Honeine, P., C. Richard, and P. Flandrin, Time-frequency learning machines. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007. 55(7): p. 3930-3936.
- [1]. Skolnik, M., *Introduction to Radar Systems*. 2002: McGraw-Hill Science/Engineering/Math.
- [2]. Xia, Q.T., Verification of high resolution precipitation forecast by radar-based data. *Signal Processing*, 2015. 108: p. 159-166.
- [3]. Zanoni, M., F.A. Fontana, and F. Stella On applying machine learning techniques for design pattern detection. *Journal of Systems and Software*, 2015. 103: p. 102-117.
- [4]. Chen, P. and C.Y. Zhang, Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data. *Information Sciences*, 2014. 275: p. 314-347.
- [5]. Gandomi, A. and M. Haider, Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 2015. 35(2): p. 137-144.
- [6]. Rojo-Álvarez, J.L., et al., *From Signal Processing to Machine Learning*. 2018.
- [7]. Bagwe, R., et al. Automated Radar Signal Analysis Based on Deep Learning. in *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*. 2020. IEEE.
- [8]. Mahmoud, H. H. H. and T. Ismail. A Review of Machine learning Use-Cases in Telecommunication Industry in the 5G Era. in *2020 16th International Computer Engineering Conference (ICENCO)*. 2020. IEEE.
- [9]. Huang, J.-C., et al., Application and comparison of several machine learning algorithms and their integration models in regression problems. *Neural Computing and Applications*, 2020. 32(10): p. 5461-5469.
- [10]. Wang, L., J. Tang, and Q. Liao, A study on radar target detection based on deep neural networks. *IEEE Sensors Letters*, 2019. 3(3): p. 1-4.
- [11]. Richards, M.A., *Fundamentals of radar signal processing*. 2014: McGraw-Hill Education.
- [12]. Ding, J., et al., Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition. *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, 2016. 13(3): p. 364-368.

- [33]. Chan, F.K.W., et al., Underdetermined direction-of-departure and direction-of-arrival estimation in bistatic multiple-input multiple-output radar. *Signal Processing*, 2014. 104: p. 284–290.
- [34]. Himovich, A.H., R.S. Blum, and L.J. Cimini, MIMO radar with widely separated antennas. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2008. 1(50): p. 116–129.
- [35]. Hassanien, A., S.A. Vorobyov, and A.B. Gershman, Moving target parameters estimation in noncoherent MIMO radar systems. *IEEE Trans. Signal Process*, 2012. 5(60): p. 2354–2361.
- [36]. Tang, B., et al., Maximum likelihood estimation of DOD and DOA for bistatic MIMO radar. *Signal Process*, 2013. 93(5): p. 1349–1357.
- [37]. Rambach, K. and B. Yang. Colocated MIMO radar: Cramer-Rao bound and optimal time division multiplexing for DOA estimation of moving targets. 2013. Vancouver, BC: IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).
- [38]. Chandwani, V., V. Agrawal, and R. Nagar, Modeling slump of ready mix concrete using genetic algorithms assisted training of artificial neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2015. 2(42): p. 885–893.
- [39]. Wang, Q., et al. Improved genetic neural network for image segmentation. 2011. 2011 IEEE 18th International Conference on Industrial 588.
- [40]. Rivera-Borroto, O.M., et al., Dunn's index for cluster tendency assessment of pharmacological data sets. *Canadian Journal of Physiology and Pharmacology*, 2012. 4(90): p. 425–433.
- [23]. Kederer, W. and J. Detlefsen. Direction of Arrival (DOA) determination based on monopulse concepts. in *Asia-Pacific Microw. Conf.* 2000. Sydney, Australia.
- [24]. Kederer, W. and J. Detlefsen, Comparison of amplitude matching and complex monopulse algorithms with respect to SNR. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 2003. 57(3): p. 68–172.
- [25]. Li, J., G. Fan, and Q. Mei. A new method to find the direction of radar signal. 1996. Beijing, China: CIE Int. Conf. Radar.
- [26]. Taillefer, E., A. Hirata, and T. Ohira, Direction-of-arrival estimation using radiation power pattern with an ESPAR antenna. *IEEE Transaction, Antennas and Propagation*, 2005. 53(2): p. 678 - 684.
- [27]. Bracco, C., S. Marcos, and M. Benidir. Improving the resolution of a sensor array pattern by neural networks. 1994. Ermioni, Greece: IEEE Workshop on Neural Networks and Signal Processing.
- [28]. Southall, H.L., J.A. Simmers, and T.H. O'Donnell, Direction finding in phased arrays with a neural network beamformer. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1995. 43: p. 1369–1374.
- [29]. Zhoghby, E., C.G. Christodoulou, and M. Giorgiopoulos. Performance of radial-basis function networks for direction of arrival estimation with antenna arrays. 1997. *IEEE Transaction on Antennas and Propagation*.
- [30]. Tayem, N. and H.M. Kwon, L-shaped 2-dimensional arrival angle estimation with propagator method. *Vehicular Technology Conference*, 2005. 53: p. 1622–1630.
- [31]. Gan, L., J.-F. Gu, and P. Wei, Estimation of 2-D DOA for noncircular sources using simultaneous SVD technique. *Antennas and Wireless Propagation Letters, IEEE*, 2008. 7: p. 385 - 388.
- [32]. Zhang, T. T., Y. L. Lu, and H. T. Hui, Compensation for the mutual coupling effect in uniform circular arrays for 2D DOA estimations employing the maximum likelihood technique. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008. 44(3): p. 1215–1221.