

Recognition Chaff from target by determining the optimal waveform in the radar detector using artificial neural network

S. M. Ziyaei, P. Etezadifar*, Y. Noruzi

*Assistant Professor, Imam Hossein University (AS), Tehran, Iran
(Received: 25/10/2022, Accepted: 24/04/2023)

ABSTRACT

Deflecting missile's radar guidance or missile's seeker by chaff is a common and effective defensive method which is used in military vessels. To counter this defensive measure, methods for recognition targets from chaff have been developed, which generally focus on the special features of chaff or target. These features should be able to perform properly in different operating conditions of the radar or different environmental conditions that change the behavior of the radar. But there is no effective feature that can distinguish target from chaff with appropriate accuracy in all conditions, and different features do not have the same performance in different environmental conditions or radar working parameters such as different waveforms and as a result their performance changes. In this article, by using artificial neural network, a structure is presented for detecting chaff and target in a radar, whose performance in different environmental conditions and waveforms has been better than the existing methods and significantly improved the accuracy of target detection from chaff and led to appropriate accuracy. Also, to improve the performance of the radar with a cognitive approach, its transmitted waveform is optimally selected and changed at each stage. For this purpose, a feedback neural network with LSTM layers has been used, which suggest the optimal waveform according to changes in the environment. The general structure of the proposed method is so that first of all, by using pre-processing on the received radar data, the features of symmetry, Doppler spread and AGCD are extracted, which contain information that separates the target from the chaff. Then, to remove the effect of noise on these features, thresholding is used. Finally, these features are used to correctly distinguish the target from the chaff in a feed-forward neural network with fully connected layers. On the other hand, in each step, by using the waveform suggestion network, the optimal waveform is selected and used for the next moment. Thus, the proposed structure is an intelligent machine that, in addition to recognizing the target from the signal at each moment, determines what the optimal waveform should be at the next moment. At the end, the effectiveness of this method in comparison to the previous methods, that is, thresholding on the characteristics of symmetry, Doppler and AGCD in distinguishing the target from the chaff is evaluated. It is observable the performance of the proposed system has made a significant improvement.

Keywords: Chaff, Target, Radar, Waveform, Artificial Neural Network

* Corresponding Author Email: Petezadifar@ihu.ac.ir

تشخیص چف از هدف با تعیین شکل موج بهینه در رادار شناختگر با استفاده از شبکه عصبی

مصنوعی

سید مهدی ضیائی^۱، پوریا اعتضادی فر^{۲*}، یاسر نوروزی^۳

۱- دانشجوی دکترا، ۲- استادیار، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، ۳- استادیار، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۰۳، پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۰۴)

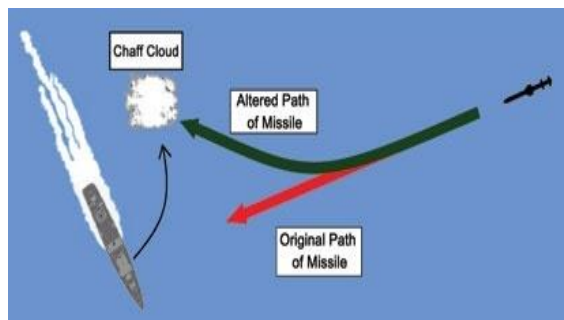
چکیده

استفاده از چف برای منحرف کردن رادار هدایت کننده موشک و یا جستجوگر موشک یک روش متداول و مؤثر دفاعی در شناورهای نظامی است. برای مقابله با این روش دفاعی، روش‌های تشخیص هدف از چف توسعه یافته‌اند که عموماً بر روی ویژگی‌های خاص از چف یا هدف تمرکز دارند. این ویژگی‌ها بایستی بتوانند در شرایط مختلف عملکردی رادار و یا شرایط محیطی مختلف که رفتار چف را تغییر می‌دهد، عملکرد مناسبی داشته باشند. اما یک ویژگی مؤثر و منحصر به فرد که بتواند در تمامی شرایط با دقت مناسب چف را از هدف تشخیص دهد وجود ندارد و ویژگی‌های متفاوت، در شرایط محیطی مختلف و یا پارامترهای کاری رادار مانند شکل موج‌های متفاوت، عملکرد یکسانی ندارند و عملکرد آنها تغییر می‌کند. در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ساختاری برای تشخیص چف و هدف در یک رادار ارائه شده است که در شرایط محیطی و شکل موج‌های مختلف عملکرد بهتری نسبت به روش‌های موجود داشته و توانسته است دقت تشخیص هدف از چف را بهبود قابل توجهی داده و دقت مطلوبی را نتیجه دهد. هم چنین برای بهبود عملکرد رادار با رویکرد شناختی، شکل موج ارسالی آن در هر مرحله به طور بهینه انتخاب می‌شود و تغییر می‌کند. بدین منظور نیز از یک شبکه عصبی پشخور با لایه‌های LSTM استفاده شده است که وظیفه دارد با توجه به روند تغییرات محیط، شکل موج بهینه را پیشنهاد دهد. ساختار کلی روش پیشنهادی به این صورت است که ابتدا با استفاده از پیش‌پردازش بر روی داده‌های دریافتی رادار، ویژگی‌های متمایز کننده تقارن، پخش‌شدگی داپلر و AGCD از آن استخراج می‌شود که حاوی اطلاعات جداکننده چف و هدف از هم باشند. سپس برای حذف اثر نویز بر روی ویژگی‌ها از آستانه‌گذاری بر روی آنها استفاده می‌شود. در آخر، این ویژگی‌ها برای تشخیص درست چف از هدف وارد شبکه عصبی پشخور با لایه‌های کاملاً متصل استفاده می‌شود. از طرفی در هر مرحله، با استفاده از شبکه پیشنهاد شکل موج، شکل موج بهینه برای لحظه بعدی انتخاب می‌شود و مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدین ترتیب ساختار پیشنهادی، ماشین هوشمندی است که علاوه بر تشخیص هدف از چف در هر لحظه، تعیین می‌کند در لحظه بعدی، شکل موج بهینه چه باشد. در انتها اثربخشی این روش در مقایسه با روش‌های پیشین، یعنی آستانه‌گذاری بر روی ویژگی‌های تقارن، داپلر و AGCD در تشخیص هدف از چف، بررسی می‌شود. مشاهده می‌شود که عملکرد سیستم پیشنهادی بهبود قابل توجهی را ایجاد نموده است.

کلیدواژه‌ها: چف، هدف، رادار، شکل موج، شبکه عصبی مصنوعی، رادار شناختی

هدف جعلی که سطح مقطع راداری آن بزرگ‌تر از هدف اصلی

است منحرف خواهد شد. این فرایند در شکل زیر نمایش داده شده است.



شکل (۱). نحوه عملکرد چف در حفاظت از کشتی [۱۸]

مشاهده می‌شود که قفل روی هدف اصلی شکسته شده و موشک به سمت هدف کاذب متمایل می‌شود. برای مقابله با این

۱- مقدمه

هدایت کننده^۲ راداری در موشک‌های ضد کشتی به منظور هدایت دقیق تا هدف و برخورد موشک به هدف با احتمال بالا، استفاده می‌شود. با توجه به نیاز به قفل بر روی هدف پس از جستجو و آشکارسازی هدف، رادارها از نوع ردگیر هستند. متداول‌ترین و یکی از کارآمدترین روش‌ها در مقابل این نوع رادارها، ایجاد هدف جعلی پسیو^۳ مانند دکوی^۴ راداری و یا پرتاب چف است. با توجه به اینکه رادار هدایت کننده موشک در محدوده دید خود به دنبال بزرگ‌ترین بازگشتی می‌رود، در صورتی که قدرت تمایزی بین هدف اصلی و جعلی نداشته باشد به سمت

* رایانامه نویسنده مسئول: Petezadifar@ihu.ac.ir

² Seeker

³ Passive

⁴ Decoy

اینکه آیا شکل موج مورد استفاده، قابلیت مناسبی برای تفکیک داده‌ها داشته است از یک شبکه عصبی عمیق با لایه‌های LSTM استفاده شده است. شبکه وظیفه دارد با توجه به روند تغییرات شکل موج و تغییرات محیطی شکل موج مناسب را در هر لحظه پیشنهاد دهد. شکل موج بهینه آن شکل موجی است که بیشترین تفکیک و تمایز را بین چف و هدف ایجاد نماید. لذا در مرحله آموزش از چنین شکل موجی به‌عنوان برچسب استفاده می‌شود.

۲- تحقیقات پیشینیان

فعالیت‌های پیشینیان در این موضوع به سه حوزه ویژگی‌های چف، نحوه جداسازی چف از هدف و نحوه به‌کارگیری از رادار شناختگر تقسیم می‌شود. در رابطه با ویژگی‌های چف سال‌های اخیر در [۱] Sherman و همکاران، برای تحلیل رفتار RCS بایستاتیک^۱ چف، مدل‌هایی ارائه داده است که در آن رفتار چف را در پلاریزاسیون‌ها و جهت‌های مختلف به‌صورت هم‌دوس^۲ و ناهم‌دوس مدل می‌کند.

مرکز تحقیقاتی ناتو در [۱۰] و همچنین Bell در [۱۱] مرجع مناسبی در حوزه رادار شناختگر ارائه داده‌اند. در این مقالات به چگونگی بهره‌وری از رادار شناختگر در حوزه‌های مدیریت منابع، روشنایی منطبق^۳ و کنترل آماری^۴ پرداخته می‌شود.

در [۱۲] Wang و همکاران برای جداسازی چف از هدف، از اطلاعات موجود در صفحه رنج - داپلر استفاده کرده‌اند. به این صورت که ابتدا داده‌های رادار پالس-داپلر با پیش‌پردازش اولیه به صفحه رنج - داپلر تبدیل می‌شوند. سپس برای حذف داده‌های نویزی از یک CA-CFAR^۵ دوبعدی استفاده شده و نتیجه آن به یک بلوک خوشه‌بندی^۶ با الگوریتم شیفت میانگین^۷ داده می‌شود. طی این فرایند اطلاعات مربوط به هدف یا چف در یک خوشه قرار می‌گیرد. اطلاعات هر خوشه وارد بلوک کلاسه‌بندی می‌شود تا در مورد هدف یا چف بودن آن قضاوت شود. برای بلوک کلاسه‌بندی از معیار نیمن-پیرسن^۸ و تابع واگرایی کالک-لبلر^۹ استفاده شده است.

در [۱۳] Yongzhen و همکاران از اطلاعات موجود در داده‌ها با پلاریزاسیون‌های مختلف استفاده می‌کند. برای داشتن داده‌ها با تمام پلاریزاسیون‌ها باید فرستنده و گیرنده رادار، قابلیت تفکیک داده را در دو پلاریزاسیون V و H داشته باشد. سپس با

فرایند، لازم است رادار شرایط تمایز بین هدف اصلی و کاذب را ایجاد نماید. شکل زیر نمایی را از نحوه شلیک چف کنار یک کشتی نشان می‌دهد.



شکل (۲). لحظه شلیک چف در کشتی [۱۳]

بنابراین برای موشک اهمیت بالایی دارد که بتواند بین چف و هدف تمایز ایجاد کند. بدین منظور دو فرایند می‌تواند صورت پذیرد. اولین فرایند تجزیه و تحلیل اطلاعات دریافتی رادار برای تفکیک و تشخیص بین چف و هدف می‌باشد. اگر هدایت‌کننده موشک این قابلیت را داشته باشد که به‌درستی بین چف و هدف تفکیک قائل شود عملاً سیستم دفاعی هدف یعنی شلیک چف را از کار انداخته است. برای این منظور مقالات مختلف مانند [۱-۸] ویژگی‌های مناسب که می‌توان از داده دریافتی رادار استخراج نمود را ارائه نموده‌اند. دومین فرایندی که می‌توان برای مقابله با چف انجام داد این است که رادار مشخصات عملکردی خود را حین فرایند شکار هدف طوری تغییر دهد که تا جای ممکن تمایز بین چف و هدف بیشینه شود. مشخصه عملکردی رادار مورد نظر باید به‌گونه‌ای باشد که علاوه بر اینکه تأثیرگذاری متفاوت بر روی چف و هدف داشته باشد، باید به سادگی در حین عملیات تغییر یابد. با توجه به این معیارها، در این پژوهش از شکل موج استفاده شده است. از آنجایی که فرایند تشخیص شکل موج مناسب وابسته به داده دریافتی و شرایط محیطی و هدف و چف است از شبکه عصبی عمیق برای این امر استفاده شده است. در مقاله قبلی [۹] نحوه تشخیص لحظه شلیک چف مورد بررسی قرار گرفته بود. در این پژوهش سعی می‌شود پس از تعیین لحظه شلیک، در هر اسکن ابتدا چف از هدف تشخیص داده شود و سپس در مورد شکل موج مناسب برای ارسال در هر لحظه بعدی قضاوت شود. روال کلی کار به این صورت است که ابتدا داده دریافتی رادار پیش‌پردازش شده و ویژگی‌های داپلر، تقارن و AGCD استخراج می‌شوند. تحقیقات پیشینیان [۱-۸] نشان داده است که این ویژگی‌ها برای ایجاد تمایز بین چف و هدف مناسب می‌باشند. در ادامه برای حذف اثر نویز موجود در این داده‌ها از آستانه‌گذاری استفاده شده است. آستانه مناسب برای هر ویژگی وابسته به داده‌هاست و می‌توان با استفاده از آموزش یا آزمون و خطا به دست آید. در این پژوهش آستانه‌های مناسب به‌صورت آزمون و خطا به‌گونه‌ای انتخاب شده‌اند که بیشترین تفکیک را بین چف و هدف داشته باشند. در نهایت برای تعیین

1 bistatic

2 coherent

3 Matched Illumination

4 Stochastic control

5 Cell-averaging constant false alarm rate

6 clustering

7 Mean_shift

8 Neyman-Pirson

9 Kallback-Liebler

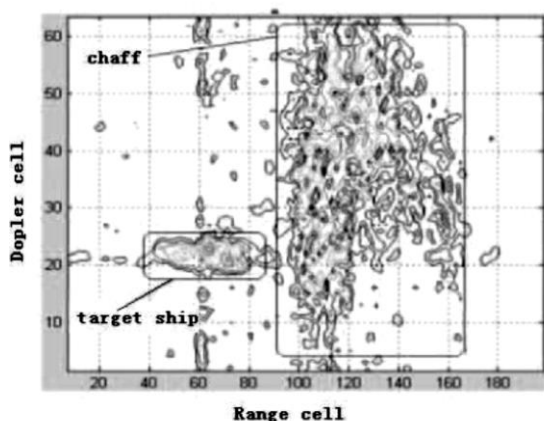
انجام گرفته، مقدار پارامتر فوق در ابر چف حدود ۷,۸ دسی‌بل و برای هدف (کشتی) حدود ۱۰ تا ۱۲ دسی‌بل است.

۳-۱-۲- تغییرات سطح مقطع راداری (RCS)

چف در لحظات اولیه به دلیل تراکم اسکترها دارای RCS بسیار بزرگی است (در حد چند ده یا صد مترمربع). ولی با گذشت زمان، تراکم اسکترها کاسته شده و به همین دلیل RCS تولیدی، کاهش محسوسی پیدا می‌کند. ولی در تمام این لحظات، هدف اصلی که هواپیما و یا کشتی است، تقریباً دارای RCS ثابتی است. تشخیص این موضوع در رادارهای ردگیر روی موشک به جهت سرعت زیاد و زمان کم رسیدن به هدف قابل تشخیص نیست ولی رادارهای روی کشتی، هواپیما و یا ساحلی می‌تواند این موضوع را در زمانی طولانی‌تر تشخیص دهد.

۳-۱-۳- پخش شدگی طیف

روش‌های حوزه فرکانس بر روی اثر پخش شدگی طیف [۲] تمرکز دارند. از آنجاکه ابر چف متشکل از تعداد زیادی ذرات چف است، به دلیل وجود جریان هوا و باد دارای حرکات آزاد است. اما هدف فاقد چنین رفتاری است. از این رو طیف سیگنال برگشتی چف در حوزه داپلر گستردگی قابل توجهی نسبت به داپلر هدف دارد. تفاوت بین طیف چف و هدف در شرایطی که رزولوشن بالا در حوزه فرکانس در دسترس است قابل استفاده است. کلاتر^۵ چف را می‌توان در سه فاز در نظر گرفت: فاز رشد، فاز بلوغ و فاز افت. روش‌های حوزه فرکانس عموماً در فاز بلوغ استفاده می‌شوند. شکل زیر نمایی از تفاوت طیف چف و هدف را نشان می‌دهد.



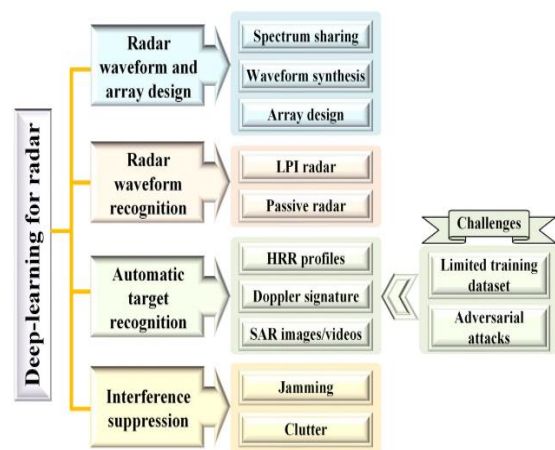
شکل (۴). صفحه رنج - داپلر [۷]

۳-۱-۴- ویژگی تنک بودن^۶

میزان پیوستگی و تنگی پژواک‌های دریافتی از چف و هدف در حوزه زمان و فرکانس متفاوت است. در واقع برگشتی هدف در حوزه زمان تنک است اما در حوزه فرکانس چگال است در حالی

استفاده از تجزیه پلاریمتریک^۱ ماتریس‌های همبستگی و پراکندگی، ویژگی‌هایی استخراج می‌شود. این ویژگی‌ها از هم مستقل بوده و حاوی اطلاعات جداکننده‌ای از چف و هدف می‌باشند. ویژگی‌های به دست آمده برای کلاسه‌بندی وارد یک ماشین بردار پشتیبان می‌شوند و درباره هدف یا چف بودن داده دریافتی قضاوت می‌شود.

همچنین لازم به ذکر است که [۱۴] مرجع مناسبی برای بررسی روش‌هایی که در آن‌ها، هوش مصنوعی در رادار مورد استفاده قرار گرفته است می‌باشد. هوش مصنوعی در زمینه رادار در حوزه‌های طراحی شکل موج و آرایه آنتنی، تشخیص شکل موج آنتن، تشخیص اتوماتیک نوع هدف و مقابله با تداخل استفاده شده است. شکل زیر این موضوع را به تصویر می‌کشد.



شکل (۳). حوزه‌های به‌کارگیری هوش مصنوعی در رادار [۱۴]

پژوهش پیش رو به طراحی شکل موج و تشخیص خودکار هدف از نمودار فوق، مربوط می‌شود.

۳- مدل‌سازی سیستم و روش‌های تشخیص

۳-۱- ویژگی‌های چف

روش‌های متداول شناسایی چف را می‌توان به ترتیب زیر دسته‌بندی کرد.

۳-۱-۱- ویژگی حوزه پلاریزاسیون^۲

روش‌های حوزه پلاریزاسیون از تفاوت ویژگی پلاریزاسیون متقاطع [۳] بین برگشتی چف و هدف استفاده می‌کنند. در اینجا یک رادار تمام‌پلاریزاسیون مورد نیاز است که همین امر، استفاده از این پلاریزاسیون را سخت می‌کند. ویژگی چف در حوزه پلاریزاسیون [۶] نسبت به هدف متفاوت است. نسبت مؤلفه قطبش اصلی ابر چف به مؤلفه قطبش متقابل کمتر از مقدار همین پارامتر در هدف اصلی است. در برخی بررسی‌های

^۳ Radar Cross Section

^۴ Scatterer

^۵ Clutter

^۶ Sparsity

^۱ Polarimetric decomposition

^۲ Polarization

فرض می‌کنیم $S_m(n)$ برابر برگشتی m ام هدف باشد که $n = 1.2 \dots N_m$ و N_m برابر طول $S_m(n)$ باشد. در [8] معادله زیر برای اندازه‌گیری تقارن برگشتی ارائه شده است:

$$\xi_m = \frac{1}{N_m/2} \sum_{n=1}^{N_m/2} \frac{S_m^2(W_m - n) - S_m^2(W_m + n)}{S_m^2(W_m - n) + S_m^2(W_m + n)}$$

که در آن W_m محور تقارن بوده و ξ_m درجه تقارن $S_m(n)$ نامیده می‌شود. توجه می‌کنیم که در [9] تعریف دیگری هم از تقارن ارائه شده است که نمی‌تواند تقارن برگشتی هدف را با دقت مناسب توصیف کند. وقتی که $\xi_m = 0$ باشد، $S_m(n)$ کاملاً متقارن است و وقتی که $\xi_m = 1$ باشد، $S_m(n)$ کاملاً نامتقارن است. برای محاسبه این معیار تقارن، با دو مساله روبرو هستیم. اول اینکه محور تقارن چطور انتخاب می‌شود و دوم اینکه ناحیه تقارن به چه ترتیب انتخاب شود.

• انتخاب محور تقارن و ناحیه تقارن

سه گزینه مختلف برای انتخاب W_m وجود دارد:

۱. نقطه وسط $S_m(n)$

۲. نقطه ماکزیمم $S_m(n)$

۳. نقطه نصف کننده انرژی $S_m(n)$

وقتی گزینه اول انتخاب شود، نگرانی بیشتری برای انتخاب ناحیه تقارن وجود ندارد. اما با انتخاب گزینه‌های دوم و سوم، طول برگشتی هدف در دو طرف W_m ممکن است برابر نباشد و بنابراین برای محاسبه ξ_m نیاز است یا طرف کوتاه‌تر جبران سازی شود و یا طرف بزرگتر بریده شود تا طول دو طرف برابر شود.

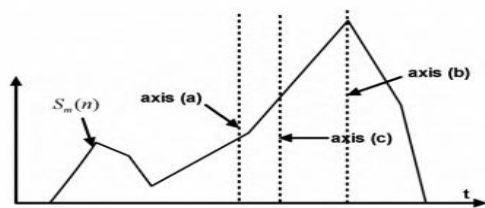
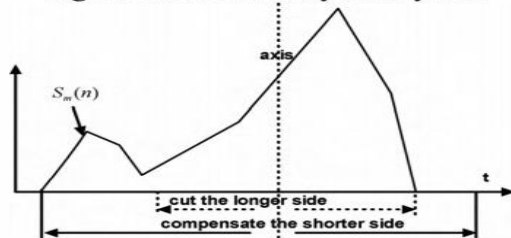


Figure 1: selection of symmetry axis



شکل (۵). تعیین محدوده تقارن [۸]

برای ماکزیمم کردن جدایی‌پذیری ویژگی و پایداری آن که در تشخیص اتوماتیک هدف بسیار مهم است، میانگین و واریانس $\Delta\xi = \xi_{ship} - \xi_{chaff}$ به‌عنوان ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. شبیه‌سازی‌های [9] نشان می‌دهد که میانگین $\Delta\xi$ یا به عبارتی جدایی‌پذیری ویژگی برای انتخاب محور ویژگی نصف کننده

که برای چف برعکس این است. به علاوه معیاری برای اندازه‌گیری تنگ بودن برگشتی ارائه شده است. در ادامه الگوریتمی برای تشخیص هدف از چف ارائه شده است.

• تفاوت تنگ بودن در حوزه زمان

در فرکانس بالای پهن باند، برگشتی هدف را می‌توان به‌صورت مجموعه برگشتی‌هایی از نقاطی قوی در نظر گرفت. برگشتی‌های قوی معمولاً از سطوح غیر پیوسته مانند سر کشتی^۱، دم کشتی^۲، توپخانه^۳ و کابین هدایت^۴ می‌آیند که منجر به بیشینه‌هایی با توزیع تنگ در حوزه زمان می‌شود.

در نقطه مقابل، چف مجموعه‌ای از دایپل‌ها^۵ است که پس از بلوغ، تقریباً از یک توزیع سه‌بعدی گوسی^۶ پیروی می‌کنند. به عبارتی با نادیده‌گرفتن اثرات استحفاظ^۷ و جهندگی^۸، هر دایپل را می‌توان به‌عنوان یک برگشت کننده قوی در نظر گرفت و بنابراین با توجه به توزیع گاوسی، ابری داریم که همه جای آن برگشت کننده قوی وجود دارد و توزیعی چگال و پیوسته از برگشت کننده‌ها را می‌سازد.

• تفاوت تنگ بودن در حوزه فرکانس

مکان نسبی برگشت کننده‌ها در کشتی ثابت است. اگر رادار در فاصله دوری نسبت به کشتی قرار داشته باشد، بردارهای حرکتی همه برگشت کننده‌ها تقریباً مشابه است و بنابراین همه آنها در حوزه فرکانسی رفتار مشابهی دارند که منجر به طیفی چگال و باریک می‌شود.

اگر چف در راستای افق، با سرعت باد حرکت می‌کند و سرعت عمودی آن نیز معمولاً نادیده گرفته می‌شود. حرکت هر دایپل با چرخش آن و جریان هوا مدل می‌شود و از توزیع گاوسی پیروی می‌کند [۶]. در واقع پهنای طیف چف در سرعت‌های باد بالا معمولاً بسیار زیاد است. اما در واقعیت به دلیل اثر چسبندگی^۹ معمولاً طیف چف از این مدل گاوسی تبعیت نمی‌کند و دایپل‌ها چند ماکزیمم را با توزیعی تنگ در طیف خروجی می‌سازند.

۳-۱-۵- ویژگی تقارن

نحوه توزیع چف در فضا به‌گونه‌ای است که پژواک‌های بازگشتی از آن در رنج و زاویه سمت تقارن دارد. اما در هدفی مثل کشتی به دلیل وجود نقاط منعکس کننده مختلف مانند تجهیزات روی عرشه، توپخانه و ... سیگنال بازگشتی متقارن نخواهد بود.

¹ Bow

² Stern

³ Artillery

⁴ Bridge

⁵ Dipole

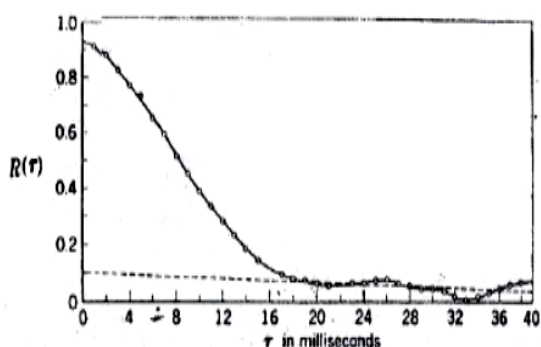
⁶ Gaussian

⁷ Shielding

⁸ Bouncing

⁹ Sticking

خودهمبستگی نمونه‌های ابر چف حاصل از نمونه واقعی رادار باند X^T است.



شکل (۶). تابع خودهمبستگی نمونه‌های ابر چف [۵]

در [۵] برای رادارهای هدایت نهایی معیار همبستگی خاکستری میانگین AGCD ارائه شده است که تفاوت مشخصه همبستگی زمانی بین کشتی و چف را نشان می‌دهد.

بر مبنای نظریه سیستم خاکستری، درجه همبستگی گری (GCD) معیار تشابه بین دو چیز یا عامل است [۴]. به عبارتی GCD بین دو دنباله برگشتی، تشابه آنها را نشان می‌دهد. واضح است که زمان همبستگی برگشتی چف نسبت به هدف کمتر است چون همبستگی بین برگشتی چف بسیار کمتر از هدف است. در نتیجه GCD می‌تواند معیار مناسبی برای تشخیص چف از هدف باشد. این معیار می‌تواند در فازهای رشد، بلوغ و افت چف مؤثر باشد. برای به دست آوردن معیار AGCD به ترتیب زیر عمل می‌شود. سیگنال برگشتی در پالس i را به ترتیب زیر در نظر می‌گیریم:

$$X_i = (x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,N})$$

و در این حالت GCD بین دو پالس متوالی به ترتیب زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$\alpha_i = \alpha(X_i, X_{i+1}) = 2 \left(\frac{1 + |X_i| + |X_{i+1}|}{1 + |X_i| + |X_{i+1}| + |X_i - X_{i+1}|} - \frac{1}{2} \right)$$

که در آن:

$$X_i = \left| \sum_{k=1}^{N-1} x'_{i,k} - \frac{1}{2} x_{i,N} \right|$$

$$|X_i - X_{i+1}| = \left| \sum_{k=1}^{N-1} (x'_{i,k} - x'_{i+1,k}) - \frac{1}{2} (x_{i,N} - x_{i+1,N}) \right|$$

و

$$x'_{i,k} = x_{i,k} - x_{i,0} \text{ for } k = 1, 2, \dots, N-1$$

با استفاده از تعریف فوق دو ویژگی GCD را مشاهده می‌کنیم. اول اینکه $0 < \alpha_i \leq 1$ و دوم اینکه α_i مستقل از

انرژی (حالت سوم بالا) از بقیه حالت‌ها بهتر است. از سویی شبیه‌سازی در [۸] نشان می‌دهد که واریانس $\Delta \xi$ به عبارتی معیار پایداری در حالتی که جبران سازی برای طول کوتاه تر انجام می‌شود، نسبت به بریدن طرف بلندتر بهتر است. بنابراین محور تقارن، به صورت محور نصف کننده انرژی انتخاب شده و برای انتخاب ناحیه تقارن، طرف کوتاه تر جبران سازی می‌شود.

• الگوریتم تشخیص هدف از چف با استفاده از

تقارن

در ابتدا نیاز است محدوده سیگنال هدف مطلوب از کل سیگنال دریافتی انتخاب شود. برای این کار در [8] ابتدا از روش نرخ هشدار کاذب ثابت ($CFAR$) برای تشخیص مکان هدف انتخاب شده است. سپس سطح نویز سیگنال خارج محدوده هدف (به عبارتی نویز زمینه) استخراج شده و در نهایت کل سیگنال با سطح آستانه ای که ضریبی از سطح نویز است مقایسه می‌شود. در گام بعدی با استفاده از فاصله ماکزیمم‌های به دست آمده با یک سطح آستانه متناسب با طول هدف، سیگنال‌های مربوط به هر هدف خوشه‌بندی شده و در نهایت $S_m(n)$ به دست می‌آید. در نهایت معیار تقارن برای این $S_m(n)$ به دست می‌آید. بنابراین گام‌های الگوریتم را می‌توان به ترتیب زیر بیان نمود.

گام ۱. استخراج ماکزیمم‌های سیگنال دریافتی با استفاده از $CFAR$ ، حذف برگشتی هدف از دروازه دریافتی و محاسبه سطح نویز زمینه سیگنال باقیمانده و محاسبه سطح آستانه هدف

گام ۲. استخراج سیگنال از دروازه گیرنده با استفاده از سطح آستانه هدف

گام ۳. خوشه‌بندی ماکزیمم‌های استخراج شده از گام ۲ و شکل‌دادن $S_m(n)$

گام ۴. محاسبه معیار تقارن ξ_m برای $S_m(n)$

گام ۵. تفکیک ξ_m به ترتیب زیر:

$$\begin{cases} \xi_m > Th_\xi & \text{ship} \\ \xi_m \leq Th_\xi & \text{chaff} \end{cases}$$

که در آن Th_ξ سطح آستانه تمایز بین هدف و چف است.

۳-۱-۶- ویژگی میانگین درجه همبستگی گری ($AGCD^2$)

برگشتی هدف در پالس‌های متوالی، همبستگی بیشتری نسبت به چف دارند. بنابراین ویژگی‌های حوزه زمان می‌تواند برای شناسایی چف استفاده شود. بعضی از روش‌ها مستقیماً از شکل موج برای همبستگی استفاده می‌کنند. در اینجا هر چه رزولوشن رادار بهتر باشد، کیفیت عملکرد روش بهتر است. زمان همبستگی چف کوتاه‌تر از هدف بوده و در نتیجه ضریب همبستگی بین امواج برگشتی از آن ضعیف‌تر است. شکل زیر نشان‌دهنده تابع

¹ Constant False Alarm Rate

² Average Grey Correlation Degree

^۳ باند X مربوط به فرکانس‌های ۸ تا ۱۲ گیگاهرتز می‌باشد.

بدین منظور با توجه به مقاله [۹] برای شبیه‌سازی سیگنال چف از روابط زیر استفاده شده است. رفتار چف در پالس‌های متوالی را می‌توان با استفاده از مدل طیفی [۱۱]، نوسانات سورلینگ^۲ [۲]، مدل داپلر و تغییرات دامنه [۷] مدل کرد. برای مدل‌سازی طیف چف، طیف فرکانسی چف را به صورت گوسی در نظر می‌گیریم [۱۱].

$$S_{chaff} = \left(\frac{P_{chaff}}{\sqrt{2\pi}\alpha_{chaff}} \right) e^{-\frac{(f-f_{chaff})^2}{2\alpha_{chaff}^2}}$$

که در این رابطه P_{chaff} برابر توان دریافتی متوسط چف، f_{chaff} فرکانس داپلر متوسط چف و α_{chaff} انحراف استاندارد آن است. توان متوسط دریافتی از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$P_{chaff} = \int \frac{P_t G^2 \lambda^2 \bar{x}}{(4\pi)^3 R^4 L_r L_s} dV$$

که در آن \bar{x} برابر متوسط سطح مقطع راداری چف است که از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$\bar{x}_{chaff} = 22 * 10^{-9} \lambda W_c$$

در این رابطه W_c برابر چگالی حجمی چف بر حسب g/km^3 است. فرکانس متوسط داپلر چف از رابطه زیر به دست می‌آید [۱۱]:

$$f_{volume} = \frac{0.2 V_{wind} \cos(\phi_a - \phi_w)}{\lambda}$$

در این رابطه V_{wind} برابر سرعت باد و ϕ_a برابر زاویه زینت^۳ بیم آنتن و ϕ_w جهت وزش باد است. انحراف استاندارد طیف چف هم از رابطه زیر به دست می‌آید [۱۰]:

$$\alpha_{volume} = \frac{0.2 \sqrt{\sigma_{shear}^2 + \sigma_{turb}^2}}{\lambda}$$

که در آن σ_{shear} و σ_{turb} به ترتیب اثرات برش^۴ باد و تلاطم^۵ باد هستند [۷].

$$\sigma_{shear} = 0.42kR\phi$$

که در آن، R برابر فاصله تا رادار و ϕ عرض بیم ارتفاع آنتن رادار است.

$$\sigma_{turb} = \begin{cases} 1 & 0.3 \leq h \leq 3.6 \\ 0.7 & h > 3.6 \end{cases}$$

که در آن، h ارتفاع چف بوده و طبق رابطه فوق نمودار PSD چف به صورت زیر است.

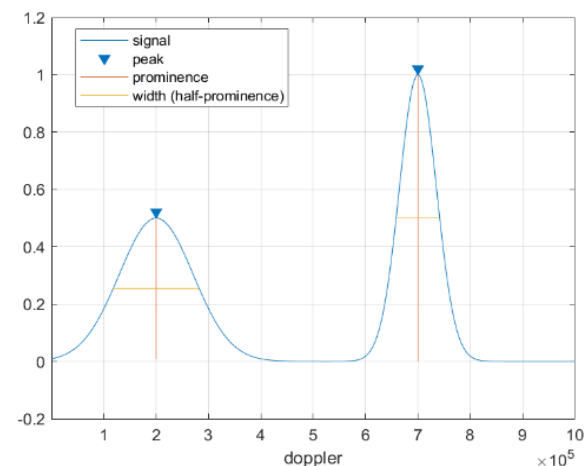
تبدیل^۱ است. برای M پالس، $M-1$ مقدار GCD به دست می‌آید که به صورت $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{M-1})$ در نظر گرفته می‌شود. به منظور کاهش اثرات نویز، مقدار متوسط GCD یا به عبارتی AGCD مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \alpha_i$$

به منظور محاسبه سطح آستانه مناسب AGCD برای آشکارسازی چف، در [۵] با توجه به نبود داده کافی برای اندازه‌گیری از AGCD کلاتر زمینی استفاده شده است. این در حالی است که در اینجا با استفاده از اطلاعات شبیه‌سازی در [۹] مقدار سطح آستانه مناسب برای AGCD به دست آمده است.

۳-۱-۷- ویژگی پخش‌شدگی داپلر

رفتار سیگنال بازگشتی از هدف و چف در حوزه داپلر با یکدیگر تفاوت دارد. از آنجایی که ذرات چف با سرعت‌های متفاوت در فضا منتشر می‌شوند و بر اثر وزش باد به صورت نامنظم حرکت می‌کنند پخش‌شدگی در حوزه داپلر برای چف بیشتر از هدف می‌باشد [۹]. برای استخراج این ویژگی از پردازش داپلر استفاده می‌شود. به این صورت که نمونه‌های مربوط به یک سلول رنج با استفاده از تبدیل FFT به حوزه داپلر برده می‌شوند. سپس پهنای هر پیک تعیین کنند میزان پخش‌شدگی داپلر برای آن سیگنال خواهد بود. شکل زیر شمایی را از استخراج این ویژگی نشان می‌دهد. عرض هر پیک، به عنوان پخش‌شدگی داپلر در نظر گرفته می‌شود.



شکل (۷). استخراج ویژگی پخش‌شدگی داپلر

۳-۲- مدل‌سازی هدف و چف

از آنجایی که شبکه عصبی بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده آموزش می‌بیند، نحوه تشکیل دیتاست، یعنی مدل‌سازی سیگنال بازگشتی از رادار برای هدف و چف اهمیت زیادی پیدا می‌کند.

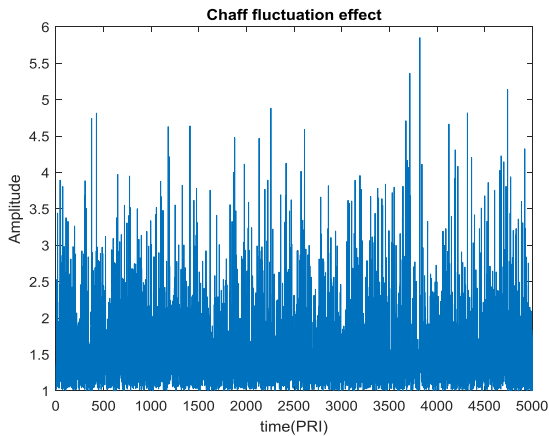
^۱ Translation Invariant

^۲ Swerling

^۳ zenith

^۴ تغییر سرعت باد بر حسب ارتفاع (Shear)

^۵ Turbulance



شکل (۱۰). دامنه چف

دامنه چف در طول زمان به این صورت عوض می‌شود که ابتدا در مدت زمان کوتاهی افزایش می‌یابد. به این زمان، زمان انفجار می‌گویند. سپس با گذشت زمان دامنه آن، به صورت نمایی کاهش می‌یابد [۸].

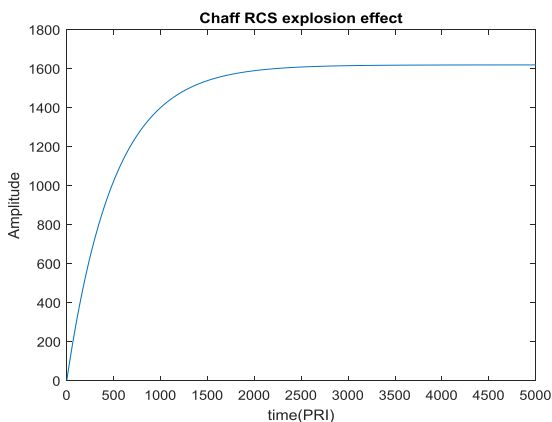
$$RCS_a = 0.18\lambda^2 N$$

$$P(\sigma) = 1 - e^{\left(-\frac{\sigma}{RCS_0}\right)}$$

$$f = \frac{1}{3} (1 + 2(\cos \alpha_T \cos \alpha_R + \cos \beta \sin \alpha_T \sin \alpha_R)^2)$$

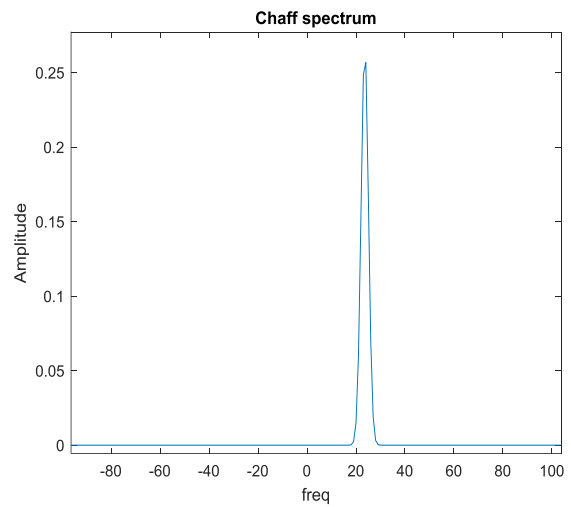
$$B(t) = \begin{cases} 1 & t \leq \tau \\ 1 & \tau < t \leq \tau_{IF} \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan(t - \tau_{IF} - \Delta) & \tau < t \leq \tau_{EF} \end{cases}$$

در این رابطه N برابر تعداد المان‌های چف است. α_T برابر زاویه بین محور Z و پلاریزاسیون میدان الکتریکی برخورد کننده به چف است. α_R برابر زاویه بین محور Z و پلاریزاسیون میدان الکتریکی برخورد کننده به گیرنده است و β زاویه بین فرستنده و گیرنده است. τ_{IF} برابر زمان شروع ریزش چف و τ_{EF} برابر زمان انتهای ریزش چف و τ_C ثابت زمانی انفجار چف است. در زمان انفجار چف، دامنه آن به صورت زیر تغییر می‌کند.



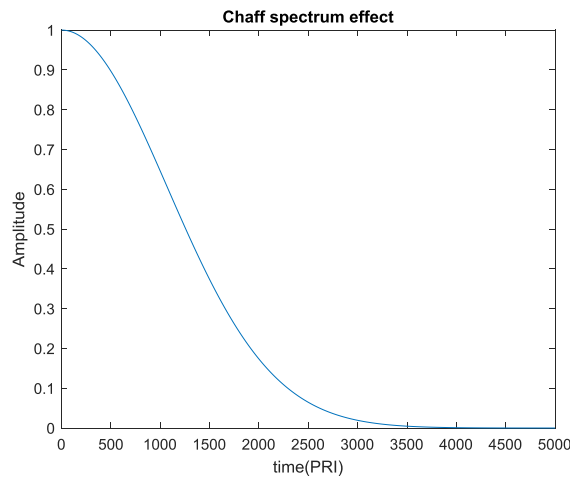
شکل (۱۱). نمودار RCS چف

در این نمودار، ثابت زمانی انفجار چف برابر 0.3 ثانیه در نظر گرفته شده است. مقدار f هم برابر ۱ (معادل رادار مونواستاتیک و پلاریزاسیون هم‌راستای Z) لحاظ شده است. مقدار افت دامنه هم



شکل (۸). نمودار PSD چف

در این نمودار مقدار سرعت باد برابر 20 متر بر ثانیه، جهت نسبی وزش باد به بیم آنتن برابر 45 درجه و اثرات برش و تلاطم باد به ترتیب برابر 0.7 و 1 در نظر گرفته شده‌اند. با توجه به PSD فوق شکل سیگنال چف به صورت زیر می‌باشد.



شکل (۹). طیف چف

از آنجایی که هدف متحرک است، چف تولید شده در آن نیز دارای حرکت است. اثر این حرکت در طیف داپلر ظاهر می‌شود. فرکانس داپلر از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$f_d = \frac{2v_r}{\lambda}$$

این مقدار نیز به صورت فرکانس داپلر در مدل چف در نظر گرفته می‌شود. دامنه چف در طی زمان دارای نوساناتی است که طبق مقاله [۲] با مدل سورلینگ با درجه آزادی ۲ در نظر گرفته می‌شود. به عبارتی یک توزیع کای دو^۱ با درجه آزادی ۲ برای آن در نظر می‌گیریم.

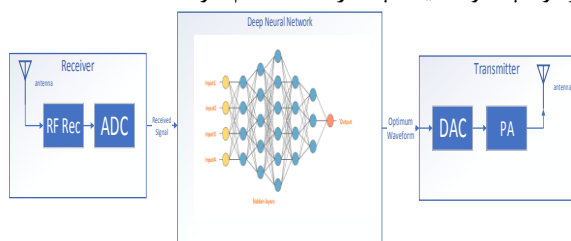
^۱ Chi-squared distribution

از خود نشان دهند. راهکار ارائه شده در اینجا بر روی یک سیستم راداری شناختگر تکیه دارد که با توجه به بازخورد از محیط، پارامترهای کاری خود را به شکلی تنظیم می‌کند که بیشترین تمایز را بین هدف و چف ایجاد نماید. بدین منظور تأکید بر روی انتخاب شکل موج زیربهنینه از میان مجموعه‌ای از شکل موج‌ها است. بدین ترتیب، شکل موج ارسالی رادار به صورت تطبیقی با توجه به معیارهای تعیین‌کننده در جدایی هدف از چف، تعیین می‌شود.

رویکرد طرح ارائه شده برای این امر استفاده از شبکه عصبی عمیق با پیش‌پردازش مناسب می‌باشد. به این صورت که ابتدا سیگنال دریافتی رادار پیش‌پردازش شده تا بردار ویژگی مناسب در جداسازی سیگنال بازگشتی هدف از چف به دست آید. خروجی شبکه عصبی تعیین موفقیت یا عدم موفقیت هر شکل موج در جداسازی چف از هدف است. بدین ترتیب رادار به صورت شناختگر و هوشمند تصمیم می‌گیرد که با توجه به سیگنال دریافتی در لحظه فعلی، شکل موج ارسالی بهینه در لحظه بعدی چه باشد.

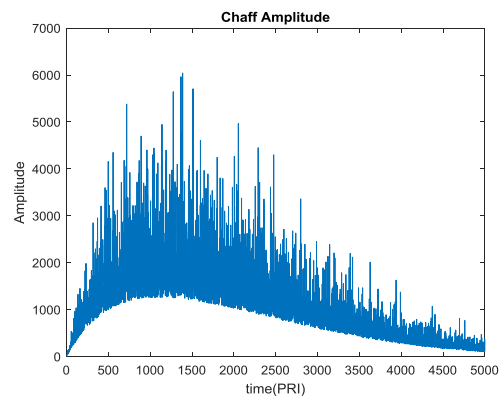
۴-۱- شبکه تشخیص چف از هدف در رادار

برای مقابله با چف از تکنیک رادار شناختی برای تشخیص چف از هدف استفاده شده است. به این ترتیب که با توجه به سیگنال دریافتی از محیط، شکل موج ارسالی رادار تغییر کرده و سپس در گیرنده، با استفاده از ویژگی‌های ارائه شده چف از هدف متمایز می‌شود. لیکن شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که ویژگی‌های ارائه شده در بالا به تنهایی نمی‌تواند در تمامی سناریوها، عملکرد مطلوبی در شناسایی چف از هدف داشته باشد. برای حل این موضوع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، تشخیص چف از هدف پیاده‌سازی شده است. این شبکه امکان تفکیک بین چف و هدف با دقت بهتر نسبت به ویژگی‌های معرفی شده در بالا را ارائه می‌دهد. به این صورت که ابتدا سیگنال دریافتی پیش‌پردازش می‌شود. در پیش‌پردازش انجام شده پارامترهای تشخیص هدف از چف یعنی AGCD، تقارن، پخش‌شدگی داپلر^۲ برای پیک‌های یافت شده در سیگنال استخراج می‌شوند. سپس این بردار ویژگی وارد شبکه عصبی عمیق شده تا با توجه به آن، وجود و عدم وجود چف و تفکیک چف از هدف انجام شود.



شکل (۱۴). جایگاه شبکه عصبی در روش پیشنهادی

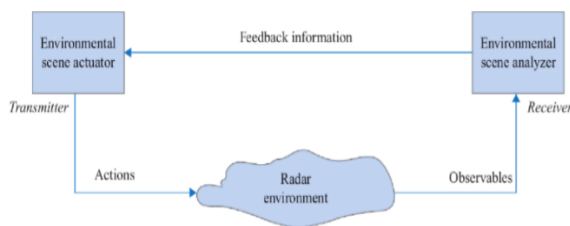
با مدل چگالی طیفی اشاره شده در بالا ترکیب شده است. در نهایت، پس از در نظر گرفتن تمام اثرات گفته شده در متن درباره چف، نمودار تغییرات دامنه بر حسب زمان به صورت زیر می‌باشد.



شکل ۱۲: نمودار تغییرات دامنه بر حسب زمان

۳-۳- رادار شناختگر

ایده رادار شناختگر، ابتدا توسط هیکین^۱ در سال ۲۰۰۶ مطرح شد [۱۷]. در تعریف رادار شناختگر گفته می‌شود «رادار شناختگر، راداری است که به طور پیوسته محیط را از طریق تعاملی که با محیط ایجاد می‌کند، شناسایی می‌کند و بدین ترتیب فرستنده رادار به طور هوشمند مشخصات سیگنال ارسالی را با محیط هماهنگ می‌کند. بدین ترتیب، حلقه بسته‌ای بین فرستنده، محیط و گیرنده شکل می‌گیرد.» شکل زیر شمایی از ایده کلی رادار شناختگر را نشان می‌دهد. یک رادار شناختگر تطبیق را در بخش فرستندگی به کار می‌گیرد و با استفاده از اطلاعات به دست آمده از اهداف و محیط، پارامترهایی مانند فرکانس کاری، شکل موج ارسالی، فرکانس ارسال پالس‌ها، توان و تعداد پالس‌ها، پلاریزاسیون و... را به طور هوشمند انتخاب می‌کند. لازم به ذکر است که در رادارهای معمولی تمام این پارامترها به طور «ازپیش تعیین شده» انتخاب می‌شوند.



شکل (۱۳). نحوه عملکرد رادار شناختگر [۱۷]

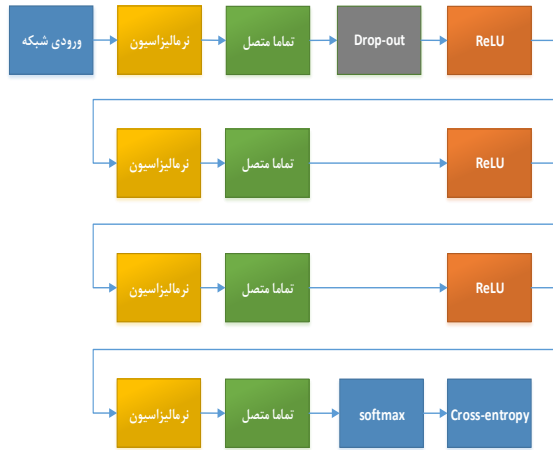
۴- روش پیشنهادی

برای تشخیص هدف از چف نیاز به ویژگی‌های متمایزکننده داریم که بتوانند تمایز مناسب بین هدف و چف ایجاد نمایند. این ویژگی‌ها می‌توانند در سناریوهای کاری مختلف مانند شکل موج‌ها، فرکانس‌های کاری و شرایط آب و هوایی، عملکرد متفاوتی

^۲ Doppler Spread

^۱ Haykin

برای هر کدام از minibatch های آموزش، برخی از نورون ها را به صورت تصادفی خاموش کند. بلوک دیاگرام شبکه به صورت زیر می باشد.



شکل (۱۶). بلوک دیاگرام شبکه عصبی عمیق

تعداد پارامترهای تحت آموزش به صورت زیر است.

جدول (۱). بلوک دیاگرام آموزش شبکه عصبی تشخیص هدف از چف

تعداد پارامترهای آموزش	تعداد فعال ساز	نوع لایه	نام لایه	تعداد
-	6	ویژگی های ورودی	Input	۱
آفست $۱*۶$ مقیاس $۱*۶$	6	نرمالیزه کننده دسته	BN_1	۲
وزن ها $۱۲۸*۶$ بایاس $۱۲۸*۱$	128	کاملاً متصل	Fc_1	۳
-	128	Dropout	Drop_out	۴
-	128	ReLU	Relu_1	۵
آفست $۱۲۸*۱$ مقیاس $۱۲۸*۱$	128	نرمالیزه کننده دسته	BN_2	۶
وزن ها $۶۴*۱۲۸$ بایاس $۶۴*۱$	64	کاملاً متصل	Fc_2	۷
-	64	ReLU	Relu_2	۸
آفست $۶۴*۱$ مقیاس $۱*۶۴$	64	نرمالیزه کننده دسته	BN_3	۹
وزن ها $۳۲*۶۴$ بایاس $۳۲*۱$	32	کاملاً متصل	Fc_3	۱۰
-	32	ReLU	Relu_3	۱۱
آفست $۳۲*۱$ مقیاس $۳۲*۱$	32	نرمالیزه کننده دسته	BN_4	۱۲
وزن ها $۲*۳۲$ بایاس $۲*۱$	2	کاملاً متصل	Fc_4	۱۳
-	2	Softmax	Softmax	۱۴
-	2	Classification Output	Classoutput	۱۵

۴-۱-۱- معماری شبکه عصبی عمیق

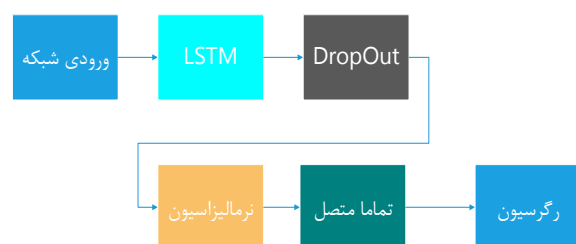
همان طور که گفته شد باید ویژگی های به دست آمده در مرحله پیش پردازش وارد شبکه عصبی عمیق شده تا در مورد مناسب بودن شکل موج ارسالی قضاوت شود. لایه اصلی طبقه بند در این معماری، لایه کاملاً متصل می باشد که در چهار لایه به صورت متوالی، پشت سر هم قرار گرفته اند. پس از هر لایه کاملاً متصل یک لایه فعال ساز relu قرار گرفته است. وجود تابع فعال ساز در هر لایه از شبکه عصبی الزامی است. زیرا هر لایه طبقه بند در شبکه عصبی یک عملگر خطی است. برای اینکه دو عملگر خطی به یک لایه تقلیل پیدا نکنند لازم است یک لایه غیر خطی مانند لایه فعال ساز بین آنها قرار بگیرد. همچنین در هر لایه، قبل از اینکه داده ها وارد لایه کاملاً متصل شوند نرمالیزه می شوند. نرمالیزاسیون داده ها، سبب بهبود همگرایی فرایند آموزش به جواب مطلوب می شود. تعداد نورون ها به کاررفته در لایه ها نیز روندی کاهشی دارد. به صورت تجربی این حقیقت به دست آمده است که اگر لایه، روند کاهشی داشته باشند عملگر شبکه بهتر خواهد بود. دلیل این امر آن است که لایه های ابتدایی ویژگی مطلوب را از داده ها استخراج می کنند و با عبور از هر لایه، داده ها چکیده تر می شوند تا در نهایت داده به لایه آخر رفته و تابع هزینه بر روی آن اعمال شود. ساختار شبکه عصبی به ترتیب زیر در نظر گرفته شده است.



شکل (۱۵). ساختار شبکه عصبی

لازم به ذکر است که لایه Dropout فقط در طی آموزش حضور دارد. این لایه از بیش برارزش شبکه بر روی داده های آموزش جلوگیری می کند. عملکرد کلی این به صورت است که

ساختار کلی این شبکه به این صورت است که ابتدا داده‌های ورودی که شامل کد شکل موج انتخاب شده در هر لحظه می‌باشند به صورت ترتیبی وارد شبکه می‌شوند. سپس در اولین مرحله داده‌ها وارد لایه‌های LSTM می‌شوند. سپس خروجی این لایه برای اینکه آماده استفاده در لایه رگرسیون خروجی شود، وارد یک لایه کاملاً متصل می‌شود. در نهایت تابع هزینه شبکه با توجه به لایه رگرسیون تشکیل می‌شود. خروجی شبکه وظیفه دارد کد شکل موج مناسب را تولید نماید. لازم به ذکر است که در فرایند آموزش به منظور جلوگیری از بیش برآزش داده از لایه Dropout استفاده می‌شود. بلوک دیاگرام شبکه به صورت زیر است.



شکل (۱۸). بلوک دیاگرام شبکه پیشنهاد شکل موج

تعداد پارامترهای شبکه مطابق با جدول زیر است.

جدول (۲). بلوک دیاگرام آموزش شبکه عصبی پیشنهاد شکل موج

ردیف	نام لایه	نوع لایه	تعداد فعال‌ساز	تعداد پارامترهای آموزش
۱	Input	ویژگی‌های ورودی	۱	-
۲	LSTM	بخش پسخور - حافظه کوتاه مدت بلند	۴۰	وزن ورودی ۱۶۰*۱ وزن های پسخور ۱۶۰*۴۰ بایاس ۱۶۰*۱
۳	DropOut_1	DropOut	۴۰	-
۴	BN_1	نرمالیزه کننده دسته	۴۰	آفست ۴۰*۱ مقیاس ۴۰*۱
۵	Fc_1	کاملاً متصل	۱	وزن ها ۱*۴۰ بایاس ۱*۱
۶	Regression Output	رگرسیون	۱	-

اوپر پارامترهای شبکه به صورت زیر می‌باشند.

۱- حل کننده آدام^۱ با پارامتر نرخ افت گرادیان^۲ برابر ۰,۵.

برای آموزش شبکه پارامترها به ترتیب زیر در نظر گرفته شده است.

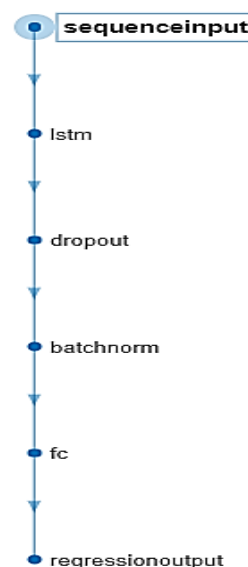
- ۱- حل کننده آدام^۱ با پارامتر نرخ افت گرادیان^۲ برابر ۰,۷.
- ۲- نرخ یادگیری قطعه‌ای با کاهش مقدار در هر ۵۰ epoch
- ۳- میزان dropout برابر ۳۰ درصد
- ۴- منظم ساز L2

• بهینه‌ساز آدام

روش آدام الگوریتم بهینه‌سازی برای بهینه عملکرد الگوریتم نزول گرادیان (GD^۳) است. این روش در هنگام کار با مسائل بزرگ که شامل داده‌ها یا پارامترهای زیادی است کارآمد است. این روش به طور نسبی به حافظه کمتری نیاز دارد و کارآمدتر است. به طور شهودی، این روش ترکیبی از الگوریتم «نزول گرادیان با تکانه^۴» و الگوریتم «^۵RMSProp» است.

۴-۲- شبکه پیشنهاد شکل موج مناسب

همان‌طور که گفته شد به منظور تشخیص اینکه چه شکلی موجی مناسب است لازم است شبکه‌ای داشت که بتواند شکل موج مناسب برای لحظه بعدی را پیشنهاد دهد. بدین منظور از آنجایی که روند زمانی تغییر شرایط محیطی و انتخاب شکل موجها اهمیت دارد از شبکه پسخور LSTM استفاده می‌شود. این شبکه اطلاعات مربوط به نحوه انتخاب شکل موجها را به صورت ترتیبی به عنوان ورودی دریافت می‌کند و شکل موج پیشنهادی خود را به عنوان خروجی تولید می‌کند. ترتیب قرارگیری لایه‌ها به صورت زیر است.



شکل (۱۷). لایه‌های شبکه پیشنهاد شکل موج

^۱ ADAM (Adaptive Moment Estimation)

^۲ Gradient Decay Factor

^۳ Gradient Descent

^۴ Momentum

^۵ Root Mean Square Propagation

^۶ ADAM (Adaptive Moment Estimation)

^۷ Gradient Decay Factor

۲- نرخ یادگیری اولیه برابر با ۰,۰۵
 ۳- نرخ یادگیری قطعه‌ای با کاهش مقدار در هر ۵۰ epoch
 ۴- میزان dropout برابر ۵۰ درصد

۳-۴- حوزه تولید دیتاست و آموزش شبکه

همان‌طور که گفته شد معماری شبکه عصبی طراحی شده به این صورت است که بردار ویژگی به دست آمده از سیگنال دریافتی به‌عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود. خروجی شبکه نیز مناسب‌بودن یا نبودن شکل موج استفاده را نشان می‌دهد. بدین ترتیب باید دیتاستی تولید نمود که چنین ساختاری داشته باشد. یعنی مجموعه‌ای سیگنال‌ها تولید شده باشد و سپس بردار ویژگی مربوط به هر کدام استخراج شود. در نهایت برچسب خروجی شبکه به این صورت در نظر گرفته می‌شود که آیا شکل موج در نظر گرفته شده مناسب است یا نه. دیتاست در نظر گرفته شامل همه سناریوها و همه شکل موج‌ها می‌باشد.

۵- شبیه‌سازی

۱-۵- معرفی شکل موج‌ها

شکل موج‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی به ترتیب زیر است:

جدول (۳). شکل موج‌های مورد استفاده

ردیف	نام شکل موج	پارامتر
۱	LFM	-
۲	NLFM	-
۳	Barker	۱۱
۴	Frank	۳
۵	P1	۹
۶	P2	۴
۷	P3	۹
۸	P4	۹
۹	Px	۹
۱۰	Px	۱۶
۱۱	Stepped LFM	-

۲-۵- معرفی سناریو

سناریوهای شرایط محیطی مورد استفاده در شبیه‌سازی‌ها با تغییر پارامترهای زیر حاصل شده است.

- سرعت هدف
- سرعت چف
- ثابت زمانی چف
- سرعت باد
- σ_{shear}
- σ_{turb}

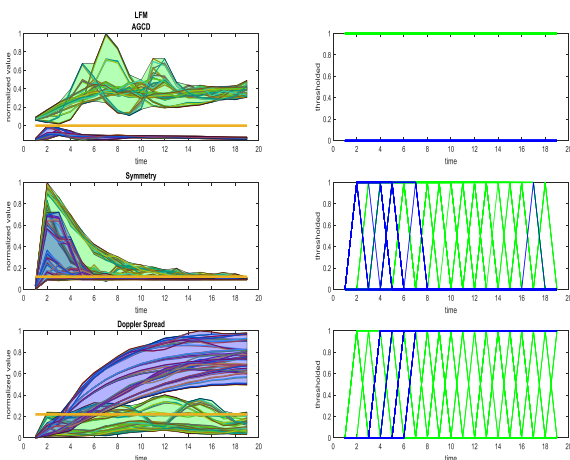
جدول (۴). پارامترهای سناریوها

پارامتر	مقدار	واحد
سرعت هدف	۵ ۱۵	m/s
سرعت چف	۵- ۱۰-	m/s
ثابت زمانی چف	۰/۰۵ ۰/۰۱	S
سرعت باد	۱ ۵	m/s
σ_{shear}	۰/۲ ۰/۰۵	-
σ_{turb}	۰/۱ ۰/۰۱	-

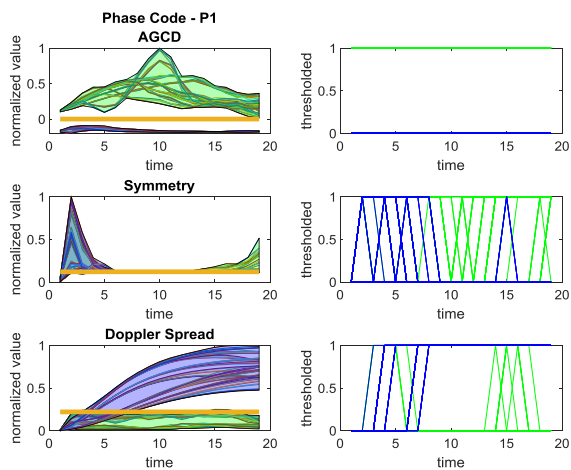
برای مدل‌سازی سناریوهای مختلف پارامترهای شبیه‌سازی سناریو را مقادیر مختلفی در نظر گرفته و در نهایت ۶۴ سناریو در نظر گرفته شده است.

۳-۵- ویژگی‌ها و دقت روش‌های تشخیص چف از هدف

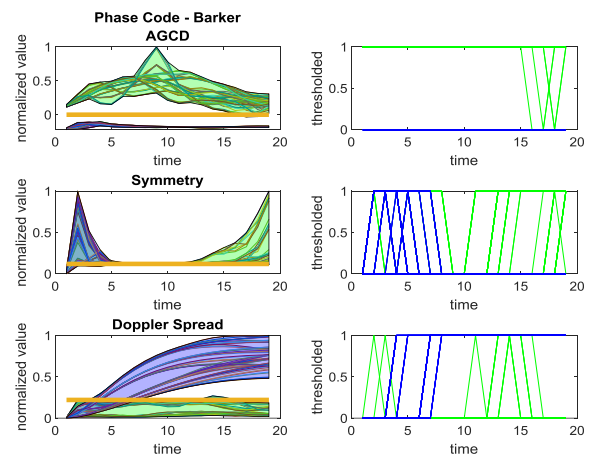
برای هر یک از سناریوها، شکل موج ارسالی رادار به اهداف و چف تابیده و پس از دریافت سیگنال دریافتی، پارامترهای جداسازی به دست آمده‌اند. برای هر یک از پارامترها، آستانه‌ای به‌منظور تصمیم‌گیری برای جداسازی هدف از چف در نظر گرفته شده است. آستانه‌ها به‌گونه‌ای در نظر گرفته شده‌اند که بیشترین میزان تفکیک را بین هدف و چف ایجاد نمایند. لازم به ذکر است که آستانه مطلوب می‌تواند به‌صورت آموزش یا آزمون و خطا به دست آید. در این پژوهش آستانه مناسب با استفاده از آزمون و خطا به‌گونه‌ای انتخاب شده است که بیشترین تفکیک بین هدف و چف ایجاد شود. نمودارهای زیر این موضوع را برای شکل موج‌های ارائه شده و سه ویژگی مورد استفاده به تصویر می‌کشد.



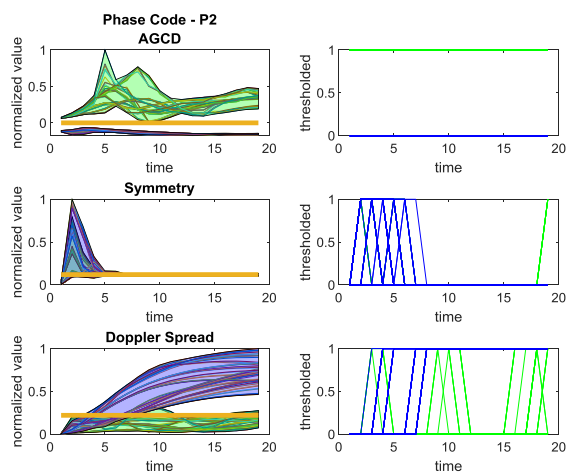
شکل (۱۹). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج LFM



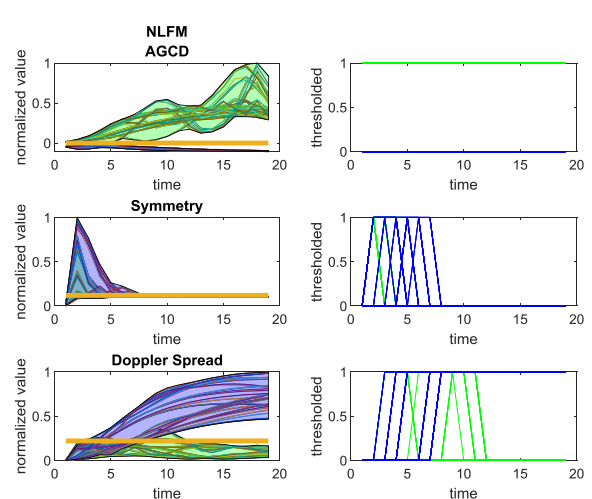
شکل (۲۳). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج P1



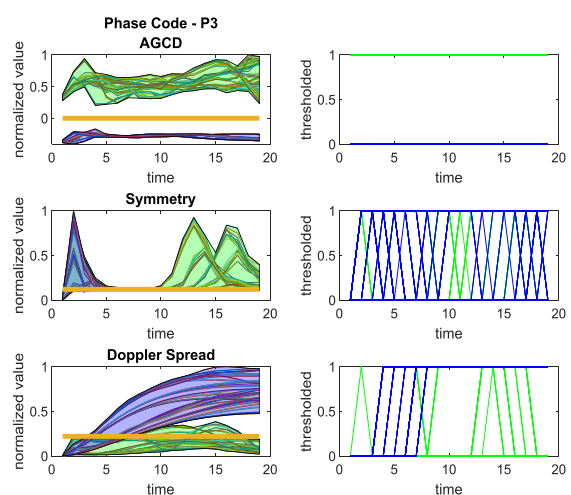
شکل (۲۰). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج Barker



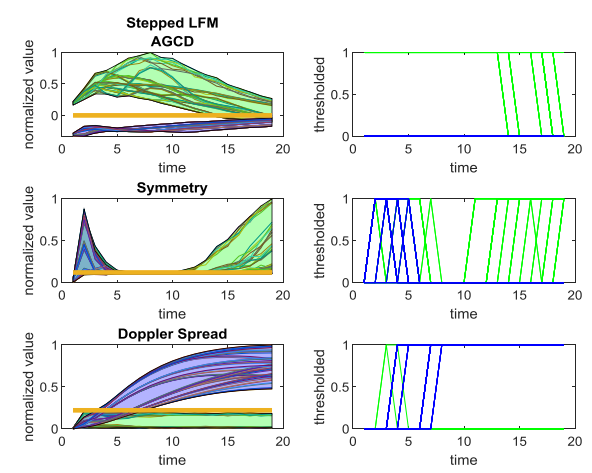
شکل (۲۴). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج P2



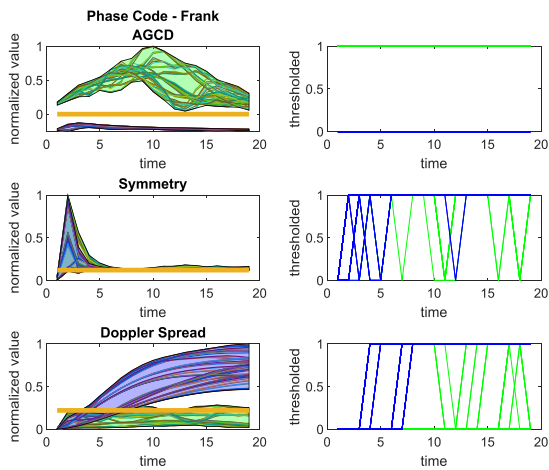
شکل (۲۱). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج NLFM



شکل (۲۵). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج P3



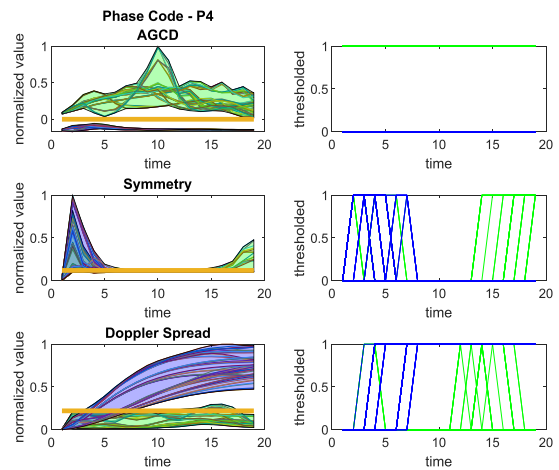
شکل (۲۲). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج Stepped LFM



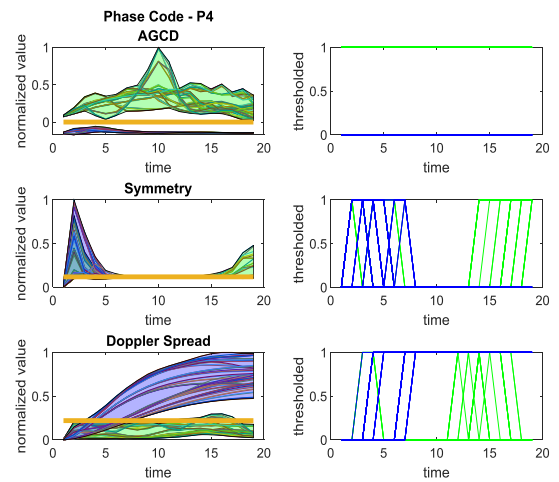
شکل (۲۹). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج Frank

لازم به ذکر است در شکل‌های شش‌گانه فوق، نمودارهای هر ردیف به ترتیب، مربوط به ویژگی‌های AGCD، تقارن و پخش‌شدگی داپلر می‌باشد. نمودارهای سمت چپ روند زمانی تغییرات هر ویژگی را نشان می‌دهد. در هر دو نمودار، رنگ سبز نشان‌دهنده دامنه تغییرات هدف به‌ازای زمان‌های مختلف است. رنگ بنفش همین امر را برای چف نشان می‌دهد. خط افقی زرد در نمودارهای سمت چپ، آستانه به کار رفته را در هر ویژگی نشان می‌دهد. نمودار سمت راست اثر آستانه‌گذاری را بر روی ویژگی‌ها نشان می‌دهد. در هر لحظه، مقادیر بالای آستانه یک، و مقادیر زیر آن صفر خواهند بود. همان‌طور که مشاهده می‌شود برای ویژگی‌های AGCD و تقارن، بالای آستانه بودن معیار هدف بودن است ولی برای ویژگی پخش‌شدگی داپلر زیر نمودار بودن معیار هدف بودن سیگنال می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود عملکرد سه ویژگی ارائه شده، در سناریوها و کدهای مختلف متفاوت است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در زمان‌های ابتدایی ویژگی تقارن عملکرد مناسب‌تری نسبت به ویژگی‌های دیگر دارد. با گذشت زمان دو ویژگی AGCD و پخش‌شدگی داپلر عملکرد بهتری برای تمایز بین هدف و چف دارند. به‌منظور جمع‌بندی عملکرد هر یک از این ویژگی‌ها، عملکرد تجمیعی هر ویژگی برای ۶۴ سناریوی مختلف در کل زمان‌ها و برای کل شکل موج‌های ارائه شده در نمودارهای زیر دیده می‌شود.

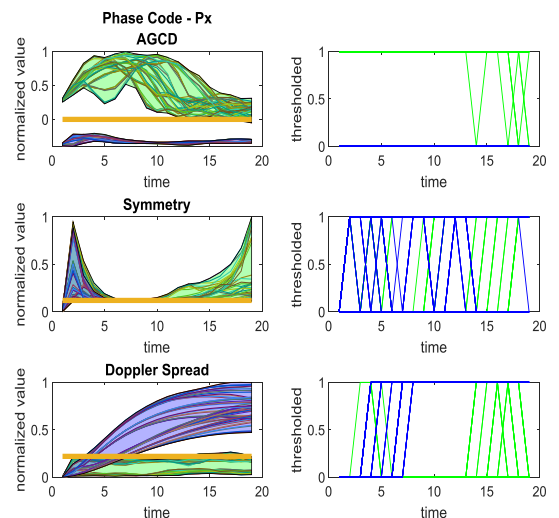
همان‌طور که در نمودارها مشاهده می‌شود، ویژگی AGCD نسبت به ویژگی‌های تقارن و پخش‌شدگی داپلر عملکرد بهتری دارد. اما در برخی از سناریوها، این عملکرد دقت کمی دارد. به‌منظور اصلاح این عملکرد و بهبود دقت در تفکیک هدف از چف، با استفاده از شبکه عصبی ارائه شده، دقت تفکیک هدف از چف مطابق نمودار زیر به دست می‌آید.



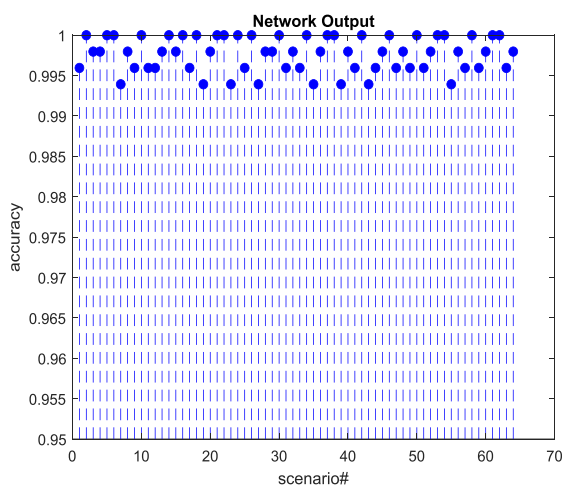
شکل (۲۶). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج P4(9)



شکل (۲۷). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج P4(16)

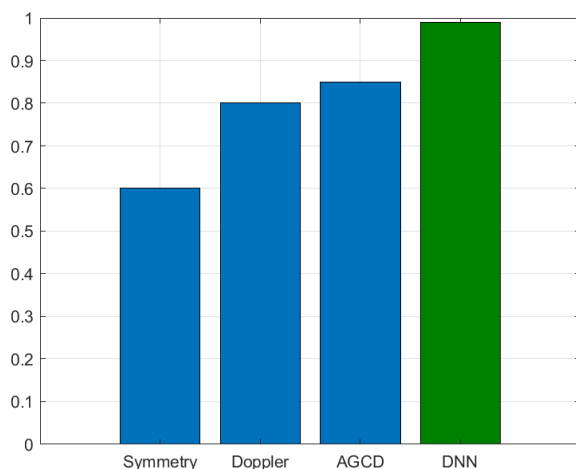


شکل (۲۸). خروجی ویژگی‌ها و آستانه‌گذاری برای شکل موج Px



شکل (۳۳). دقت شبکه پیشنهاددهنده شکل موج به ازای سناریوهای مختلف به ازای استفاده از شبکه عصبی

مشاهده می‌کنیم که عملکرد خروجی شبکه عصبی بهبود قابل توجهی نسبت به عملکرد تک‌تک ویژگی‌ها در تفکیک چف و هدف ارائه کرده است. شکل زیر دقت هر کدام از روش‌ها را در کنار هم نشان می‌دهد.

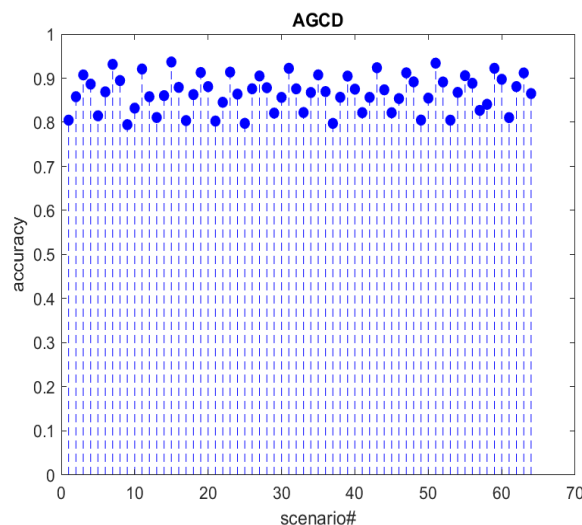


شکل (۳۴). مقایسه دقت روش‌های مختلف

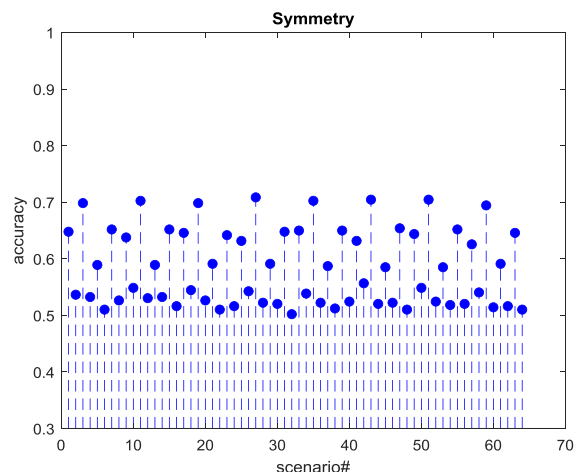
همان‌طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهاد شده عملکرد بهتری دارد.

۵-۴- شبکه پیشنهاد شکل موج

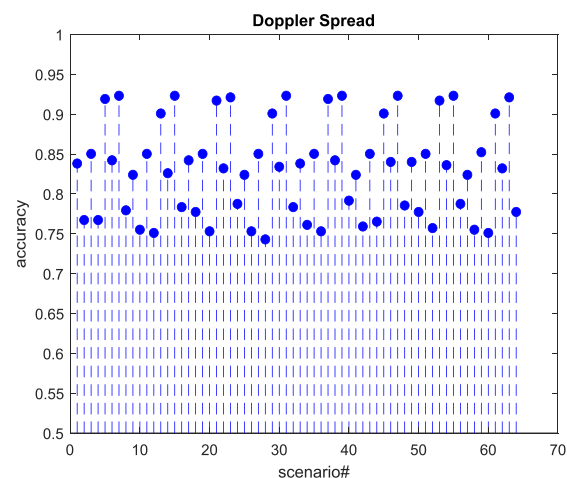
شبکه طراحی شده برای پیشنهاد شکل موج در این بخش با استفاده از پایگاه داده طراحی شده مورد آموزش قرار می‌گیرد. برچسب هر داده برابر با شکل موجی است که توانایی تفکیک و تمایز بین چف و هدف را داشته باشد. از آنجایی که معماری این شبکه بر مبنای رگرسیون می‌باشد لذا تابع هزینه برای آموزش شبکه $RMSE^1$ می‌باشد. شکل زیر فرایند آموزش شبکه را نشان می‌دهد.



شکل (۳۰). دقت شبکه پیشنهاددهنده شکل موج به ازای سناریوهای مختلف به ازای استفاده از ویژگی AGCD



شکل (۳۱). دقت شبکه پیشنهاددهنده شکل موج به ازای سناریوهای مختلف به ازای استفاده از ویژگی تقارن



شکل (۳۲). دقت شبکه پیشنهاددهنده شکل موج به ازای سناریوهای مختلف به ازای استفاده از ویژگی پخش شدگی داپلر

¹ Root mean squar error

۷- گام‌های پیش رو

روش پیشنهاد شده در این پژوهش کارآمدی رویکرد شناختی را در رادار در مواجهه به چف را نشان می‌دهد. لذا برای بهبود و توسعه پیشنهاد می‌شود که اقدامات زیر انجام شود.

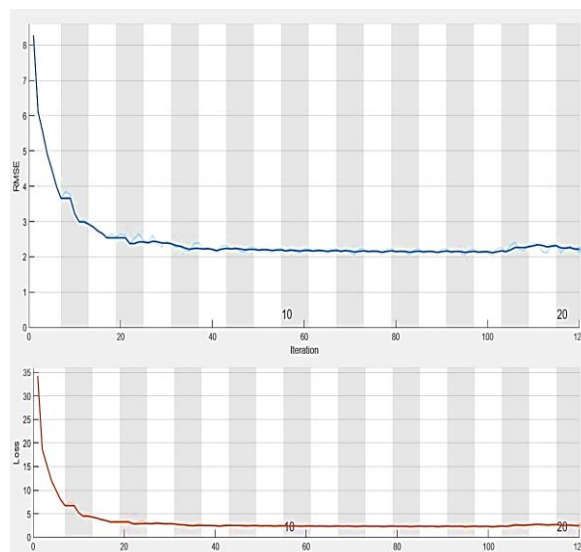
- تمام مطالب گفته شده در این پژوهش، تجزیه و تحلیل‌ها در هر لحظه به صورت مستقل انجام می‌شوند. لازم است برای بهبود عملکرد سیستم از اطلاعات موجود در روند زمانی فرایند شکار هدف توسط موشک استفاده نمود.

- در این پژوهش تمرکز بر روی این مسئله بود که شبکه در سناریوهای مختلف بتواند عملکرد مناسبی از خود نشان دهد. به همین دلیل اهداف متفاوت مورد بررسی قرار نگرفته‌اند. به منظور بهبود عملکرد سیستم توصیه می‌شود اهداف متفاوت با ویژگی‌های مختلف در داده‌های شبیه‌سازی در نظر گرفته شوند.

- مشخصات چف در نظر گرفته شده، همان مشخصاتی است که به صورت عمومی برای چف‌های دریایی در نظر گرفته می‌شود. لذا چف با ویژگی‌های خاص‌منظوره در آن دیده نشده است. لازم است برای بهبود عملکرد سیستم تمام حالات ممکن از چف در دیتاست دیده شود.

۸- مراجع

- [1] S. W. Marcus, "Bistatic RCS of spherical chaff clouds", IEEE transactions on antennas and propagation, vol. 63, no. 9, pp. 4091-4099, 2015.
- [2] G. Tang, Z. Ke, Z. Hongzhong, and Z. Zhenzhen, "A novel discrimination method of ship and chaff based on sparseness for naval radar", IEEE Radar Conference, pp. 1-4, 2008.
- [3] W. Shang, B. X. Chen, and L. F. Jiang, "An anti-chaff jamming method based on the effect of spectral expansion", Guidance & Fuze, vol. 27, no. 3, pp. 5-10, 2006.
- [4] X. H. Shao, H. Du, and J. H. Xue, "A target recognition method based on non-linear polarization transformation", IEEE International Workshop on Anti-counterfeiting, Security, Identification, pp. 157-163, 2007.
- [5] H. W. Fu, S. W. Zhang, and X. M. Li, "A recognition method of chaff jamming based on gray principle", Electronics Optics & Control, vol. 10, no. 3, pp. 42-44, 2003.
- [6] F. Xiongjun, H. Yan, C. Jiang, and M. Gao, "Chaff jamming recognition for anti-vessel end-guidance radars", 2nd International Congress on Image and Signal Processing, pp. 1-5, 2009.
- [7] W. J. Estes, "Spectral Characteristics of Radar Echoes from Aircraft dispensed chaff", IEEE Trans AES, pp. 8-19, 1985.
- [8] G. Tang, Z. Pu, L. Zheng, Z. Hongzhong, and F. Qiang, "Symmetry measurement of radar echoes and



شکل (۳۵). روند آموزش شبکه پیشنهاد شکل موج

همان‌طور که مشاهده می‌شود روند آموزش شبکه به این صورت است که تابع هزینه به طور یکنواخت کاهش پیدا می‌کند. برای صحت سنجی عملکرد مناسب شبکه، بخشی از داده‌های پایگاه داده تولیدشده را به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته و عملکرد شبکه بر روی آنها بررسی می‌شود. دقت شبکه بر روی داده‌های آزمون برابر با ۹۱/۳ می‌باشد.

۵-۵- نحوه محاسبه دقت

در هر سیکل، رادار وظیفه دارد شکل موج مناسب را انتخاب کند. برای محاسبه دقت هر کجا که شکل موج پیشنهادی رادار با شکل موج بهینه برابر بود تصمیم درست و در غیر این صورت تصمیم نادرست در نظر گرفته می‌شود. در نهایت دقت به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\% \text{ دقت} = \frac{\text{درست}}{\text{درست} + \text{نادرست}}$$

۶- نتیجه گیری

در این مقاله به بررسی چالش تشخیص هدف از چف در رادارهای ردگیر هدف پرداختیم. ویژگی‌های مختلف که در مقالات برای تشخیص هدف از چف بررسی شده‌اند را مطالعه کرده و دیدیم که این ویژگی‌ها به تنهایی نمی‌توانند دقت مطلوبی در تمامی سناریوهای مدنظر ارائه دهند. در ادامه به منظور بهبود عملکرد تشخیص هدف از چف، از یک شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و دیدیم که این شبکه می‌تواند در سناریوهای مختلف، عملکرد بهترین ویژگی‌های مورد استفاده را بهبود دهد و بنابراین راهکاری جدید برای مقابله با چف ارائه دهد.

- [13] L. Yongzhen, S. Quan, D. Xiang, W. Wang, C. Hu, Y. Liu, and X. Wang, "Ship recognition from chaff clouds with sophisticated polarimetric decomposition", *Remote Sensing*, vol. 12, no. 11, pp.1813-1824, 2020.
- [14] G. Zhe, H. Yan, J. Zhang, and D. Zhu, "Deep-learning for radar: A survey", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 1400-1418, 2021.
- [15] G. Tang, Z. Pu, L. Zheng, Z. Hongzhong, and F. Qiang, "Symmetry measurement of radar echoes and its application in ship and chaff discrimination", *IET International Radar Conference*, pp. 138-138, 2009.
- [16] S. Gauthier, E. Riseborough, T. J. Nohara and G. Jones, "Multifunction Radar Simulator (MFRSIM)" TECHNICAL Memorandum, DRDC Ottawa TM, pp. 158-165, December 2002.
- [17] S. Haykin, "Cognitive Radar: a way of future", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 23, no. 1, pp. 30-40, Januray 2006.
- [18] Frontline, Passive countermeasures, <https://defence.frontline.online/article/2011/4/1907-Passive-Countermeasures>, 2022
- its application in ship and chaff discrimination", *IET International Radar Conference*, pp.138-138, 2009.
- [9] S. M. Ziyaei, P. Etezadifar, Y. Nouruzi, "Presenting a model that is close to reality, in order to generate a return pulse radar signal from the target and chaf and verify it with practical data", *Electronic Industries*, vol. 13, no. 1, pp. 59-70, 2022. [In Persian]
- [10] C. Alexander, and F. Hoffmann. "Anticipation in cognitive radar using stochastic control", *IEEE Radar Conference (RadarCon)*, pp. 1692-1697, 2015.
- [11] G. S. Zubeyde, H. D. Griffiths, A. Charlish, M. Rangaswamy, M. S. Greco, and K. Bell, "An overview of cognitive radar: Past, present, and future", *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 34, no. 12, pp. 6-18, 2019.
- [12] W. Husheng, B. Chen, D. Zhu, F. Huang, Xiangzhen Yu, Q. Ye, X. Cheng, S. Peng, and J. Jing, "Chaff identification method based on Range-Doppler imaging feature", *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 16, no. 11, pp. 1861-1871,2022.