

ارائه الگوریتم مناسب برای بخش پردازش سیستم‌های شناسایی رادار ELINT و ESM

علی ناصری

دانشکده فناوری ارتباطات و اطلاعات، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران

چکیده

بخش پردازشگر سیستم‌های شناسایی رادار از جمله ESM، ELINT و RWR نقش کلیدی در کارایی این سیستم‌ها دارد. صورتیکه این موضوع نظر متخصصین زیادی را به خود جلب نموده و تا بحال الگوریتم‌های زیادی نیز ارائه گردیده است. در این مقاله الگوریتمی ارائه می‌شود که دارای دو مرحله آشکارسازی پالس‌های راداری و جداسازی و شناسایی رادارها می‌باشد. مرحله اول الگوریتم قادر به آشکارسازی پالس‌های منتشره از کلیه رادارهای پالسی (رادار با فاصله تکرار پالس ثابت، رادار با فاصله تکرار پالس stagger، رادار با فاصله تکرار پالس jitter، رادار با فاصله تکرار پالس sliding، رادار با فاصله تکرار پالس dwell and switch، رادار با فاصله تکرار پالس periodic، رادار با فاصله تکرار پالس scheduled، رادار با قابلیت ارسال pulse group، رادار با پرش فرکانسی و رادار با فرکانس حامل دو تایی) و رادارهای از نوع سیگنال موج پیوسته می‌باشد و مرحله دوم الگوریتم با استفاده از شبکه‌های عصبی عمل جداسازی و شناسایی رادارها را انجام می‌دهد. نتایج ارزیابی الگوریتم که از ۱۰۰۰ بار دریافت اطلاعات عملی رادارهای منطقه خلیج فارس بدست آمده نشان می‌دهد که این الگوریتم قادر است با دقتی معادل ۹۷/۰۲٪ رادارها را شناسایی نماید.

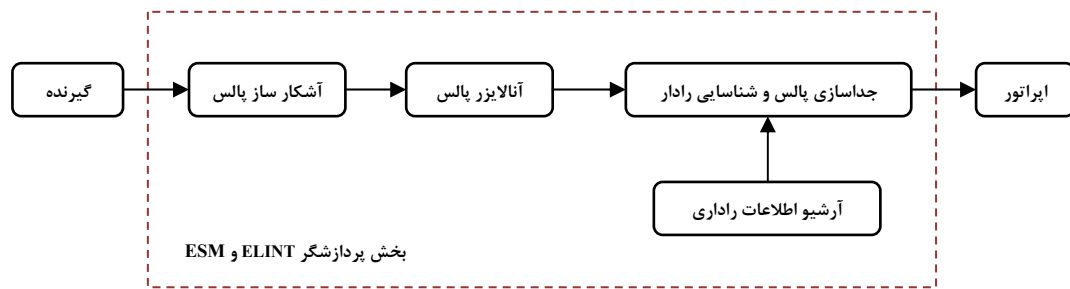
کلمات کلیدی: سطح آستانه، آشکارسازی پالس، جداسازی پالس، شناسایی رادار، هیستریزیس، مینیمم ماکزیمم، نرخ آلامر خطا، احتمال آشکارسازی، شبکه عصبی.

۱- مقدمه

سطح آستانه می‌باشد (تخمین نامناسب سطح آستانه منجر به افزایش نرخ آلامر خطا و یا کاهش دقت آشکارسازی پالس‌های متداخل دریافتی می‌شود). روش‌های مختلفی به منظور تعیین سطح آستانه و آشکارسازی پالس‌های راداری در سیستم‌های رادار ارائه شده است [۲-۸]. روش‌های مختلفی نیز برای جداسازی و آشکارسازی رشته پالس‌ها تاکنون ارائه گردیده که از مهمترین آنها می‌توان به الگوریتم‌های هیستوگرام Δ - τ ، هیستوگرام CDIF، هیستوگرام SDIF، جداسازی به روش تاکسونومی، جداسازی زاویه‌ای، جداسازی حول راهبر (Leader)، جداسازی با استفاده از انتخاب راهبر در هر منطقه و جداسازی مرحله‌ای (چند پارامتری) اشاره نمود [۱۰، ۱۴].

نتایج شبیه‌سازی‌های صورت گرفته روی روش‌های قبلی نشان داد روش‌های مذکور بدلیل تغییر تکنولوژی ساخت رادارها که منجر به تغییر پارامترهای رادار گشته هیچکدام دقتی بالاتر از ۸۵٪ ندارند. این موضوع در هنگام نبرد می‌تواند باعث اشتباه گردد که خسارت جبران‌ناپذیری را به بار خواهد آورد.

سیگنال‌های دریافتی توسط سیستم‌های شناسایی رادار شامل رشته پالس‌های متداخل منتشر شده توسط رادارهای فعال در محیط است (تقریباً دو میلیون پالس در ثانیه). در این سیستم‌ها ابتدا آشکارسازی پالس‌ها انجام می‌گیرد و سپس برای شناسایی رادارها عمل خوشه‌بندی انجام گرفته و مشخصات هر خوشه بدست می‌آید. در نهایت مشخصات هر خوشه با یک پایگاه اطلاعاتی از قبل تهیه شده از رادارهای منطقه مقایسه می‌شود تا رادار متناظر با رشته پالس بدست آمده، شناسایی گردد [۱]. بلوک دیاگرام کلی یک سیستم شناسایی رادار در شکل ۱ نشان داده شده است. دقت سیستم شناسایی رادار به ترتیب اولویت به دقت سه بخش آشکارساز پالس، جداسازی رشته پالس‌ها و شناسایی رشته پالس‌ها بستگی دارد. عامل مؤثر در تعیین دقت و کارایی بخش آشکارساز پالس تخمین مناسب



شکل ۱- بلوک دیاگرام کلی سیستم شناسایی رادار

ب) روش مینیمم ماکزیمم

روش مینیمم ماکزیمم مبتنی بر استفاده از یک سطح آستانه در طول هر بخش ۱ از سیگنال می‌باشد در این روش ابتدا سیگنال به بخش‌های مساوی تقسیم‌بندی شده و هر بخش به فریم‌هایی با طول N تقسیم می‌گردد. سپس حداکثر دامنه در هر فریم را بدست آورده و بین ماکزیمم‌های بدست آمده می‌نیمم‌گیری به عمل می‌آید. در واقع می‌نیمم بدست آمده سطح نویز را تخمین زده و سطح آستانه تطبیقی برابر M دی‌بی بالاتر از سطح مذکور انتخاب می‌گردد. الگوریتم روش مذکور در شکل ۲ نشان داده شده است. در این الگوریتم، طول زمانی فریم (N) باید از حداقل فاصله زمانی تکرار پالس‌ها کوچکتر باشد تا عمل یافتن می‌نیمم ماکزیمم‌ها در هر بخش زمانی بدرستی صورت گیرد، بنابراین:

$$T_s N \ll PRI_{\min} \Rightarrow \frac{N}{f_s} \ll \frac{1}{PRF_{\max}} \Rightarrow N \ll \frac{f_s}{PRF_{\max}} \quad (3)$$

که در آن f_s فرکانس نمونه‌برداری و $T_s = \frac{1}{f_s}$ می‌باشد. ضمناً بمنظور تخمین بهتر و دقیقتر توان نویز باید طول فریم‌ها حتی‌الامکان بزرگ در نظر گرفته شود. بنابراین باید بین دو شرط مذکور یک نوع مصالحه صورت گیرد.

۳- شبکه‌های عصبی SOFM و RBF

الف) شبکه عصبی SOFM

شبکه‌های عصبی SOFM شبکه‌هایی با ویژگی خودسازمانده هستند و معمولاً با نام‌های شبکه‌های خودسازمانده یا نگاشت‌های ویژگی خود سازمانده یا شبکه‌های عصبی کوهونن نیز بیان می‌شوند. آموزش شبکه‌های عصبی خود سازمانده می‌تواند با نظارت یا بدون نظارت باشد. برای جداسازی رشته پالس‌های متداخل چون تعداد خروجی‌ها معلوم نیست باید از آموزش بدون نظارت استفاده گردد. معماری شبکه‌های SOFM در شکل ۳ نشان داده شده است. این شبکه شبیه شبکه‌های رقابتی می‌باشد و تنها فرق آن در این است که در اینجا از بایاس استفاده نمی‌گردد.

این شبکه‌ها قادرند تا گروه‌هایی از بردارهای مشابه ورودی را تشخیص دهند. در این شبکه‌ها علاوه بر دسته‌بندی بردارهای ورودی نورون‌های همسایه نیز قسمت‌های مجاور از فضای ورودی را تشخیص می‌دهند. در شبکه SOFM در ابتدا وزن‌ها بصورت تصادفی انتخاب شده و سپس الگوهای ورودی به شبکه داده می‌شود. آنگاه شبکه باید خود را بگونه‌ای مرتب کند که وزن‌ها به مختصات مربوط

بنابراین لازم بود الگوریتمی بومی که دارای مزایای تکنیک‌های قبلی و تا حدودی رفع نقایص آنها باشد ارائه می‌گردد که در ادامه به آن پرداخته می‌شود. در این مقاله برای بخش پردازشگر سیستم‌های شناسایی رادار الگوریتمی مبتنی بر شبکه‌های عصبی و مباحث آماری ارائه می‌شود.

در ادامه در بخش ۲ به روش‌های هیستریزس و مینیمم ماکزیمم، بخش ۳ به شبکه‌های عصبی خود سازمانده (SOFM) و شبکه‌های عصبی با تابع پایه شعاعی (RBF)، بخش ۴ به الگوریتم پیشنهادی برای پردازشگر سیستم‌های شناسایی رادار، بخش ۵ به ارزیابی روش پیشنهادی و بخش ۶ به نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

۲- روش هیستریزس و روش مینیمم ماکزیمم

الف) روش هیستریزس

این روش مبتنی بر استفاده از دو سطح آستانه بالا و پائین می‌باشد. اگر سیگنال دریافتی (سیگنال ویدئو) از سطح آستانه بالایی بیشتر شد نشانگر شروع پالس و هنگامی که از سطح آستانه پایینی کمتر شد نشانه انتهای پالس خواهد بود. برای فهم بهتر مسئله و البته نزدیک شدن به حالت واقعی‌تر خروجی ویدئوی سیستم بصورت نمونه‌برداری شده (توسط یک A/D) در نظر گرفته می‌شود. در این صورت سطح آستانه نمونه بعدی از دو قانون زیر تعیین می‌شود.

- اگر نمونه بعدی بزرگتر از سطح آستانه بالایی (T_H) بود، آنگاه سطح آستانه به مقدار پائینی‌اش (T_L) تغییر می‌یابد.
 - اگر نمونه بعدی کوچکتر از سطح آستانه پائینی (T_L) بود، آنگاه سطح آستانه به مقدار بالایی‌اش (T_H) تغییر می‌یابد.
- نکته‌ای که در دو قانون فوق وجود دارد نحوه تعیین T_L و T_H می‌باشد. بدین منظور باید سطح آستانه اولیه T_S معلوم باشد و T_H و T_L با توجه به تغییرات نویز تعیین شوند.

$$T_S = \frac{T_L + T_H}{2} \quad (1)$$

بعنوان مثال اگر سطح آستانه اولیه ۱۶ باشد و تغییرات نویز در حدود ۴ باشد، دو سطح سطح آستانه برابر خواهند بود با [۱۰]:

$$\begin{aligned} T_H &= 16 + 4 = 20 \\ T_L &= 16 - 4 = 12 \end{aligned} \quad (2)$$

$$x(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_n(t)] \quad (5)$$

بهترین نرون (J) که کمترین فاصله اقلیدسی را دارد. طبق رابطه ۶ انتخاب می‌شود:

$$J = \arg \min \{ \|x(t) - W_j(t)\| \}, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

- بهینه‌سازی وزن‌ها

بعد از اینکه نرون J مرکز همسایگی و نرون‌هایی که تا فاصله N_c در همسایگی نرون مرکزی قرار دارند مشخص شدند. وزن‌های نرون J و نرون‌های همسایه با آن مطابق با رابطه ۷ تنظیم می‌گردد.

$$W_j(t+1) = W_j(t) + k[x(t) - W_j(t)] y(t) \quad (7)$$

که در آن $y(t)$ خروجی نرون در لحظه t می‌باشد. در این حالت وزن‌های سایر نرون‌ها تغییر نمی‌کنند. تصمیم‌گیری در مورد اندازه N_c و k مهم است و لازم است هر دو با زمان کاهش پیدا کنند.

- همگرایی نهایی

در این مرحله با کاهش N_c و k دقت وزن‌ها بهبود می‌یابد. در طی مرحله همگرایی نهایی k ممکن است از 0.1 تا 0 کاهش یابد در حالی که N_c در یک باقی بماند. این مرحله بسته به دقت موردنظر ممکن است چندین برابر بیشتر از مرحله قبل بطول انجامد.

ب) شبکه RBF

شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF شبکه‌هایی دو لایه با توابع فعال‌سازی پایه شعاعی هستند، که توسط محققین برای کاربردهای متفاوت پردازش سیگنال پیشنهاد شده‌اند. تابع پایه شعاعی (RBF) یک تابع چند بعدی است که به فاصله بین بردار ورودی و بردار مرکزی بستگی دارد. در شبکه‌های RBF توابع پایه غیر خطی می‌توانند به شکل‌های مختلف، تابع گوسی، تابع چندضلعی، تابع چندضلعی معکوس و تابع کاوچی (Cauchy) باشند.

در کاربردهای عملی اغلب از تابع گوسی استفاده می‌شود که به شبکه‌های عصبی RBF گوسی (GRBF) مشهور است. ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF در شکل ۴ نشان داده شده است. این شبکه دارای سرعت آموزش بالا بوده و برای کاربردهای پردازش بلادرنگ مناسب است. دو نوع مختلف از شبکه‌های RBF شبکه‌های رگرسیون (GRNN) و شبکه‌های احتمالی (PNN) هستند. از شبکه‌های GRNN اغلب در تخمین توابع و شبکه‌های PNN در مسائل دسته‌بندی استفاده می‌شود.

در شبکه عصبی PNN زمانی که بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود، لایه اول فاصله بردار ورودی را از ورودی‌های آموزشی محاسبه می‌کند. و به این ترتیب برداری را فراهم می‌آورد که عناصر آن تعیین کننده میزان فاصله بین ورودی و ورودی آموزشی هستند. لایه دوم با استفاده از خروجی لایه اول برداری از احتمال‌ها را بعنوان خروجی شبکه تولید می‌کند. در نهایت تابع انتقال رقابتی موجود در لایه دوم حداکثر مقدار احتمال‌ها را از بردار احتمال‌ها انتخاب می‌کند، و به ازای آن خروجی یک و به ازای بقیه احتمال‌ها خروجی صفر تولید می‌نماید [۱۹، ۲۲].

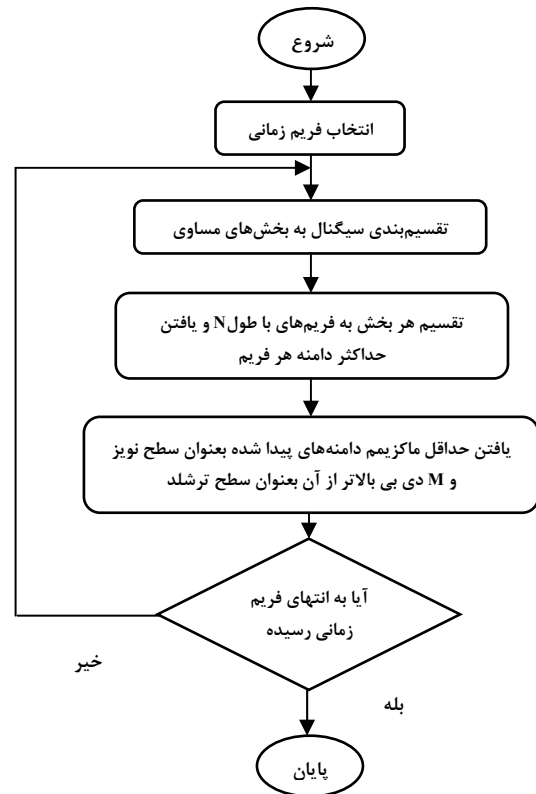
شوند و مکان عنصر متناظر با مکانش در سیستم مختصات باشد. در این شبکه فاصله بین نرون‌ها از روی مکان‌هایشان و با استفاده از تابع فاصله محاسبه می‌شود. برای این منظور چندین تابع فاصله قابل استفاده است اما اغلب از فاصله اقلیدسی استفاده می‌شود. الگوریتم SOFM بصورت زیر است [۱۵، ۱۸، ۲۲].

- مقداردهی اولیه وزن‌ها و پارامترها

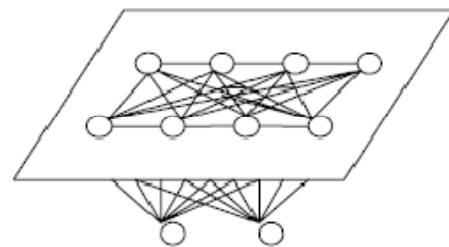
وزن‌ها برای همه نرون‌های ورودی با اعداد تصادفی کوچک بصورت رابطه ۴ مقداردهی اولیه می‌شوند.

$$W_j(0) = [W_{j1}(0) \ W_{j2}(0) \ \dots \ W_{jn}(0)] \quad (4)$$

نرخ یادگیری اولیه و شعاع همسایگی نیز قبل از آموزش تنظیم می‌شود.



شکل ۲- فلوچارت روش می‌نیم- ماکزیم گیری



شکل ۳- معماری شبکه عصبی SOFM

- انتخاب نرون نگاشت دهنده

در زمان t الگوی ورودی $x(t)$ با بردار اولیه نرون نگاشت دهنده $W_j(t)$ با استفاده از فاصله اقلیدسی $\|x(t) - W_j(t)\|$ مقایسه می‌شود که در آن $x(t)$ بصورت رابطه ۵ است.

ابتدا قدرت نویز سیگنال ویدئو دریافتی محاسبه شده و سپس مقدار آن بعلاوه M دی بی می‌شود. از آنجا که حداقل عرض پالس در رادارهای عملی $PW_{\min} = 50ns$ می‌باشد لذا طول زمانی نمونه‌های بالای سطح آستانه معادل $j_s \geq 50ns * f_s$ است. و از آنجا که حداقل فاصله دو پالس متوالی ۲ در رادارهای عملی برابر 500ns است لذا طول زمانی نمونه‌های زیر سطح آستانه معادل $j_n \geq (500ns) * f_s$ است.

در الگوریتم پیشنهادی شکل ۵ برای جداسازی، ابتدا رشته پالس متداخل دریافتی به شبکه عصبی SOFM اعمال می‌گردد. این شبکه مطابق پارامتر AOA اقدام به خوشه‌بندی می‌نماید. در شبکه عصبی SOFM فاصله اقلیدسی بین الگوی ورودی X_i و وزن‌های سلول w_k از رابطه ۸ بدست می‌آید.

$$d_{kj} = |x_i - w_k| \quad (8)$$

اگر این فاصله برای یک نرون از مقدار ζ بیشتر باشد آنگاه آن نرون به ورودی نزدیک نبوده و باید فاصله وزن‌های نرون بعدی از الگوی ورودی محاسبه گردد. نرونی که کمترین فاصله را با الگوی ورودی داشته باشد برنده می‌شود. برای پارامتر AOA فاصله اقلیدسی طبق رابطه ۹ می‌باشد.

$$d_{kj} = |AOA_i - w_k| \quad (9)$$

نتایج بررسی‌ها نشان داد که مقدار ζ در جداسازی پالس‌های متداخل براساس پارامتر AOA برابر ۲/۰۶ می‌باشد. طبق رابطه ۹ بعد از آموزش شبکه عصبی، آمین پالس دریافتی در k امین سلول قرار خواهد گرفت.

حال برای تشخیص رادارهای نزدیک بهم که ممکن است تغییرات AOA آنها به اندازه ای کوچک باشد که پالس‌های آنها در یک خوشه قرار گیرد، دوباره عمل جداسازی روی رشته پالس‌های خوشه‌های قبلی با توجه به پارامتر PA انجام می‌گیرد. در انتهای این بخش تعدادی خوشه از پالس‌ها استخراج می‌گردد که هر کدام از آنها معمولا مربوط به یک رادار خواهد بود. بعد از عمل خوشه‌بندی پالس‌ها به کمک پارامترهای پالس در هر خوشه PDW محاسبه می‌شود. برای شناسایی هر خوشه PDW به شبکه RBF اعمال می‌گردد و این شبکه بعد از آموزش اقدام به شناسایی رادار مربوط به هر خوشه می‌نماید [۲۱، ۱۸، ۱۵].

برای آموزش شبکه RBF می‌توان هر کدام از پارامترهای استخراج شده از خوشه‌ها را استفاده کرد. بعنوان نمونه بکمک سه پارامتر RF و AOA و PW با تعریف ماتریس ورودی بصورت رابطه ۱۰ می‌توان N رادار مختلف را به شبکه RBF آموزش داد.

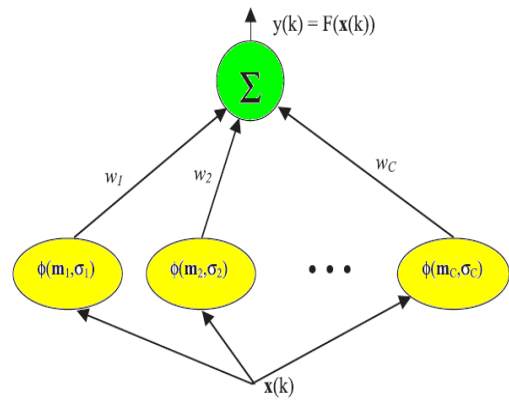
$$P = \begin{bmatrix} RF1 & RF2 & \dots & RFN \\ PW1 & PW2 & \dots & PWN \\ AOA1 & AOA2 & \dots & AOAN \end{bmatrix} \quad (10)$$

با توجه به اینکه اعداد مربوط به RF خیلی بزرگ و اعداد مربوط به PW خیلی کوچک هستند، لذا برای آموزش راحت‌تر شبکه باید آنها را بین صفر تا یک نرمالیزه نمود.

حال اگر N رادار متفاوت از همدیگر باشند آنگاه ماتریس هدف را نیز می‌توان به صورت رابطه ۱۱ نوشت:

$$T = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ \dots \ N] \quad (11)$$

با داشتن ماتریس ورودی و ماتریس هدف می‌توان شبکه را آموزش داده و نوع رادار تشعشع‌کننده را شناسایی نمود [۲۲، ۱۶].



شکل ۴- معماری شبکه عصبی RBF

۴- الگوریتم پیشنهادی برای پردازشگر سیستم‌های شناسایی رادار

در سیستم‌های شناسایی رادار به دلیل معلوم نبودن مشخصه‌های سیگنال ورودی دریافتی برای آشکارسازی پالس‌ها نمی‌توان از روش‌های وقتی استفاده نمود [۹]. شبیه‌سازی‌های انجام شده با نرم‌افزار مطلب برای دو روش مطرح در سیستم‌های شناسایی رادار (هیستریزس و مینیمم ماکزیمم) نشان می‌دهد که روش هیستریزس به دلیل وابستگی آن به انتخاب سطح نویز و روش مینیمم ماکزیمم به دلیل عدم عملکرد صحیح در محیط‌های با چگالی پالس بالا کارایی مناسبی ندارند. در الگوریتم پیشنهادی برای آشکارسازی پالس‌ها از روش ترکیبی هیستریزس و مینیمم ماکزیمم استفاده شده است. ضمناً برای جداسازی پالس‌ها و شناسایی رادارها از دو شبکه عصبی SOFM و RBF استفاده می‌گردد.

از بین انواع مختلف شبکه‌های عصبی، شبکه SOFM به دلیل داشتن دقت بالا برای مسئله جداسازی انتخاب شد و شبکه عصبی RBF بدلیل زمان طراحی کمتر، سرعت بالای آموزش، رفتار موثرتر و تولید مرزهای تصمیم بهتر برای شناسایی رادارها انتخاب گردید [۱۵، ۱۸، ۱۹، ۲۲]. از بین پارامترهای پالس دو پارامتر زاویه ورود (AOA) و دامنه پالس (PA) بدلیل تغییرات کم آنها بهترین پارامتر برای خوشه‌بندی می‌باشد. پارامتر AOA بدلیل سرعت تغییرات کم آن نسبت به سرعت پردازش و پارامتر PA نیز به علت تغییرات ناچیز در پالس‌های مجاور برای این موضوع انتخاب گردید [۱۰، ۱۳، ۱۴].

شکل ۵ الگوریتم پیشنهادی برای بخش پردازش سیستم‌های شناسایی رادار را نشان می‌دهد. پارامترهای استفاده شده در الگوریتم مذکور در جدول ۱ بیان شده است.

همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است ابتدا فریم زمانی از سیگنال ویدئو انتخاب می‌گردد. مقدار این فریم زمانی توسط اپراتور و با توجه به محیط‌های راداری عملی انتخاب می‌شود. تخمین سطح آستانه نمونه از دو قانون زیر تبعیت می‌کند:

• اگر نمونه بزرگتر از سطح آستانه بالایی (T_H) بود، آنگاه سطح آستانه به مقدار پائینی‌اش (T_L) تغییر می‌یابد.

اگر نمونه کوچکتر از سطح آستانه پائینی (T_L) بود، آنگاه سطح آستانه به مقدار بالایی‌اش (T_H) تغییر می‌یابد.

تخمین دقیق مقادیر T_H ، T_L و T_s در بالا بردن دقت روش هیستریزس بسیار مهم است. این مقادیر وابسته به قدرت نویز است که در این الگوریتم این مقادیر با اعمال روش مینیمم ماکزیمم روی سیگنال ویدئو ورودی تخمین زده می‌شود (نحوه تخمین سطح آستانه اولیه T_s یا $Th(0)$ بدین صورت است که

جدول ۱- پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی

پارامتر	توصیف
Y_{in}	سیگنال خروجی ویدئو
$Y_{in}(i)$	i امین نمونه از سیگنال Y_{in} نمونه برداری شده
f_s	فرکانس نمونه برداری A/D
$Th(i)$	آستانه نمونه i ام
J_n	طول زمانی نمونه های زیر سطح آستانه
Sigma	جذر قدرت نویز ورودی (انحراف معیار استاندارد نویز)
J_s	طول زمانی نمونه های بالای سطح آستانه
AOA	زاویه ورود پالس
PA	دامنه پالس
M	تعداد خوشه ها براساس پارامتر AOA
M	تعداد خوشه ها براساس پارامتر PA در هر خوشه i
Aj	دامنه پالس های خوشه i
δ	دقت جداسازی براساس دامنه پالس
dkj	فاصله اقلیدسی بین زاویه ورود پالس i از وزن های نرون k (خوشه k)
PDW	کلمه توصیف کننده پالس
wk	وزن نرون k که نمایانگر خوشه k می باشد.

۵- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

الف) بخش آشکارسازی الگوریتم پیشنهادی

بخش آشکارسازی پالس های راداری در الگوریتم پیشنهادی با نرم افزار مطلب شبیه سازی شد. ضمناً یک سیمولاتور محیط راداری که قادر به تولید سیگنال ویدئو ۴۰ نوع رادار مختلف می باشد تهیه گردید که سیگنال های ورودی الگوریتم پیشنهادی را تولید می نماید. در شبیه سازی صورت گرفته مطابق مرجع [۱۱]، $M=14dB$ انتخاب گردیده است. همانطور که در الگوریتم پیشنهادی بیان شد تخمین سطح نویز یا انحراف معیار نویز (Sigma) با روش مینیمم ماکزیمم صورت می گیرد. الگوریتم پیشنهادی روی محیط های مختلف راداری اعمال گردید که به دلیل حجم زیاد آنها درج آنها در مقاله میسر نبوده و برای نشان دادن عملکرد الگوریتم به اعمال روی چهار محیط راداری زیرسند می شود. این چهار محیط عبارتند از:

محیط ۱: رادار از نوع فاصله تکرار پالس ثابت

محیط ۲: رادار از نوع فاصله تکرار پالس استگر

محیط ۳: رادار از نوع فاصله تکرار پالس ترکیبی

محیط ۴: رادار از نوع موج پیوسته

شکل ۶ سیگنال های ویدئو چهار نوع محیط راداری مذکور و مقادیر تخمین زده شده سطح آستانه با روش مینیمم ماکزیمم را نشان می دهد. همانطور که در

شکل دیده می شود طول پنجره زمانی ۳ میلی ثانیه انتخاب شده است. این فریم به سه بخش مساوی و هر بخش آن به ۴۰۰ فریم تقسیم می شود. تعداد نمونه های هر فریم ۱۰۰ انتخاب گردیده است.

شایان توجه است مقادیر مذکور با بررسی های آماری نتایج بدست آمده از اعمال الگوریتم پیشنهادی روی محیط های مختلف راداری حاصل گردیدند. همانطور که در شکل ۶ دیده می شود برای هر بخش یک سطح آستانه (مجموعاً ۳ سطح) با توجه به نمونه های فریم ها تخمین زده می شود. شکل ۷ نحوه آشکارسازی پالس های راداری چهار محیط شکل ۶ با الگوریتم پیشنهادی را نشان می دهد. همانطور که در این شکل دیده می شود الگوریتم پیشنهادی از سه سطح آستانه T_s ، T_H و T_L استفاده نموده است. لازم به توضیح است این روش در پنجره های 300µs ای اعمال شده است.

انتخاب عدد 300µs بدان علت است که محدوده تغییرات مشخصه های سیگنال های پالسی در رادارهای عملی بصورت زیر است:

$$PW : 50ns \sim 250ns,$$

$$PA : -60dBm \sim +5dBm,$$

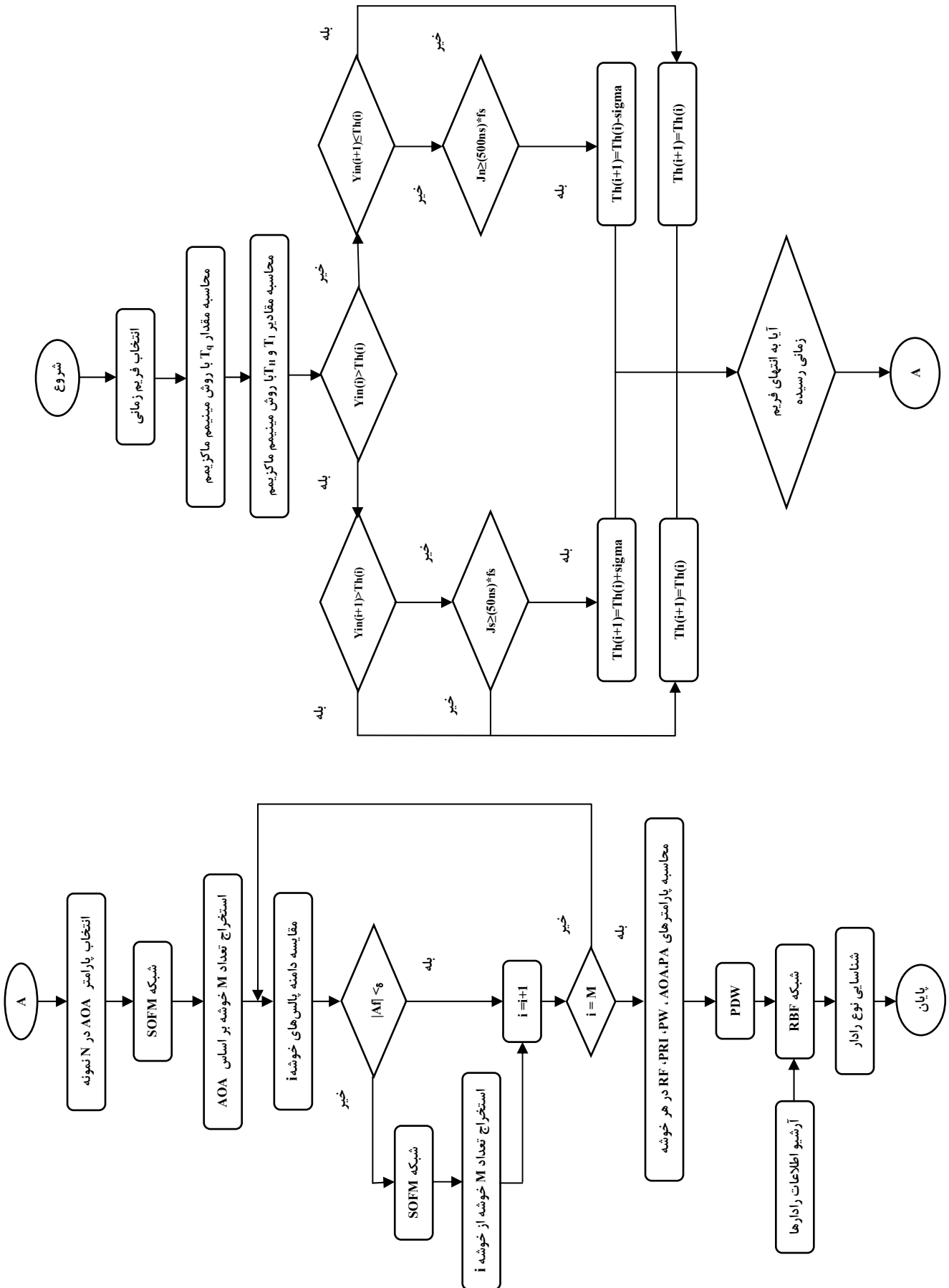
$$PRF : 100Hz \sim 1MHz$$

به عبارت دیگر $PW > 250 \mu s$ بعنوان سیگنال موج پیوسته شناخته شده و دیگر پالسی نیست. در نتیجه عرض پنجره اعمال سطح آستانه باید از 250 µs بزرگتر باشد که در اینجا این عرض 300 µs لحاظ شده است. با توجه به این موضوع همانطور که از شکل ۵ مشخص است بعد از اتمام هر پنجره بطور اختیاری سطح آستانه به مقدار اولیه بر می گردد. (البته این امکان نیز وجود دارد که مقدار ابتدایی سطح آستانه هر پنجره برابر مقدار انتهایی سطح آستانه پنجره قبل انتخاب شود ولی به هر حال در صورت انتخاب مناسب سطح آستانه اولیه تفاوت عملکردی بین این دو وجود ندارد.) با استفاده از این شبیه سازی ها عملکرد دو روش به ازای ورودی های ثابت، استگر، متداخل و موج پیوسته و تغییر مشخصه های هر ورودی (PRF، PW و PA) مورد ارزیابی قرار گرفت.

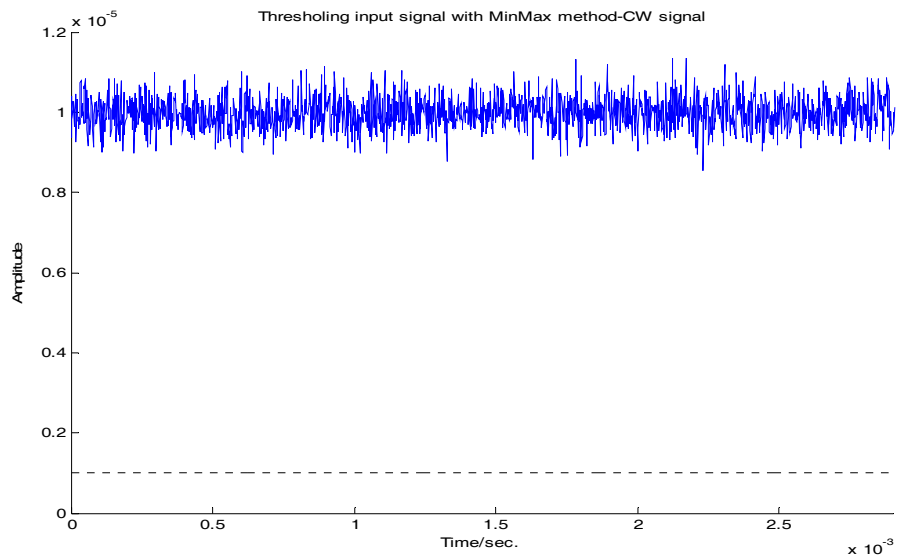
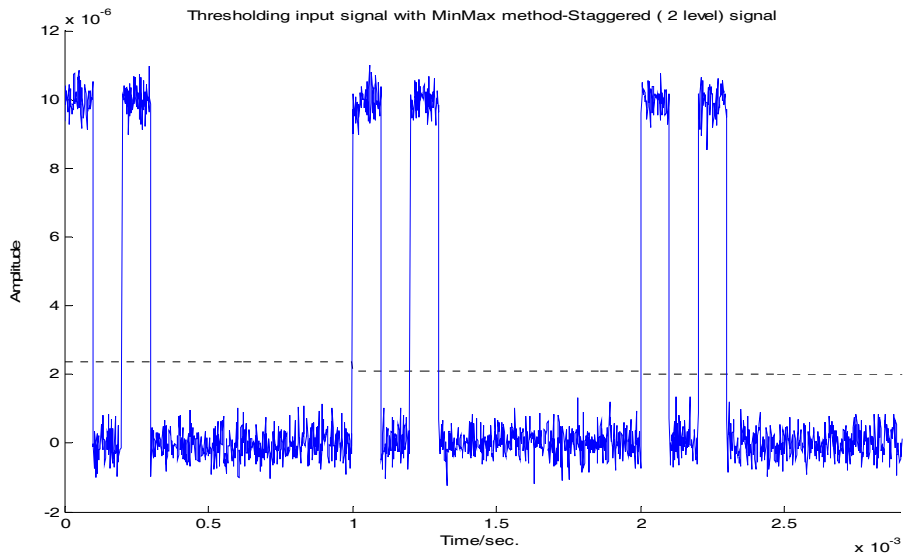
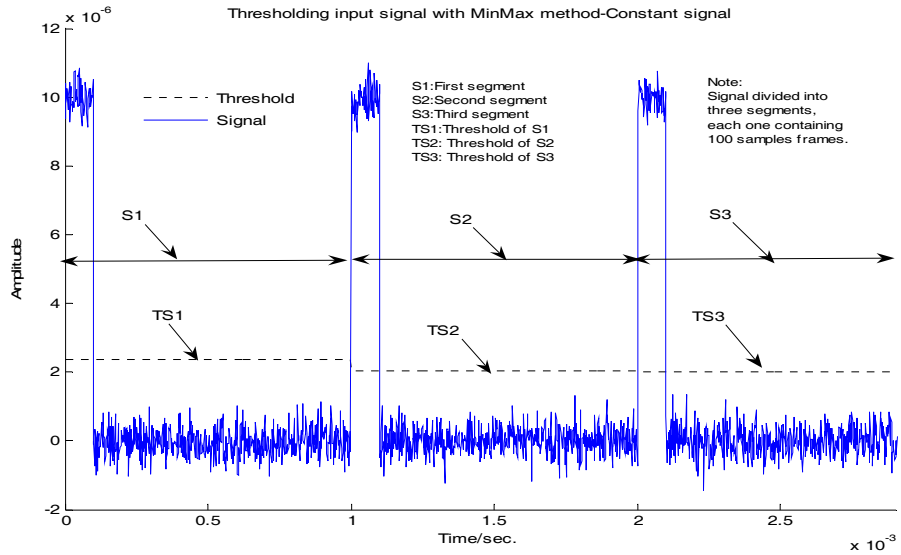
ملاک ارزیابی برآورد احتمال آشکارسازی و احتمال خطای سیگنال (که متناسب با FAR است) بوده است. برای مقایسه روش پیشنهادی با روش مینیمم ماکزیمم بررسی های آماری توسط سیستم شبیه ساز مطلب روی محیط های راداری مختلف انجام شد که نتایج حاصله در جدول ۲ آمده است. با توجه به بررسی های صورت گرفته روی رادارهای موجود عملی احتمال آشکارسازی ۹۹ درصد و احتمال خطا 10^{-6} مدنظر قرار گرفته است. لازم به ذکر است پیش فرض های مورد استفاده در شبیه سازی دو روش در جدول ۳ بیان گردیده است.

نتایج مذکور نشان می دهد که روش پیشنهادی به ازای ورودی های پالسی (ثابت، استگر و متداخل) و موج پیوسته و نیز تغییر وسیع مشخصه های هر ورودی (PRF، PW و PA) دارای عملکرد بسیار خوبی است بطوریکه در محدوده های ذکر شده در جدول ۲ احتمال آشکارسازی بیشتر از ۹۹ درصد و احتمال خطا در حدود 10^{-6} حاصل شده است. (البته محدوده های ذکر شده تقریبی است بطوریکه مثلاً در رشته پالس با فاصله تکرار پالس ثابت در $PA: -5dBm \sim +5dBm$ ، $PW=50ns$ ، $PRF=100Hz$ ؛ در رشته پالس با فاصله تکرار پالس ترکیبی در $PA: -5dBm \sim +5dBm$ ، $PW=100\mu s$ ، $PRF=100Hz$ می تواند باشد.)

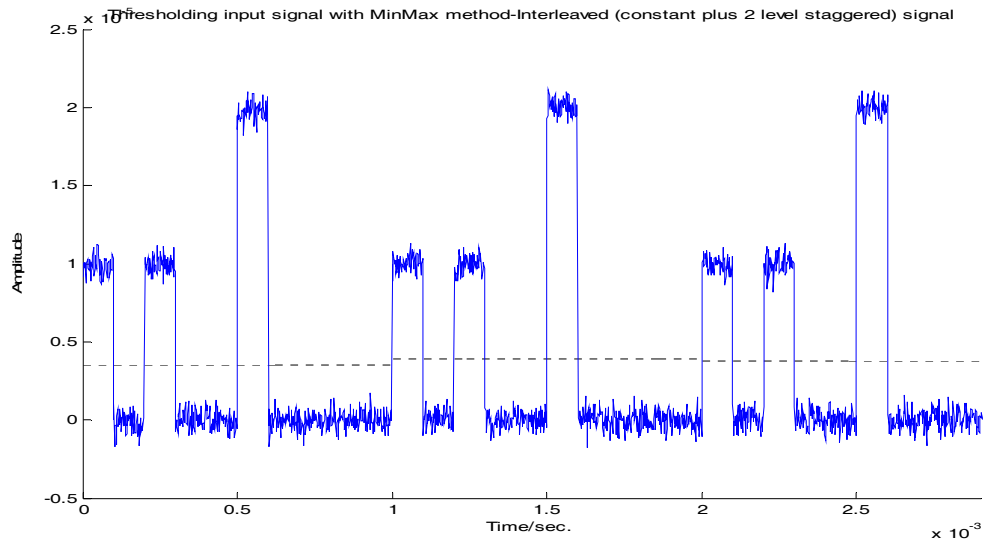
روش مینیمم ماکزیمم با استناد به نتایج جدول ۲ برای نرخ تکرار پالس بزرگتر از ۱۰۰ کیلو هرتز مناسب نیست که این مسئله پیاده سازی این روش را در سیستم های عملی مشکل ساز می نماید. ضمناً در روش مینیمم ماکزیمم انتخاب سطح آستانه اولیه بصورت دستی انجام می شود که عملیاتی بودن آن را ناممکن می سازد در صورتی که در روش پیشنهادی این مشکلات بر طرف شده است.



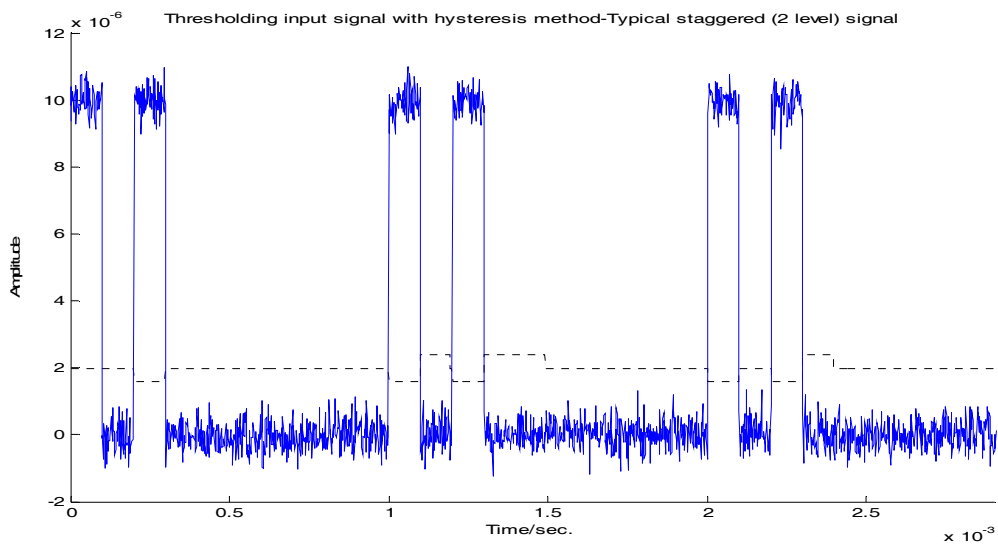
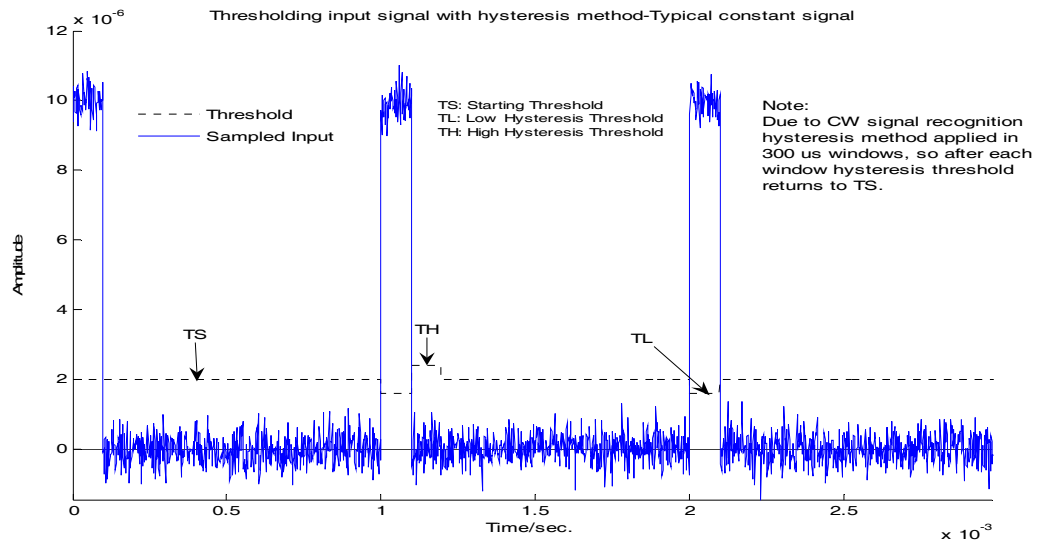
شکل ۵- فلوچارت روش پیشنهادی



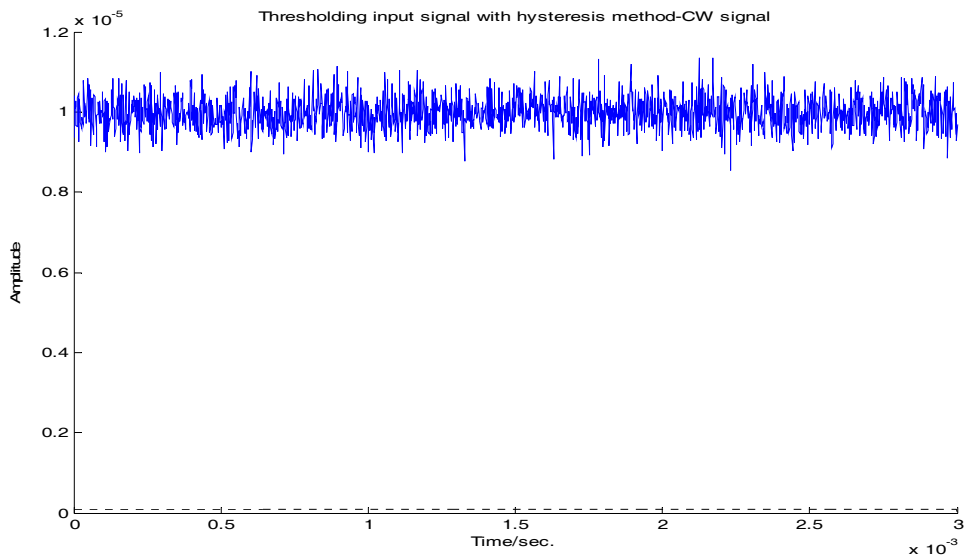
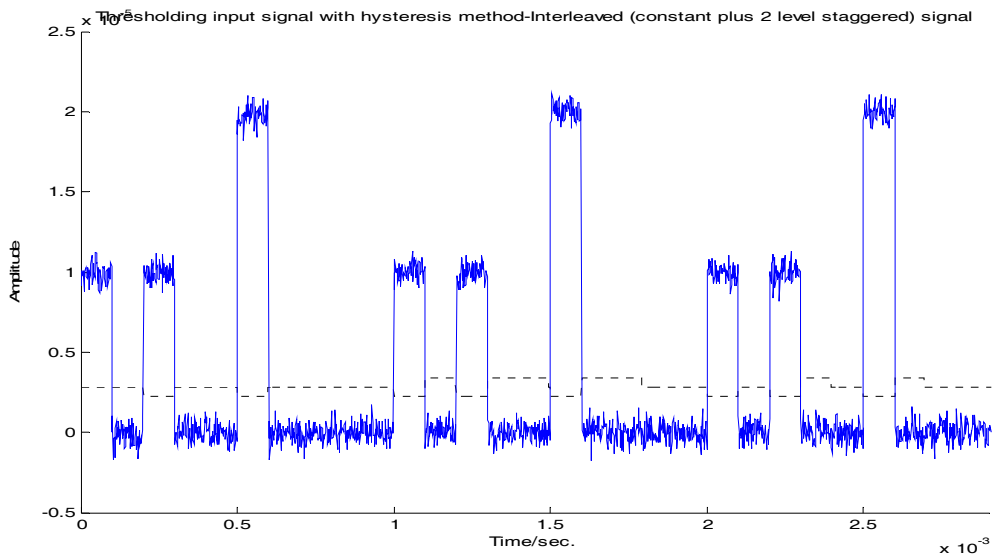
شکل ۶- نحوه عملکرد روش مینیمم ماکزیمم در تخمین سطوح آستانه چهار محیط مختلف راداری



شکل ۶- (ادامه)



شکل ۷- نحوه عملکرد (آشکارسازی پالس‌ها از سیگنال دریافتی) الگوریتم پیشنهادی برای چهار محیط مختلف راداری



شکل ۷- (ادامه)

جدول ۲- نتایج حاصله از روش‌های پیشنهادی و مینیمم ماکزیمم

Pd>0.99 & Pf ~ 10 ⁻⁶			
روش پیشنهادی		روش مینیمم ماکزیمم	
Pulse Signals	CW Signal	Pulse Signals	CW Signal
<ul style="list-style-type: none"> PRF:100Hz~1MHz • PW : 50ns ~ 250μs • A :-50dB ~ +5dBm • 	<ul style="list-style-type: none"> PA : - • 56dBm~+5dBm 	<ul style="list-style-type: none"> PRF:100Hz~100KHz • PW : 50ns ~ 250μs • PA :-50dBm ~ +5dBm • 	<ul style="list-style-type: none"> PA : - • 59dBm~+5dBm

جدول ۳- فرضیات مورد استفاده در شبیه‌سازی عملکرد روش‌های پیشنهادی و مینی‌م ماکزیمم

Hystersis	Min-Max
Signal Duration = 3ms Signal Frequency = 60MHz Gaussian Noise Level(GNL) = -68dBm Starting Threshold = 14dB above GNL Pulse Density = 1%	Signal Duration = 3ms Signal Frequency = 60MHz Gaussian Noise Level(GNL) = -68dBm Frame Length = 400 Samples Segment Length = 3ms Addaptive Threshold = 8dB above Min-Max of Segment Pulse Density = 1%

ب) بخش جداسازی و شناسایی الگوریتم پیشنهادی

آن بستگی دارد. نتایج بررسی‌های آماری صورت گرفته از ۵۰۰ بار تکرار روی تعداد رادارهای مختلف از ۲ تا ۲۰ نشان می‌دهد برای نویز و پالس گمشده ۵٪ این بخش دقتی معادل ۹۸٪ دارد.

در بخش شناسایی ابتدا با رادارهای آرشیو شبکه آموزش داده می‌شود که بعنوان مثال نتایج آموزش آن برای رادارهای جدول ۴ در شکل ۱۰ نشان داده شده است. سپس خروجی بخش جداسازی که شامل یکسری خوشه از پالس‌ها می‌باشد به شبکه RBF اعمال می‌گردد و نتایج آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. بصورتیکه به هر خوشه‌ای که نزدیکتر باشد آن رادار بعنوان رادار مورد نظر اعلام می‌گردد.

برای نشان دادن این موضوع رشته پالس ۴ رادار از بین رادارهای جدول ۴ با تغییرات جزئی در پارامترهای RF و PW جدول ۵ به ورودی شبکه عصبی RBF اعمال شد. نتایج حاصله در شکل ۱۱ نشان داده شده است. نقاط با نام TR نقاط حاصل از ۴ رادار جدید است. همانطور که در شکل ۱۱ دیده می‌شود نقاط حاصل از تست (TR) نزدیک نقاط حاصل از رادارهای ۲، ۶، ۸ و ۱۸ می‌باشد پس این رادارها اعلام می‌گردند. نتایج بررسی‌های آماری صورت گرفته از ۱۰۰۰ بار اعمال تغییرات جزئی در پارامترهای مختلف رادارهای جدول ۴ نشان داد که این بخش از الگوریتم دقتی حدود ۹۹٪ دارد.

برای ارزیابی عملکرد این بخش یک سیمولاتور نرم‌افزاری تولید رشته پالس‌های متداخل راداری طراحی گردید بصورتیکه قادر است تعداد رادارها و مشخصات آنها را دریافت نموده و رشته پالس متداخل آنها را تولید نماید. با این سیمولاتور، رشته پالس متداخل ۲۰ نوع رادار عملی (رادارهای جدول ۴) را تولید نموده و سپس رشته پالس متداخل در یک فریم زمانی 200ms جهت ارزیابی این بخش از الگوریتم استفاده گردید. پترن رشته پالس متداخل تولید شده توسط سیمولاتور برای رادارهای جدول ۴ در شکل ۸ نشان داده شده است.

جدول ۴- مشخصات ۲۰ رادار عملی تولید شده توسط سیمولاتور

نوع رادار	Power (Kw)	PRF (Hz)	PW (μs)	RF (MHz)
رادار ۱	۲۱۰	۵۰۰	۲	۱۰۰۰
رادار ۲	۵۰۰	۳۰۰	۴	۱۵۰۰
رادار ۳	۲۲۰	۶۰۰	۳	۲۰۰۰
رادار ۴	۶۰۰	۱۵۰۰	۱۲	۳۰۰۰
رادار ۵	۲۰۰	۸۵۰	۲۰	۳۵۰۰
رادار ۶	۶۵۰	۷۰۰	۱	۳۰۰
رادار ۷	۱۵۰	۹۰۰	۱۰۰	۲۸۰۰
رادار ۸	۱۰	۲۵۰	۳۶	۴۰۰۰
رادار ۹	۸۰۰	۵۰۰	۳۳	۵۰۰۰
رادار ۱۰	۱۵۰۰	۲۸۸۰	۱۲	۵۱۵۰
رادار ۱۱	۸۰۰	۵۰۰	۳	۸۰۰۰
رادار ۱۲	۱۲	۱۰۰۰	۱۲	۱۰۱۰۰
رادار ۱۳	۱۰	۵	۰/۴	۲۰۰۰۰
رادار ۱۴	۴۰۰	۳۰۰	۰/۰۲	۲۰۰۰۰
رادار ۱۵	۷	۵۰۰۰	۱۰	۱۸۰۰۰
رادار ۱۶	۱۵	۲۴۰۰	۰/۱۴	۳۳۰۰
رادار ۱۷	۱۵	۶۰۰۰	۰/۲	۳۳۰۰
رادار ۱۸	۱۰۰	۳۰۰	۰/۰۲	۱۸۰۰۰
رادار ۱۹	۴۰۰	۳۰۰	۰/۰۲	۱۵۰۰
رادار ۲۰	۸۰۰	۳۶۵	۳	۴۵۰۰

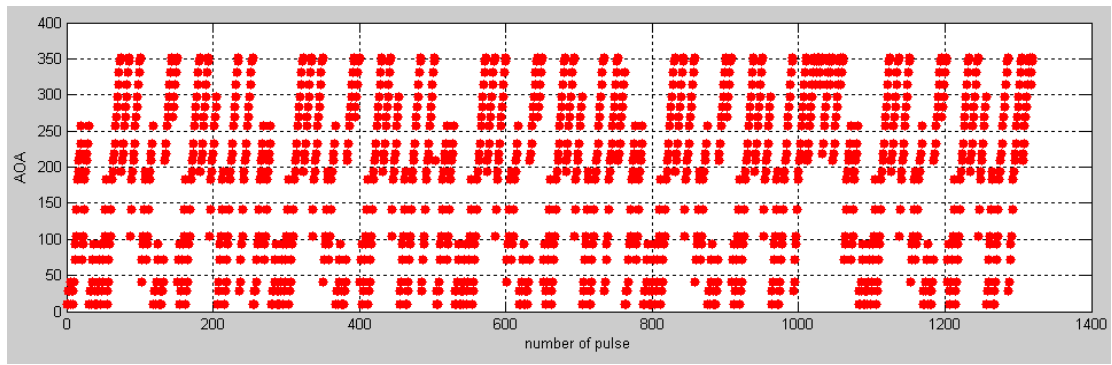
جدول ۵- تغییرات اعمالی برای ۴ رادار عملی

نوع رادار	PW(μs)	RF(MHZ)
رادار ۲	۳/۹۲	۱۴۹۰
رادار ۶	۱/۰۲	۳۰۱۰
رادار ۸	۳۵/۵	۳۹۹۲
رادار ۱۸	۳۰۵	۱۸۰۰۸

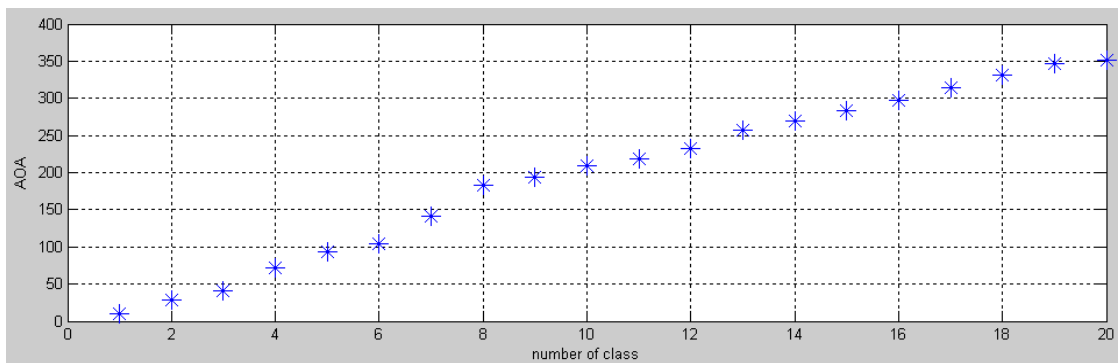
۶- نتیجه‌گیری

نتایج بررسی‌های صورت گرفته نشان می‌دهد روش پیشنهادی در محیط‌های با چگالی پالس بالا عملکرد مناسبی دارد. آشکارسازی پالس‌ها در روش پیشنهادی هیچگونه وابستگی به پارامترهای فاصله تکرار پالس، پهنای پالس، زاویه ورود پالس، زمان ورود پالس و فرکانس حامل پالس ندارد بنابراین قادر به آشکارسازی پالس‌های منتشره از رادارهای با تکنیک‌های مختلف (رادار با فاصله تکرار پالس ثابت، رادار با فاصله تکرار پالس stagger، رادار با فاصله تکرار پالس jitter، رادار با فاصله تکرار پالس sliding، رادار با فاصله تکرار پالس dwell and switch، رادار با فاصله تکرار پالس periodic، رادار با فاصله تکرار پالس scheduled، رادار با قابلیت ارسال pulse group، رادار با پرش فرکانسی و رادار با فرکانس حامل دو تایی) می‌باشد.

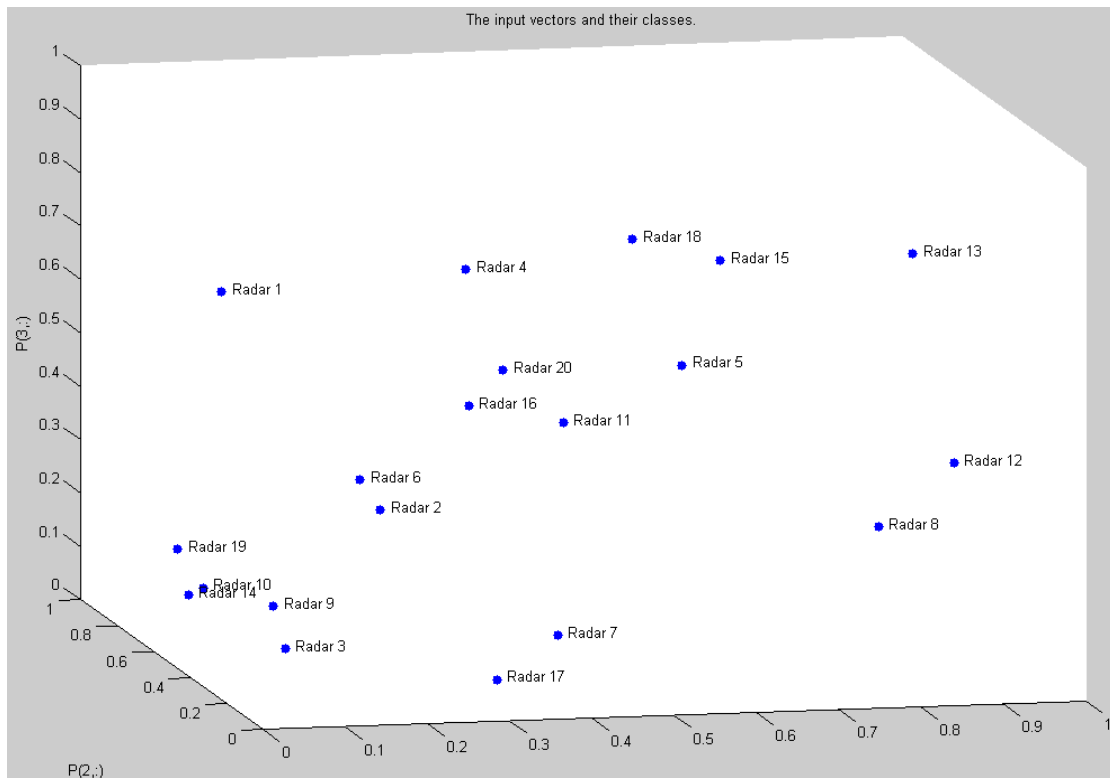
پس از اعمال رشته پالس متداخل به شبکه عصبی SOFM طبق الگوریتم پیشنهادی عمل جداسازی انجام می‌گیرد. نتیجه حاصله بخش جداسازی در شکل ۹ آمده است. همانطور که در این شکل دیده می‌شود تعداد خوشه‌های حاصله ۲۰ خوشه می‌باشد. دقت جداسازی خوشه‌ها توسط این شبکه به توپولوژی



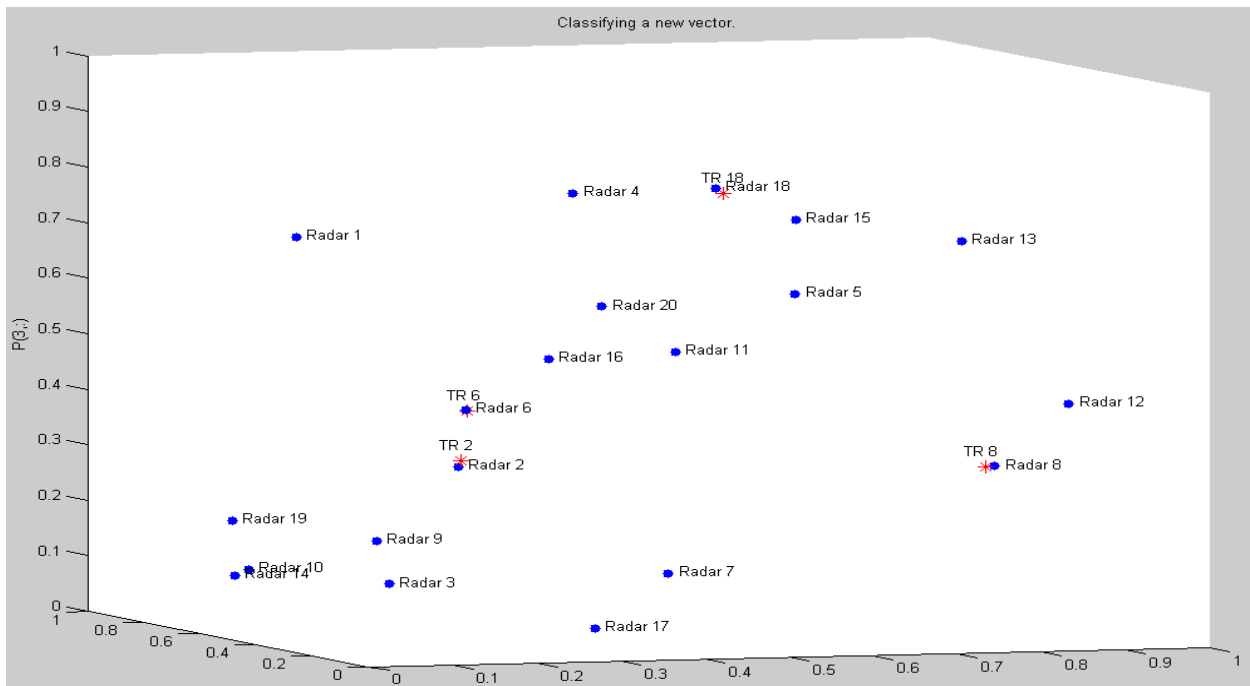
شکل ۸- خروجی سیمولاتور شامل رشته پالس متداخل ۲۰ رادار مختلف



شکل ۹- خروجی بخش جداسازی الگوریتم پیشنهادی برای رشته پالس متداخل ۲۰ رادار مختلف



شکل ۱۰- خروجی شبکه RBF بعد از آموزش ۲۰ رادار عملی (جدول ۴)



شکل ۱۱- خروجی بخش شناسایی الگوریتم پیشنهادی برای ۴ خوشه جداسازی شده

[4] C. J. Kim, and H. S. Lee, "Analysis of the Generalized Order Statistics Constant False Alarm Rate Detector," ETRI Journal, vol. 16, no. 1, Apr. 1994.

[5] M. I. Skolnik, "Radar Handbook," Second Edition, 1980.

[6] S. H. Moon, D. S. Han, M. J. Cho, and K.-H. Park, "Frequency Domain GSC with Low Computational Complexity," 1999 IEEE.

[7] B. Chen, P. K. Varshney, and J. H. Michels, "Adaptive CFAR Detection for Clutter-Edge Heterogeneity Using Bayesian Inference," IEEE Trans. On Aerospace and Electronic systems, vol. 39, no. 4, Oct. 2003.

[8] V. P. Behar, C. A. Kabakchiev, and L. A. Doukovska, "Adaptive CFAR PI Processor for Radar Target Detection in Pulse Jamming," Journal of VLSI Signal Processing, pp. 383-396, 2000.

[۹] م. ع. خلیقی، "طراحی یک گیرنده با نرخ هشدار کاذب ثابت به منظور کاربرد در جنگ الکترونیک،" پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده برق دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۷۶.

[10] R. G. Wiley, "Electronic Intelligence: The Analysis of Radar Signals," 2nd Edition, Artech House, Inc., 1993.

[11] M. A. Khalighi, and M. M. Nayebi, "CFAR Adaptive Threshold for ESM Receiver with Logarithmic Amplification," Eurasip Signal Processing Journal, vol. 84, pp. 41-53, Jan. 2004.

این روش علاوه بر رادارهای پالسی قادر به تشخیص رادارهای با سیگنال موج پیوسته می‌باشد. بدین صورت که در این روش عرض پالس‌های بزرگتر از $250\mu s$ بعنوان سیگنال موج پیوسته شناخته می‌شود. تا بتوان سیگنال‌های موج پیوسته را از سیگنال‌های پالسی تفکیک کرد و برای آن سطح آستانه مجزایی (سطح آستانه سیگنال موج پیوسته) تعریف کرد. در روش مذکور سطح آستانه آغازین بصورت اتوماتیک از سیگنال ویدئو دریافتی تخمین زده می‌شود حال آنکه در روش‌های قبلی این مقدار بصورت دستی اعمال می‌گردید. نتایج بررسی‌های آماری بصورت گرفته نشان می‌دهد بخش جداسازی دقتی معادل ۹۸٪ و بخش شناسایی دقتی معادل ۹۹٪ دارد و نتایج پیاده‌سازی آن و فعالیت سیستم در منطقه خلیج فارس نشان می‌دهد کل الگوریتم دقتی معادل ۹۷/۰۲٪ دارد که نسبت به سیستم‌های عملی مشابه خارجی (حداکثر دقت ۹۳/۵٪) بسیار بهتر می‌باشد. ضمناً روش پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌ها بدلیل استفاده از شبکه عصبی دارای پیچیدگی محاسباتی کمتری می‌باشد. ضمناً تحمل‌پذیری خطای بیشتری دارد

مراجع

[۱] م. ا. ضیاء، "کاربرد سیستم‌های هوشمند در تحلیل و تشخیص سیگنال‌های راداری،" پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده برق دانشگاه علم و صنعت، خرداد ۱۳۷۴.

[2] M. Kiick, "Constant False Alarm Rate Detection of Radar Signals with Artificial Neural Networks," M.Sc.Thesis, University of Skovde Oct. 1996.

[3] S. Watts, "The Performance of Cell-Averaging CFAR System in Sea Clutter," Racial Defence Electronics.

- [12] S. E. Lipsky, "Microwave Passive Direction Finding," John Wiley & Sons, 1987.
- [13] S. George, "W: Introduction to Airborne Radar-Second Edition," 1998.
- [14] H. K. Mardia, "New Techniques for the Deinterleaving of Repetitive Sequences," IEEE 1989.
- [15] C. Zhao, Y. Zhao, and J. Lu, "Radar Signals Sorting with Kohonen Neural Network," IEEE 2006.
- [16] J. Perkins, "Pulse Train Deinterleaving via the Hough Transform," IEEE 1994.
- [17] N. J. Whittall, "Signal Sorting in ESM Systems," IEEE 1985.
- [18] E. Savaria, and P. Lavoie "A Comparison of Self-Organizing Neural Networks for Fast Clustering of Radar Pulses," 1998.
- [19] C. Dayid, W. A. Jams, and P. Thompson, "An Adaptive Data Sorter Based On Probabilistic Neural Networks," IEEE 1991.
- [20] E. Hossam, A. B. Hassan, F. Chan, and Y. T. Chan, "Queuing Analysis Of The Deinterleaving Of Radar Pulses In A Dense Emite Environment," IEEE 2003.
- [21] E. Hossam, A. B. Hassan, F. Chan, and Y. T. Chan, "Joint Deinterleaving And Recognition Of Radar Pulses," IEEE 2003.
- [22] J. A. Anderson, and M. T. ATELY, "Radar Signal Categorization Using A Neural Network," IEEE 1990.



علی ناصری استادیار دانشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات و رییس گروه فناوری اطلاعات و ارتباطات دانشگاه جامع امام حسین (ع) است. وی بیش از بیست سال است در زمینه پردازش سیگنال‌های رادار مشغول تحقیق و پژوهش است. دکتر ناصری مشاور سازمان فناوری اطلاعات نیز می‌باشد.
آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

a.naseri@ict.gov.ir

اطلاعات بررسی مقاله:

تاریخ ارسال: ۸۹/۱۱/۱۲

تاریخ اصلاح: ۹۱/۶/۱۱

تاریخ قبول شدن: ۹۱/۸/۱۶

نویسنده مرتبط: دکتر علی ناصری، دانشکده فناوری ارتباطات و اطلاعات، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران.