

## ارائه الگوریتمی هوشمند برای بخش پردازش در سیستم‌های شنود راداری

علی ناصری<sup>۱\*</sup>، گودرز سعادت‌ی مقدم<sup>۲</sup>

۱- استادیار، ۲- کارشناسی ارشد، دانشگاه جامع امام حسین(ع)، دانشکده و پژوهشکده فناوری اطلاعات و ارتباطات

E-mail: naseri@ict.gov.ir

(دریافت: ۸۹/۷/۶، پذیرش: ۸۹/۱۱/۲۴)

### چکیده

در این مقاله الگوریتمی هوشمند برای خوشه‌بندی، تشخیص مدولاسیون بین پالسی و جداسازی و شناسایی رشته پالس‌های متداخل رادارها ارائه می‌گردد. در الگوریتم پیشنهادی برای خوشه‌بندی پالس‌های متداخل دریافتی از شبکه عصبی خودسازمانده (SOFM) (بدلیل دقت بالای آن در مقایسه با شبکه‌های عصبی دیگر مانند شبکه عصبی CLNN و شبکه عصبی Fuzzy ART) و تشخیص نوع مدولاسیون بین پالسی از روش ضرب ماتریسی و برای شناسایی نوع رادار از شبکه عصبی RBF استفاده شده است. نتایج بدست آمده از شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی، نشان می‌دهد که با حضور ۵٪ نویز و ۵٪ پالس گمشده، بخش خوشه‌بندی الگوریتم پیشنهادی دقتی معادل ۹۱/۸٪، بخش تشخیص نوع مدولاسیون بین پالسی، دقتی معادل ۹۸٪ و بخش شناسایی دقتی معادل ۹۹/۲٪ دارد و در مجموع برآیند دقت الگوریتم پیشنهادی معادل ۸۹/۲۴۴٪ می‌باشد.

**کلیدواژه‌ها:** رشته پالس‌ها؛ روش ضرب ماتریسی؛ شناسایی رادار؛ شبکه‌های عصبی

## The Proposed Intelligent Algorithm for Process Section in the Radar Interception Systems

A. Naseri\*, G. Saadatati Moghadam

Faculty and Research Center of Communication and Information Technology, Imam Hossein University

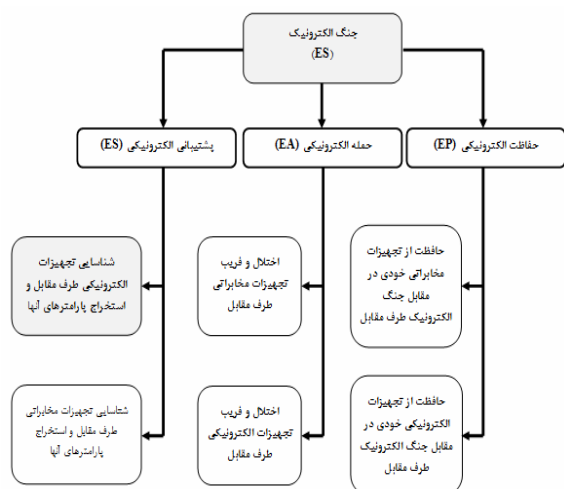
E-mail: naseri@ict.gov.ir

### Abstract

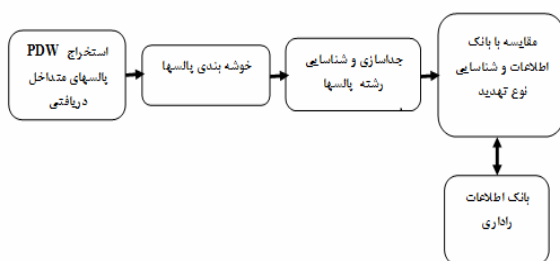
In this paper an intelligent algorithm for clustering, between pulse modulation detection and interleaved pulses train identification is offered. In the proposed algorithm, for interleave pulses received clustering from SOFM neural network (due to its high accuracy compared with other neural networks such CLNN neural network and Fuzzy ART neural network) and for between pulse modulation detection from matrix multiplication method and for radar type identification from RBF neural network is used. The results of the proposed algorithm simulation shows with the presence of 5% noise and 5% missing pulses, clustering section accuracy is equal 91.8%, between pulse modulation detection section accuracy is equal 98% and radar type identification section accuracy is equal 99.2%. thus the resultant accuracy of the proposed algorithm is 89.244%.

**Keywords:** Pulse Train; Matrix Multiplication Method; Radar Identification; Neural Networks

شبکه‌های عصبی با نداشت ویژگی خودسازمانده و برای تشخیص نوع PRI و محاسبه متوسط PRI از روش ضرب ماتریسی و برای شناسایی نوع رادار، از شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی استفاده می‌گردد. در بخش ۲، شبکه‌های عصبی خودسازمانده و تابع پایه شعاعی و در بخش ۳ الگوریتم پیشنهادی خواهد آمد. بخش ۴ و ۵ نیز به ترتیب به ارزیابی الگوریتم پیشنهادی و نتیجه‌گیری می‌پردازد.



شکل ۱. جایگاه سیستم‌های شناسایی رادار در جنگ الکترونیک [۳]



شکل ۲. بلوک دیاگرام کلی واحد پردازش در سیستم‌های شناسایی رادار

## ۲. شبکه‌های عصبی خودسازمانده و تابع پایه شعاعی

### شعاعی

یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی خودسازمانده<sup>۱</sup> (SONN) است. چند شبکه عصبی با ویژگی خودسازمانده تاکنون گزارش شده که سه مورد از

## ۱. مقدمه

بخش عمده‌ای از تجهیزات الکترونیکی نیروهای نظامی رادارها هستند، بنابراین شناسایی آن‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. شکل (۱)، تقسیمات کلی جنگ الکترونیک را که اخیراً با اصطلاح دفاع الکترونیکی از آن یاد می‌کنند، نشان می‌دهد [۱]. بخش عمده از سیستم‌هایی که برای شناسایی تجهیزات الکترونیکی دشمن استفاده می‌گردند، سیستم‌های ELINT و ESM می‌باشند. وظیفه سیستم ELINT شناسایی دقیق رادارهای فعال در منطقه بصورت استراتژیک است و وظیفه سیستم ESM شناسایی بلادرنگ رادارهای مستقر در تجهیزات تهدید کننده می‌باشد تا به وسیله آن‌ها بتوان نوع تهدیدات را آشکار نمود. در کل، وظیفه هر دو سامانه ELINT و ESM مشابه هم بوده و تنها در مدت زمان عملکرد با هم متفاوت می‌باشند. با موفقیت‌ها و پیشرفت‌های مداوم در تکنولوژی ساخت رادارهای موثر و پیچیدگی بسیار زیاد نبرد منطقه‌ای، تاثیرگذاری سیستم‌های اختلال و فریب الکترونیکی بسیار وابسته به عملکرد سیستم‌های شناسایی رادار می‌باشد، طوریکه عملکرد بخش‌های حمله الکترونیکی (EA) و حفاظت الکترونیکی (EP) در حوزه رادارها (شکل (۱))، به طور مستقیم به عملکرد سیستم‌های شناسایی رادار بستگی دارد. سیستم‌های شناسایی رادار دارای بخش‌های آنتن، گیرنده، پردازشگر و نمایشگر می‌باشد. در این سیستم‌ها پردازشگر وظیفه خوشه‌بندی، جداسازی و شناسایی رادارها را به عهده دارد [۲].

شکل (۲)، بلوک دیاگرام واحد پردازش سیستم‌های ELINT و ESM را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، ابتدا مشخصات کلمه پالس (PDW) کلیه پالس‌های متداخل دریافتی در فریم زمانی مورد نظر استخراج می‌گردد و سپس با توجه به PDW‌های استخراج شده، عمل خوشه‌بندی روی پالس‌ها انجام می‌گیرد. بدلیل احتمال وجود رشته‌پالس‌های مختلف در خوشه‌ها، پردازشگر عمل جداسازی و نهایتاً شناسایی را روی پالس‌های هر خوشه انجام خواهد داد. اطلاعات حاصله از شناسایی رشته پالس‌ها و PDW‌های پالس‌ها، مبنای مقایسه با اطلاعات موجود در بانک اطلاعات راداری قرار می‌گیرد که با آن، نوع تهدید شناسایی خواهد شد. [۳]

در الگوریتم پیشنهادی مقاله، برای خوشه‌بندی و جداسازی رشته‌پالس‌های متداخل دریافتی از رادارهای منطقه، از

1. Self Organizing Neural Networks

در شبکه عصبی احتمالی، 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 به عنوان خروجی شبکه تولید می‌کند. در نهایت، تابع انتقال رقابتی موجود در لایه دوم حداکثر مقدار احتمال‌ها را از بردار احتمال‌ها انتخاب نموده، و به‌زای آن خروجی ۱ و به ازای بقیه احتمال‌ها خروجی ۰ تولید می‌کند [۸].

### ۳. الگوریتم پیشنهادی

شکل (۳) بلوک دیاگرام کلی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. در الگوریتم ارائه شده، پس از دریافت PDW از بخش آشکارساز و آنالیز پالس، عمل نرمالیزاسیون روی داده‌های ورودی انجام می‌شود تا داده‌ها را جهت اعمال به بخش خوشه‌بندی آماده سازد. پس از خوشه‌بندی پالس‌های ورودی به چندین خوشه، نوع مدولاسیون PRI در هر خوشه با استفاده از روش ضرب ماتریسی استخراج می‌گردد. سپس باتوجه به سه پارامتر عرض پالس، فرکانس حامل و PRI، نوع رادار با استفاده از شبکه عصبی PNN تشخیص داده می‌شود. اگر مشخصات تشخیص داده شده با رادارهای موجود در آرشیو اطلاعات راداری مطابقت نداشته باشد به‌عنوان رادار جدید به آرشیو اطلاعات راداری اضافه می‌شود.

در ادامه، جزئیات الگوریتم پیشنهادی شامل الگوریتم بخش خوشه‌بندی رشته پالس‌های متداخل دریافتی، الگوریتم بخش تشخیص نوع PRI و بخش جداسازی و شناسایی رادارها آمده است.

#### ۳-۱. الگوریتم بخش خوشه‌بندی پالس‌های متداخل دریافتی

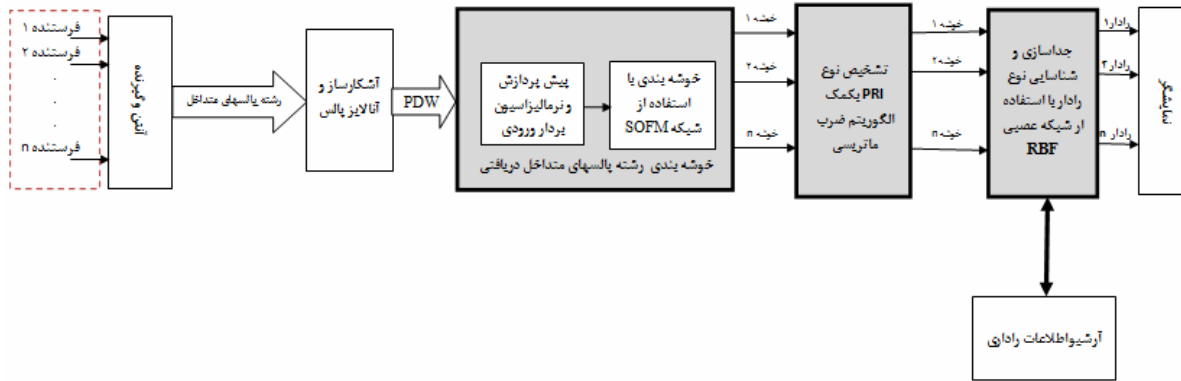
در این بخش برای خوشه‌بندی رشته پالس‌های متداخل دریافتی، الگوریتمی هوشمند مبتنی بر شبکه‌های عصبی خودسازمانده طراحی شده است. شکل (۴) فلوچارت این بخش از الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد که در آن ابتدا سه پارامتر AOA، RF و PW از PDW انتخاب و در قسمت پیش‌پردازش و نرمالیزاسیون یک سطر یا ستونی از ماتریس متقارن D بصورت زیر محاسبه شده و سپس عناصر آن بین ۱ و ۰ نرمالیزه می‌شود.

پربکاربردترین آن‌ها، شبکه‌های CLNN<sup>۱</sup>، SOFM<sup>۲</sup> و Fuzzy ART<sup>۳</sup> هستند [۴]. شبکه عصبی CLNN ساختاری دو لایه و پیشرو دارد؛ لایه اول کدکننده دامنه ویژگی و لایه دوم، لایه رقابتی است که نرون‌های آن طوری خود را تعمیم می‌دهند تا بتوانند بردارهای ورودی ارائه شده را تشخیص دهند.

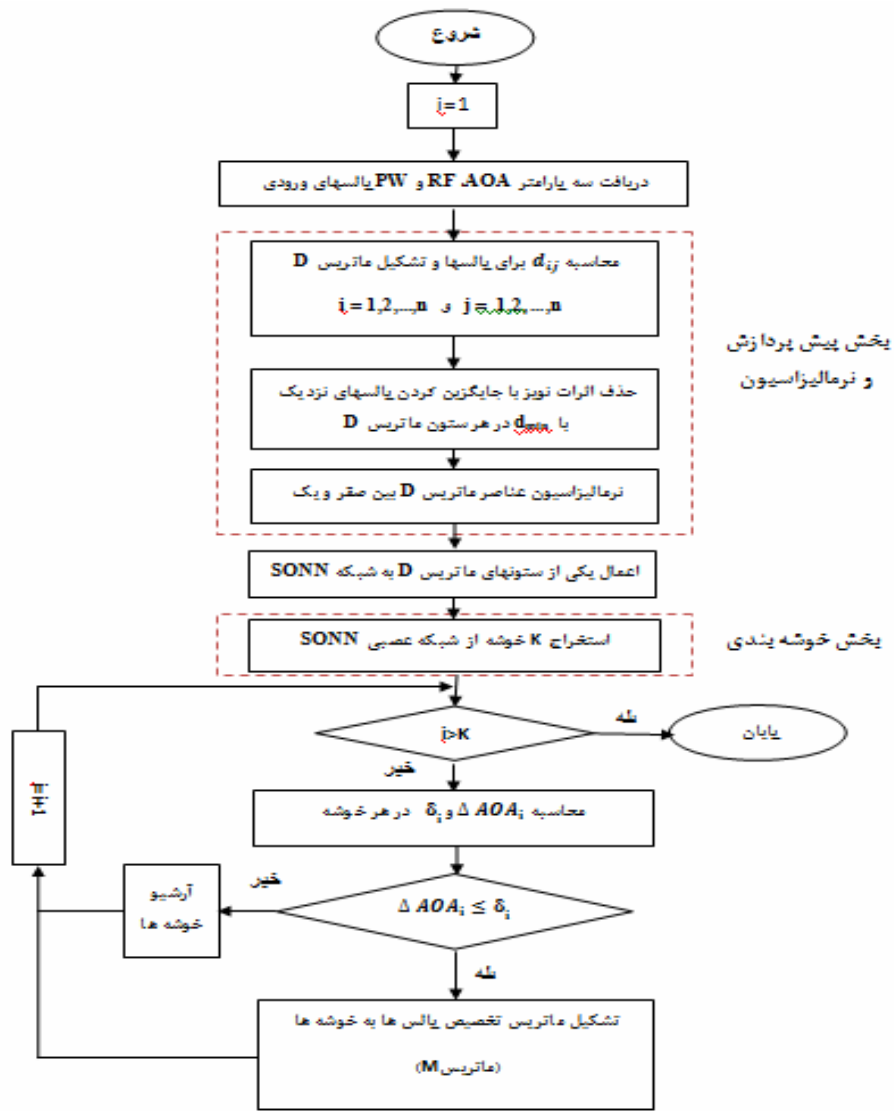
هر نرون از لایه دوم با تمام نرون‌های لایه اول توسط بردار وزن‌ها اتصال دارد. هر یک از نرون‌های لایه رقابتی در طی فرآیند رقابت توسط اتصالات محلی محرک، خود و شاید بعضی از نرون‌های همسایه را تحریک و توسط اتصالات بازدارنده، مقدار فعالیت نرون‌های دورتر را کاهش می‌دهد. در این شبکه پس از یادگیری کافی، هر نرون خروجی گویای یک خوشه و وزن‌های آن نماینده یا مرکز ثقل خوشه می‌باشد [۴ و ۵]. شبکه عصبی SOFM شبیه شبکه CLNN می‌باشد و تنها فرق آن در این است که در آن از بایاس استفاده نمی‌شود. در این شبکه علاوه بر دسته بندی بردارهای ورودی نرون‌های همسایه نیز قسمت‌های مجاور از فضای ورودی را تشخیص می‌دهند [۵]. شبکه‌های فازی - عصبی نیز که در سال‌های اخیر توسعه داده شده‌اند از منطق گیت‌های فازی استفاده می‌کنند. شبکه Fuzzy ART نوعی از این شبکه است که تئوری محاسبه فازی را با شبکه عصبی ART1 ترکیب می‌کند و ورودی‌های باینری و آنالوگ می‌گیرد [۶]. شبکه‌های عصبی مصنوعی تابع پایه شعاعی<sup>۴</sup> شبکه‌هایی دولا به با توابع فعال‌سازی پایه شعاعی هستند که برای کاربردهای متفاوت پردازش سیگنال پیشنهاد شده‌اند [۴].

تابع پایه شعاعی یک تابع چندبعدي است که خروجی آن، به فاصله بین بردار ورودی و بردار مرکزی بستگی دارد. در شبکه‌های RBF توابع پایه غیرخطی می‌توانند به شکل‌های مختلف، تابع گوسی، تابع چندضلعی و ... باشند. در کاربردهای عملی، اغلب از تابع گوسی استفاده می‌شود که به شبکه‌های عصبی RBF گوسی<sup>۵</sup> مشهور است [۷]. دو نوع مختلف از شبکه‌های RBF شبکه‌های رگرسیون<sup>۶</sup> و شبکه‌های احتمالی<sup>۷</sup> هستند. از شبکه‌های رگرسیون اغلب در تخمین توابع و شبکه‌های احتمالی در مسائل دسته‌بندی استفاده می‌شود.

1. Competitive Learning Neural Network
2. Self Organizing Feature Map
3. Fuzzy Adaptive Resonance Theory
4. Radial Basis Function (RBF)
5. GRBF
6. GRNN
7. PNN



شکل ۳. بلوک دیاگرام کلی الگوریتم پیشنهادی



شکل ۴. فلوجارت بخش خوشه بندی الگوریتم پیشنهادی

در این روش مراحل زیر انجام می‌گیرد:

- برای  $N$  پالس، خوشه ماتریس هارمونیک به صورت زیر تشکیل می‌شود:

$$HM = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 & \dots & N-1 \\ 1 & 0 & 1 & 2 & \dots & N-2 \\ 2 & 1 & 0 & 1 & \dots & N-3 \\ 3 & 2 & 1 & 0 & \dots & N-4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ N-1 & N-2 & N-3 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (۴)$$

- ماتریس اختلاف زمان ورود پالس‌ها محاسبه می‌شود که یک ماتریس متقارن است.

$$\Delta TOA_{(i,j)} = |TOA_j - TOA_i|, 1 \leq i, j \leq N \quad (۵)$$

$$\Delta TOA = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & d_{13} & d_{14} & \dots & d_{1N} \\ d_{21} & 0 & d_{23} & d_{24} & \dots & d_{2N} \\ d_{31} & d_{32} & 0 & d_{34} & \dots & d_{3N} \\ d_{41} & d_{42} & d_{43} & 0 & \dots & d_{4N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N1} & d_{N2} & d_{N3} & d_{N4} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (۶)$$

- با ضرب اختلاف زمان ورود پالس‌ها در معکوس ماتریس HM، ماتریس تشخیص رشته پالس‌ها (PTI) بدست می‌آید.

$$PTI = \Delta TOA \times HM^{-1} \quad (۷)$$

برای کاهش حجم محاسبات می‌توان بجای محاسبه ماتریس PTI، فقط عناصر قطر اصلی آن با رابطه زیر محاسبه نمود:

$$V_{PTI}(i) = \sum_{j=1}^N (\Delta TOA_{ij} \times HM_{ji}^{-1}), i=1,2,\dots,N \quad (۸)$$

- با بررسی عناصر بردار  $V_{PTI}$  نوع تکنیک بکار رفته در PRI مشخص می‌شود.

$$D = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (۱)$$

$$d_{ij} = \sqrt{\frac{(AOA_i - AOA_j)^2}{\sigma_{aoa}^2} + \frac{(PW_i - PW_j)^2}{\sigma_{pw}^2} + \frac{(RF_i - RF_j)^2}{\sigma_{rf}^2}} \quad (۲)$$

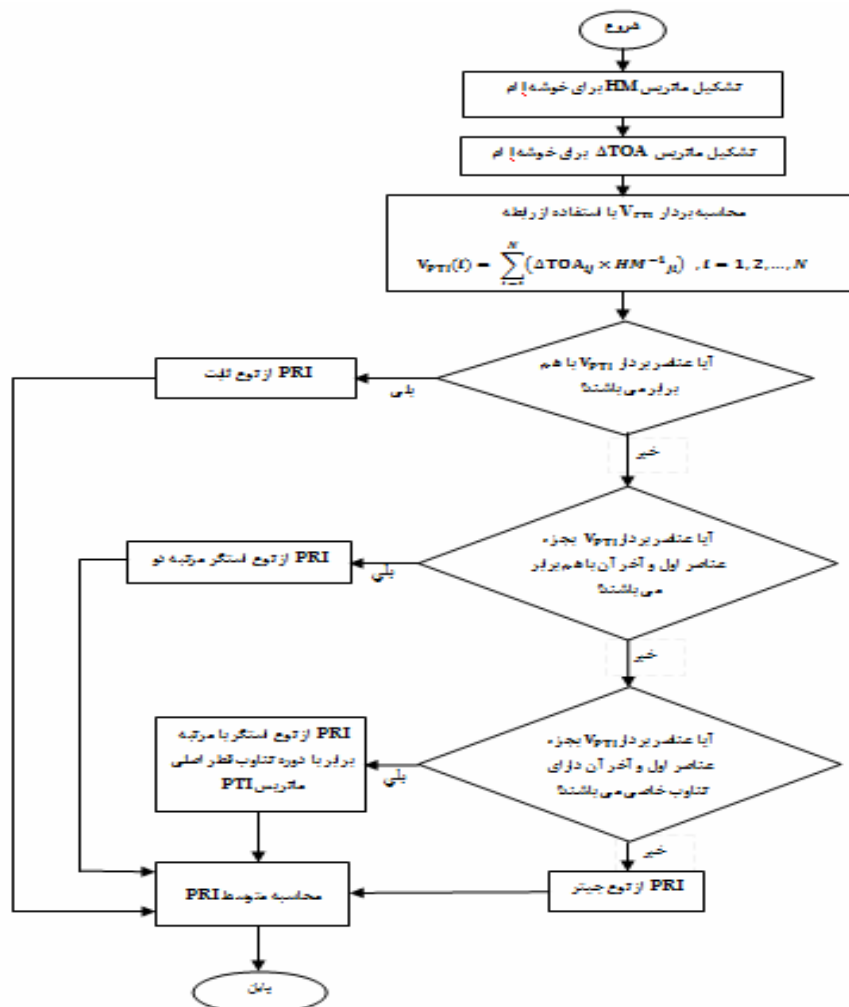
مقادیر یکی از سطرها یا ستون‌های ماتریس  $D$  به شبکه عصبی SONN اعمال شده و با آموزش شبکه، خوشه‌بندی پالس‌ها انجام می‌گیرد. برای هر خوشه اختلاف زاویه ورود پالس‌ها با مقدار (مقدار) با توجه به دقت لازم برای اندازه‌گیری زاویه ورود رادارها در منطقه عملیاتی انتخاب می‌گردد؛ در این‌جا با توجه به دقت سیستم‌های موجود،  $2/5$  درجه در نظر گرفته شده است) مقایسه می‌گردد؛ اگر اختلاف زاویه ورود پالس‌ها از کم‌تر بود، برای آن خوشه ماتریس  $M$  بصورت رابطه (۳) محاسبه می‌گردد و اگر بیشتر باشد آن خوشه آرشیو خواهد شد. سپس برای تک‌تک خوشه‌های آرشیو، الگوریتم اجرا شده و این فرایند تا وقتی که تعداد خوشه‌های آرشیو به صفر برسد، ادامه پیدا خواهد کرد.

$$M = \begin{bmatrix} c_1 & c_2 & c_3 & \dots & c_K \\ p_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (۳)$$

### ۳-۲. الگوریتم بخش تشخیص نوع PRI الگوریتم

#### پیشنهادی

بعد از پایان فرآیند خوشه‌بندی، خوشه‌های بدست آمده وارد بخش تشخیص مدولاسیون بین پالسی و محاسبه متوسط PRI می‌شوند. در این بخش از روش ضرب ماتریسی به شرح زیر استفاده می‌گردد هدف آن، تشخیص تکنیک‌های PRI ثابت، PRI استگر و PRI جیتر و محاسبه متوسط PRI خوشه‌ها می‌باشد.



شکل ۵. فلوجارت بخش تشخیص نوع PRI الگوریتم پیشنهادی

### ۳-۳. الگوریتم بخش جداسازی و شناسایی الگوریتم پیشنهادی

اولین مرحله برای شناسایی نوع رادار توسط شبکه عصبی PNN، تشکیل بردار کلمه توصیف کننده پالس ( $V_{PDW}$ ) می باشد. برای تشکیل بردار  $V_{PDW}$  از سه پارامتر ذاتی رادار (PW، PRI و RF) استفاده می شود [۱۰]. بردار  $V_{PDW}$  برای خوشه  $m$  با  $N$  پالس دریافتی بصورت زیر تشکیل می شود.

$$V_{PDW}(i) = [PDW_1(i) \quad PDW_2(i) \quad \dots \quad PDW_N(i)] \quad (9)$$

که در آن  $PDW$  برای پالس  $m$  مربوط به خوشه  $m$  به صورت رابطه (۱۰) تعریف می گردد:

$$PDW_i(i) = \begin{bmatrix} RF_j(i) \\ PW_j(i) \\ PRI_j(i) \end{bmatrix} \quad (10)$$

در نتیجه برای  $m$  خوشه بردار کلمه توصیف کننده پالس به صورت زیر می باشد:

$$V_{PDW} = [V_{PDW}(1) \quad V_{PDW}(2) \quad \dots \quad V_{PDW}(m)] \quad (11)$$

## ۴. دلایل انتخاب شبکه‌های عصبی و ارزیابی

## الگوریتم پیشنهادی

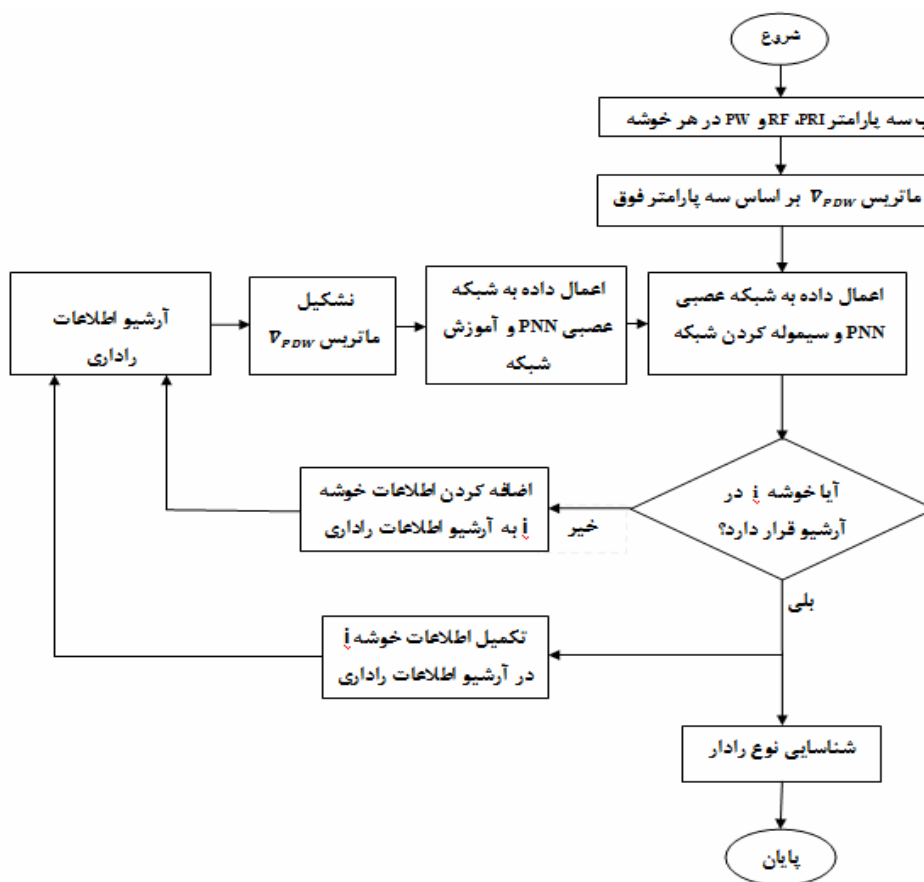
الف) انتخاب شبکه عصبی SOFM و ارزیابی بخش خوشه‌بندی

از بین شبکه‌های عصبی خودسازمانده پرکاربرد (CLNN)، از بین SOFM و Fuzzy ART، باید مناسب‌ترین برای بخش خوشه‌بندی الگوریتم پیشنهادی انتخاب می‌گردد. بدین منظور، ابتدا این شبکه‌ها با استفاده از نرم‌افزار MATLAB شبیه‌سازی شده و سپس داده‌های تولیدی سه پارامتر AOA، RF و PW از پنج رادار، با مشخصات جدول (۱) به آن‌ها اعمال گردید. این سه شبکه در الگوریتم پیشنهادی برای بخش خوشه‌بندی قرار گرفته و از نظر دقت خوشه‌بندی (خطا) و زمان همگرایی مقایسه شدند.

سپس میانگین بردار  $V_{PDW}$  برای  $m$  خوشه به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\bar{V}_{PDW} = \begin{matrix} \frac{RF1}{PW1} & \frac{RF2}{PW2} & \dots & \frac{RFm}{PWm} \\ \frac{PRI1}{PRI1} & \frac{PRI2}{PRI2} & \dots & \frac{PRI m}{PRI m} \end{matrix} \quad (12)$$

برای یادگیری شبکه عصبی مذکور ابتدا ماتریس  $\bar{V}_{PDW}$  مربوط به کلیه رادارهای موجود در آرشیو اطلاعات راداری محاسبه و به شبکه آموزش داده می‌شود. برای خوشه‌های ورودی نیز ماتریس  $\bar{V}_{PDW}$  محاسبه شده و جهت تشخیص به شبکه اعمال می‌گردد. شبکه با مقایسه ماتریس  $\bar{V}_{PDW}$  خوشه‌های ورودی با آنچه آموزش دیده است، نوع رادار متناظر با هر خوشه را شناسایی می‌نماید. شکل (۶) فلوچارت این بخش از الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



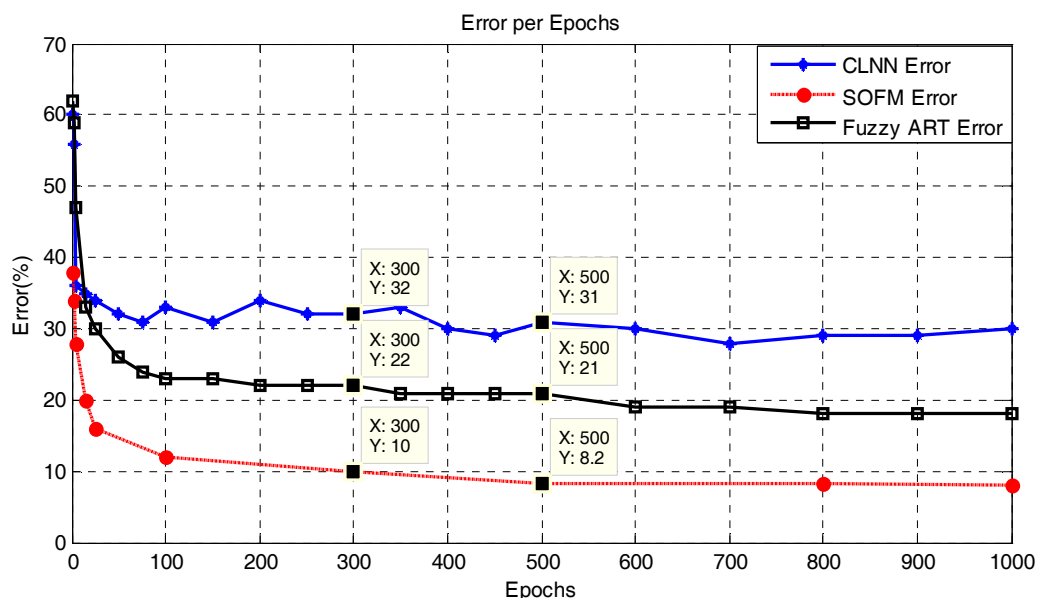
شکل ۶. فلوچارت بخش شناسایی الگوریتم پیشنهادی

جدول ۱. پنج رادار با قابلیت های مختلف

رادار	AOA (deg)	RF (MHz)	PW ( $\mu$ S)	PRI ( $\mu$ S)	PA (dB)	PRI Type	RF Type
۱	۳۲	۲۷۸۰	۳/۱	۲۳۰۰	۱۰	Stable	Stable
۲	۳۸	۲۸۸۷	۲/۷	۲۶۰۰ ۲۸۰۰ ۲۹۰۰	۲۸	Stagger مرتبه ۳	Stable
۳	۴۵	۲۶۷۰	۱/۳	۳۰۰۰	۱۴	Jitter	Stable
۴	۳۵	۲۵۰۰	۰/۸	۲۷۰۰	۴۵	Stable	Jump
۵	۴۸	۲۷۱۲	۰/۲۳	۳۱۰۰	۳۷	Stable	Agile

همان طور که مشاهده می شود، خطای شبکه عصبی SOFM کم تر است، لذا این شبکه برای بخش خوشه بندی الگوریتم پیشنهادی انتخاب گردید. با توجه به جدول (۲)، بخش خوشه بندی الگوریتم پیشنهادی با انتخاب شبکه عصبی SOFM و برای ۵۰۰ بار تکرار آموزش دارای دقت حدود ۹۱/۸٪ (خطای ۸/۲٪) است.

شکل (۷) خطای سه شبکه مذکور را به ازای تکرارهای مختلف آموزش نشان می دهد. همان طور که دیده می شود، شبکه ها از ۳۰۰ تکرار به بعد تقریباً همگرا شده اند. برای ۳۰۰ بار تکرار آموزش، خطای شبکه ها و زمان لازم برای آموزش که زمان همگرایی است و نشان دهنده پیچیدگی محاسباتی می باشد، در جدول (۲) آمده است (این محاسبه توسط کامپیوتر پنتیوم ۴ با ۲ گیگا بایت RAM انجام شده است).



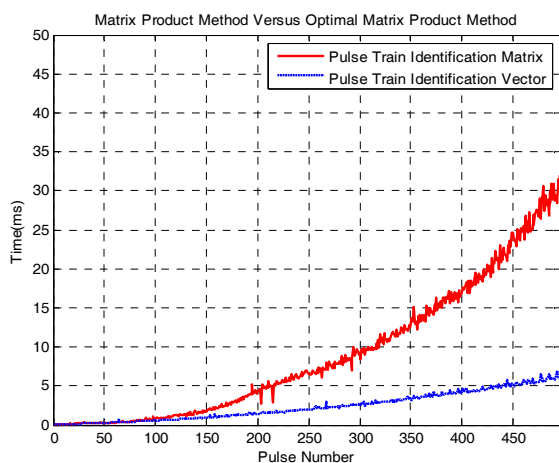
شکل ۷. مقایسه خطای شبکه های عصبی CLNN، SOFM و Fuzzy ART



جدول ۲. خطای خروجی و زمان آموزش شبکه‌های خودسازمانده در بخش خوشه‌بندی الگوریتم پیشنهادی

نوع شبکه خودسازمانده	خطا بعد از ۳۰۰ بار تکرار آموزش	زمان لازم برای ۳۰۰ بار تکرار آموزش (S)	خطا بعد از ۵۰۰ بار تکرار آموزش	زمان لازم برای ۵۰۰ بار تکرار آموزش (S)
SOFM	٪۱۰	۴۵	٪۸٫۲	۷۸
Fuzzy ART	٪۲۲	۱۵	٪۲۱	۲۵
CLNN	٪۳۲	۶	٪۳۱	۱۱

همان‌طور که مشاهده می‌شود، عناصر بدست آمده برای بردار  $V_{PTI}$  همان عناصر قطر اصلی ماتریس PTI می‌باشد. اما، زمان محاسبه بردار  $V_{PTI}$  به مراتب کمتر از محاسبه ماتریس PTI است. شکل (۸) زمان محاسبه بردار  $V_{PTI}$  و ماتریس PTI را به‌ازای تعداد پالس‌های ورودی مختلف نشان می‌دهد (محاسبات توسط کامپیوتر پنتیوم ۴ با ۲ گیگا بایت RAM). همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، هنگامی که تعداد پالس‌های ورودی زیاد است، محاسبه بردار  $V_{PTI}$  در مقایسه با ماتریس PTI زمان محاسبات بسیار کمتری دارد.

شکل ۸. مقایسه زمان محاسبه بردار  $V_{PTI}$  و ماتریس PTI

(ب) ارزیابی بخش تشخیص نوع مدولاسیون بین‌پالسی برای ارزیابی این بخش از دیتا تولیدی جدول (۱) استفاده شده است. برای داده‌های تولید شده از زاویه ورود و عرض پالس‌ها، تغییرات به‌صورت نویز گوسی با واریانس ٪۵ اضافه شده است. برای داده‌های مربوط به فرکانس بر اساس نوع تکنیک تغییر فرکانسی واریانس‌ها متفاوت می‌باشد. واریانس تغییرات در رادارهای فرکانس ثابت ٪۵، در رادارهای با قابلیت پرش فرکانسی (Frequency Jumping) ٪۱۰ و در رادارهای با قابلیت تغییر فرکانسی سریع (Frequency Agility) ٪۳۰ انتخاب شده است. برای داده‌های تولید شده از پارامتر PRI واریانس تغییرات در رادارهای با تکنیک PRI ثابت ٪۵، تکنیک PRI استگر ٪۱۰ و تکنیک PRI جیتر ٪۳۰ در نظر گرفته شده و داده‌های تولید شده با در نظر گرفتن ٪۵ پالس گمشده، به الگوریتم ضرب ماتریسی اعمال گردید. با اجرای ۱۰۰۰ بار الگوریتم مذکور و محاسبه میانگین خطاها، دقت الگوریتم مذکور ٪۹۸ بدست آمد.

در این بخش، بجای محاسبه ماتریس شناسایی رشته پالس‌ها (PTI)، فقط محاسبه عناصر قطر اصلی آن (بردار شناسایی رشته پالس‌ها  $V_{PTI}$ ) با رابطه (۸) پیشنهاد شده است. برای مقایسه زمان محاسبه این دو رابطه، رشته پالسی با  $PRI=10$  و  $N=8$  با شرایط ٪۵ پالس گمشده و ٪۵ خطا تولید و ماتریس PTI و بردار  $V_{PTI}$  برای آن بصورت زیر محاسبه گردید.

$$PTI = \begin{bmatrix} 10.0470 & 0.0658 & 0.0280 & 0.0494 & 0.0124 & 0.0167 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 9.9942 & 0.0280 & 0.0494 & 0.0124 & 0.0167 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 9.9564 & 0.0494 & 0.0124 & 0.0167 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 0.0280 & 10.0337 & 0.0124 & 0.0167 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 0.0280 & 0.0494 & 10.0708 & 0.0167 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 0.0280 & 0.0494 & 0.0124 & 10.0752 & 0.0304 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 0.0280 & 0.0494 & 0.0124 & 0.0167 & 10.0615 & 0.0014 \\ 0.0131 & 0.0658 & 0.0280 & 0.0494 & 0.0124 & 0.0167 & 0.0304 & 10.0325 \end{bmatrix}$$

$$V_{PTI} = [10.0470 \quad 9.9942 \quad 9.9564 \quad 10.0337 \quad 10.0708 \quad 10.0752 \quad 10.0615 \quad 10.0325]$$

جهت شناسایی می‌باشد. همان‌طور که در شکل (۱۰) دیده می‌شود، نقاط حاصل از سه رادار اعمالی (نقاط ستاره) نزدیک نقاط یادگیری از رادارهای ۳، ۱۲ و ۱۷ می‌باشد، پس نتیجه می‌گیریم که ۳ رادار درست تشخیص داده شده‌اند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو با ۱۰۰۰ بار تکرار نشان داد که روش پیشنهادی برای شناسایی رشته‌پالس‌های جداسازی شده با ۵٪ خطا و ۵٪ پالس گمشده، دقتی حدود ۹۹/۲٪ دارد.

جدول ۳. مشخصات رادارهای موجود در آرشیو

نوع رادار	PRF (Hz)	PW (μs)	RF (MHz)
رادار ۱	۵۰۰	۲	۱۰۰۰
رادار ۲	۳۰۰	۴	۱۵۰۰
رادار ۳	۸۵۰	۲۰	۲۵۰۰
رادار ۴	۱۵۰۰	۱.۲	۳۰۰۰
رادار ۵	۸۰۰	۲۰	۳۵۰۰
رادار ۶	۷۰۰	۱	۳۰۰۰
رادار ۷	۹۰۰	۱۰۰	۲۸۰۰
رادار ۸	۲۳۰	۳۶	۴۰۰۰
رادار ۹	۵۰۰	۳.۳	۵۰۰۰
رادار ۱۰	۲۸۰۰	۱.۲	۵۱۵۰
رادار ۱۱	۵۰۰	۳	۸۰۰۰
رادار ۱۲	۶۰۰۰	۱.۵	۹۰۰۰
رادار ۱۳	۲۰۰	۰.۴	۲۰۰۰۰
رادار ۱۴	۳۰۰	۰.۰۲	۲۰۰۰۰
رادار ۱۵	۳۰۰۰	۱۰	۱۸۰۰۰
رادار ۱۶	۲۴۰۰	۰.۱۴	۳۳۰۰۰
رادار ۱۷	۶۷۵	۱.۱	۱۶۳۰۰
رادار ۱۸	۳۰۰	۰.۰۲	۱۸۰۰۰
رادار ۱۹	۳۰۰	۰.۰۲	۱۳۰۰۰
رادار ۲۰	۴۰۰	۳	۴۳۰۰

### ج) انتخاب شبکه عصبی PNN و ارزیابی بخش شناسایی نوع رادار

شبکه عصبی PNN، نوعی از شبکه عصبی RBF است که در مقایسه با شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۱</sup> و سایر شبکه‌های با نظارت، دارای سرعت آموزش بالا بوده و برای کاربردهای پردازش بلادرنگ مناسب است. همچنین، در صورت ازدیاد داده‌های آموزشی، کارایی بهتری نسبت به شبکه MLP دارد [۱۰ و ۱۱]. با توجه ویژگی‌های ذکر شده، شبکه عصبی PNN به شبکه عصبی MLP ترجیح داده شده و برای بخش شناسایی الگوریتم پیشنهادی انتخاب گردید.

برای ارزیابی بخش شناسایی الگوریتم دیتا تولیدی شامل پارامترهای RF، PRI و PW، ۲۰ رادار عملی با مشخصات جدول (۳) به شبکه عصبی PNN اعمال شده و شبکه آموزش داده می‌شود. بعد از آموزش اطلاعات ۲۰ رادار جدول (۳) به شبکه، می‌توان با معرفی بردارهای ورودی جدید، دسته مربوط به آن‌ها را تشخیص داد. بدین منظور، بردار ورودی جدید به شبکه PNN اعمال و نتایج آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. طوری که به هر رادار موجود در آرشیو نزدیک‌تر باشد آن رادار بعنوان رادار مورد نظر اعلام می‌گردد، و در صورتی که فاصله از حدی بیشتر باشد، به‌عنوان رادار جدید در نظر گرفته شده و مشخصات آن به آرشیو اطلاعات راداری اضافه می‌شود.

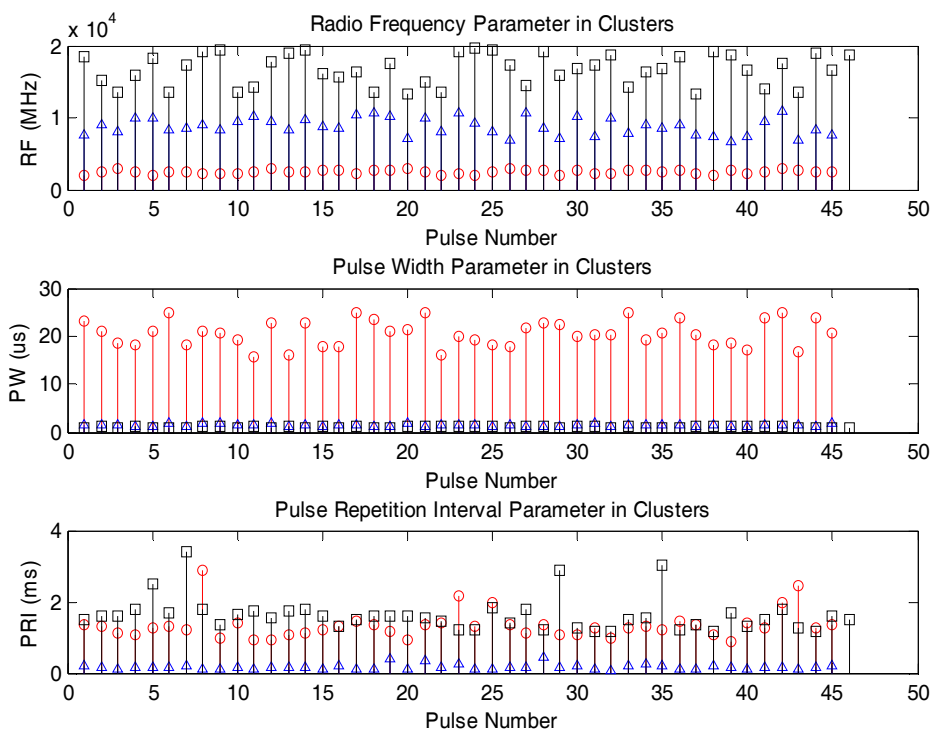
برای نشان دادن این موضوع، رشته‌پالس ۳ رادار جدول (۲)، با اعمال ۱۰٪ خطا و ۱۰٪ پالس گمشده تولید (جدول (۴)) و به شبکه عصبی PNN اعمال شد. داده‌های تولیدی از سه رادار در شکل (۹) نشان داده شده است.

نتایج حاصل از یادگیری (۲۰ رادار جدول (۳)) و اعمال رشته پالس‌های سه رادار جدول (۴) به شبکه عصبی PNN، در شکل (۱۰) نشان داده شده است. در شکل مذکور نقاط دایره مربوط به دسته‌بندی ۲۰ رادار و نقاط ستاره مربوط به سه رادار اعمالی

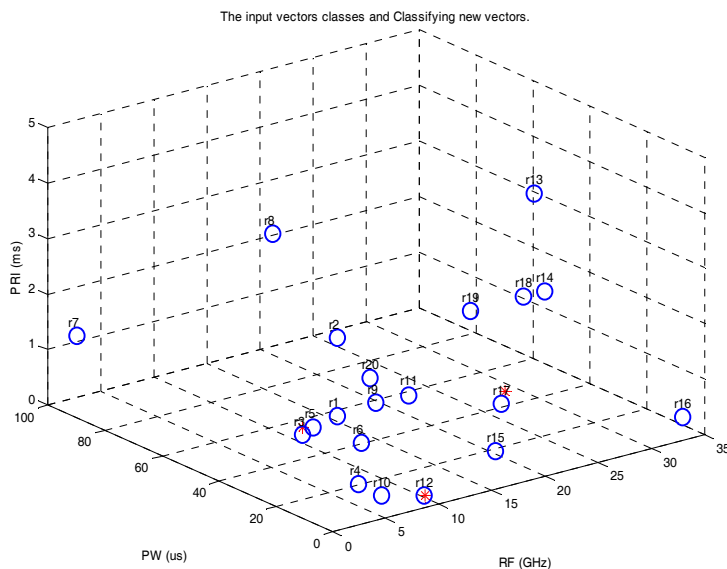
جدول ۴. مشخصات ۳ رادار عملی جهت ارزیابی الگوریتم بخش شناسایی الگوریتم پیشنهادی

شماره رادار در جدول ۳	RF (MHz)	PW (μs)	PRF (Hz)	PRF Type
۳	2000-3000	20	850	Constant
۱۲	8600-95 00	1.5	4800 – 8100	3 Order Staggered
۱۷	16000-16400	1.1	674	Constant

1. MLP



شکل ۹. داده‌های تولید شده از سه رادار جهت اعمال به بخش شناسایی



شکل ۱۰. خروجی شبکه RBF بعد از یادگیری رادارهای آرشیو و شناسایی رادارهای جدید

**د) نتایج ارزیابی الگوریتم پیشنهادی**

با توجه به ارزیابی‌های صورت گرفته، دقت بدست آمده با روش‌های آماری برای بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی بصورت جدول (۵) می‌باشد.

جدول ۵. دقت بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی

دقت معادل	نام بخش
٪۹۱/۸	بخش خوشه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی SOFM
٪۹۸	بخش تشخیص نوع مدولاسیون بین‌پالسی با استفاده از روش ضرب ماتریسی
٪۹۹/۲	بخش شناسایی نوع رادار با استفاده از شبکه عصبی PNN

با توجه به جدول (۵)، برای شناسایی رادارهای با مدولاسیون‌های بین‌پالسی استگر و جیتر، قابلیت پرش فرکانسی با اعمال ٪۵ خطا و ٪۵ نویز برآیند، دقت الگوریتم پیشنهادی ٪۸۹/۲۴۴ می‌باشد.

جدول (۶) زمان عملکرد الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، کل زمان انجام الگوریتم تقریباً ۴ میلی ثانیه است که زمان خوبی برای تجهیزات عملیاتی می‌باشد.

جدول ۶. زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی

زمان (میلی ثانیه)	نام بخش
۲	بخش خوشه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی SOFM
۱	بخش تشخیص نوع مدولاسیون بین‌پالسی با استفاده از روش ضرب ماتریسی
۱	بخش شناسایی نوع رادار با استفاده از شبکه عصبی PNN

**۵. نتیجه‌گیری**

در سیستم‌های شناسایی رادار، پردازشگر، باید کم‌ترین حساسیت را نسبت به تغییرات عمدی پارامترهای پالس داشته باشد که در این میان، پارامتر TOA بیش‌ترین سهم را دارد. برخلاف اغلب روش‌ها، الگوریتم پیشنهادی از این پارامتر در خوشه‌بندی و جداسازی استفاده نمی‌کند. در بخش تشخیص

نوع مدولاسیون بین‌پالسی، بدلیل استفاده از روش ضرب ماتریسی و امکان پیاده‌سازی آن با آرایه سیستولیکی، سرعت پردازش این بخش برای سیستم‌های بلادرنگ مناسب می‌باشد. در الگوریتم پیشنهادی، دقت بخش خوشه‌بندی ۹۱/۸٪، دقت بخش تشخیص نوع مدولاسیون بین‌پالسی برای یک رشته پالس با ٪۵ پالس گمشده و ٪۵ نویز حدود ۹۸٪ و دقت بخش شناسایی برای یک رشته‌پالس با ٪۵ پالس گمشده و ٪۵ نویز حدود ۹۹/۲٪ است. در حالت کلی، برآیند دقت الگوریتم پیشنهادی ۸۹/۲۴۴٪ می‌باشد.

**۶. مراجع**

- [1] Stimson, G. W. "Introduction to Airborne Radar."; Artech House, Second Edition, 1998.
- [2] Wiley, R. G. "Electronic Intelligence: The Analysis of Radar Signals."; 2nd Edition, Artech House, Inc., 1993.
- [3] Hassan, A.; Chan, F.; Chan, Y. T. "Joint Deinterleaving and Recognition of Radar Pulses."; Radar Conference 2003, IEEE, 177-181.
- [4] Hu, Y. Hen; Hwang, J. Neng "Handbook of Neural Network Signal Processing."; Artech House, 2002.
- [5] Savaria, Eric; Lavoie, Pierre "A Comparison of Self-Organizing Neural Networks for Fast Clustering of Radar Pulses."; Pulpished by Elsevier Science B.V. 1998, Signal Processing 64, 249-269.
- [6] Kenaya, Riydah "Eucliden ART Neural Networks."; Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science, WCECS 2008, San Francisco.
- [7] Zhao, Chuang; Zhao, Yongjun; Lu, Jianqi "Radar Signals Sorting with Kohonen Neural Network."; 8th Signal Processing International Conference 2006, IEEE, 16-20.
- [8] ANDERSON, J. A.; GATELY, M. T. "Radar Signal Categorization Using a Neural Network."; Signal Processing International Conference 1990, IEEE, 78(10).
- [9] Mardia, H. K. "New Techniques for the Deinterleaving of Repetitive Sequences."; Radar Conference 1989, IEE Proc., 136(4), 149-154.
- [10] Dudczyk, J.; Kawalec, A.; Cyrek, J. "Applying the Distance and Similarity Functions to Radar Signals Identification."; International Radar Symposium 2008, 1-4.

[۱۱] ناصری، علی، نادری، مجید، شهریار شاه‌حسینی، هادی "استفاده از تکه بندی ماتریسی و پردازش سیستولیکی برای شناسایی رادارها"، نشریه دانشکده مهندسی دانشگاه علم و صنعت، سال پانزدهم، شماره دوم، ص. ۱۵۳ تا ۱۷۰، سال ۱۳۸۲.