

# الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP

مجید انجیدنی و محمد رضا میبیدی

آموزش داده می‌شود تا از این طریق مقدار مناسب برای پارامتر مراقبت و یا تعداد مطلوب برای دسته‌ها پیدا شود. تا آنجا که نگارندگان این مقاله اطلاع دارند دو الگوریتم توسط Choi و همکاران [۱۱] و Li و Zhan [۱۲] برای این منظور گزارش شده است.

در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر مراقبت شبکه Fuzzy ARTMAP در کاربردهای کلاس بندی پیشنهاد می‌گردد. الگوریتم پیشنهادی از طریق تنظیم پارامتر مراقبت شبکه ای کوچک که دارای نرخ تشخیص بالا می‌باشد تولید می‌کند. شبکه Fuzzy ARTMAP را که در آن پارامتر مراقبت توسط اتوماتای یادگیر تنظیم می‌شود شبکه Fuzzy ARTMAP+LA می‌نامیم. عملکرد این شبکه مستقل از مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای پارامتر مراقبت می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسائل، دایره در مربع، ماریچهای حلزونی و مسئله مربع در مربع آزمایش شده و نتایج مطلوبی بدست آمده است.

کلید واژه: شبکه‌های عصبی، پارامتر مراقبت، اتوماتاهای یادگیر، Fuzzy ARTMAP، ART

## ۱- مقدمه

شبکه ART، یکی از رایجترین شبکه‌هایی است که در کاربردهایی از قبیل گروه بندی<sup>۲</sup> و خوشه سازی<sup>۳</sup> مورد استفاده قرار می‌گیرد. خوشه سازی، یک فرایند دسته بندی بدون نظارت<sup>۴</sup> و کلاس بندی یک فرایند دسته بندی با نظارت<sup>۵</sup> می‌باشد [۱]. نسخه‌های مختلفی از شبکه ART موجود می‌شود که می‌توان به نسخه‌های ART1 [۲]، ART2A [۳]، ART2A-E [۴]، ART2A-C [۵]، Fuzzy ART [۶]، ART\_MAP [۷]، ART\_EMAP [۸]، LAPART [۹] و Fuzzy ARTMAP [۱۰] اشاره کرد. یکی از پارامترهای شبکه ART پارامتر مراقبت نام دارد که میزان شباهت یک الگو به دسته مربوطه‌اش را کنترل می‌کند. تاکنون الگوریتم‌های مختلفی برای تنظیم پارامتر مراقبت ارائه شده است. اکثر این الگوریتم‌ها در کاربردهای این شبکه برای خوشه سازی استفاده شده است و هدف آنها رسیدن به یک تعداد دسته<sup>۶</sup> دلخواه می‌باشد. افزایش مقدار پارامتر مراقبت، افزایش تعداد دسته‌ها و کاهش مقدار آن، کاهش تعداد دسته‌ها را موجب می‌شود. در اکثر این الگوریتم‌ها شبکه برای مقادیر مختلف پارامتر مراقبت که از طریق یک الگوریتم هوشمند تعیین می‌گردد

## ۲- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر [۱۸] یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی اقدام<sup>۷</sup> را می‌تواند انجام دهد. هر اقدام انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و اقدام خود را برای مرحله بعد انتخاب می‌کند.

### ۲-۱ محیط

محیط<sup>۸</sup> را می‌توان توسط سه تایی زیر تعریف نمود:

$$E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$$

به طوری که  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودی‌ها،  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$  مجموعه خروجی‌ها و  $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمال‌های جریمه<sup>۹</sup> شدن می‌باشد.  $c_i$  احتمال این است که

7. Action
8. Environment
9. Penalty

این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر مراقبت<sup>۱</sup> در شبکه Fuzzy ARTMAP پیشنهاد می‌شود. الگوریتم پیشنهادی از طریق تنظیم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP، شبکه‌ای کوچک با نرخ بالای تشخیص تولید می‌کند. ساختار شبکه تولید شده توسط این الگوریتم مستقل از مقدار اولیه برای پارامتر مراقبت می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسائل، دایره در مربع، ماریچهای حلزونی و مسئله مربع در مربع آزمایش شده و نتایج مطلوبی بدست آمده است.

کلید واژه: شبکه‌های عصبی، پارامتر مراقبت، اتوماتاهای یادگیر، Fuzzy ARTMAP، ART

## ۱- مقدمه

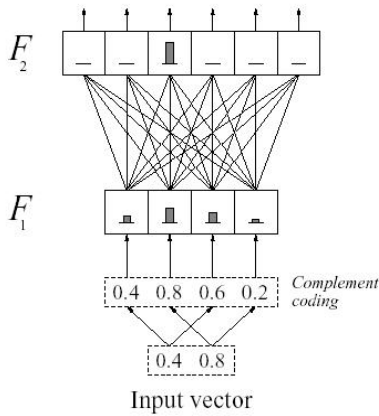
شبکه ART، یکی از رایجترین شبکه‌هایی است که در کاربردهایی از قبیل گروه بندی<sup>۲</sup> و خوشه سازی<sup>۳</sup> مورد استفاده قرار می‌گیرد. خوشه سازی، یک فرایند دسته بندی بدون نظارت<sup>۴</sup> و کلاس بندی یک فرایند دسته بندی با نظارت<sup>۵</sup> می‌باشد [۱]. نسخه‌های مختلفی از شبکه ART موجود می‌شود که می‌توان به نسخه‌های ART1 [۲]، ART2A [۳]، ART2A-E [۴]، ART2A-C [۵]، Fuzzy ART [۶]، ART\_MAP [۷]، ART\_EMAP [۸]، LAPART [۹] و Fuzzy ARTMAP [۱۰] اشاره کرد. یکی از پارامترهای شبکه ART پارامتر مراقبت نام دارد که میزان شباهت یک الگو به دسته مربوطه‌اش را کنترل می‌کند. تاکنون الگوریتم‌های مختلفی برای تنظیم پارامتر مراقبت ارائه شده است. اکثر این الگوریتم‌ها در کاربردهای این شبکه برای خوشه سازی استفاده شده است و هدف آنها رسیدن به یک تعداد دسته<sup>۶</sup> دلخواه می‌باشد. افزایش مقدار پارامتر مراقبت، افزایش تعداد دسته‌ها و کاهش مقدار آن، کاهش تعداد دسته‌ها را موجب می‌شود. در اکثر این الگوریتم‌ها شبکه برای مقادیر مختلف پارامتر مراقبت که از طریق یک الگوریتم هوشمند تعیین می‌گردد

این مقاله در تاریخ ۲۲ اردیبهشت ماه ۱۳۸۴ دریافت و در تاریخ ۲۸ مهر ماه ۱۳۸۴ بازنگری شد. نویسنده اول این مقاله توسط مرکز تحقیقات فیزیک نظری (IPM)، پژوهشکده علوم کامپیوتر حمایت مالی شده است.

مجید انجیدنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نیشابور، نیشابور، ایران (email: mscmajid@yahoo.com).

محمد رضا میبیدی، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران (email: meybodi@ce.aut.ac.ir).

1. Vigilance
2. Classification
3. Clustering
4. Unsupervised
5. Supervised
6. Cluster (Category)



شکل ۳: شبکه Fuzzy ART.

هر نورون در  $F_1$ ، یک دسته<sup>۵</sup> ایجاد شده توسط شبکه را مشخص می‌کند که توسط بردار وزنی اش  $w_j$  ( $j$  اندیس نورون است) ارائه می‌شود. همه اجزای بردارهای وزنی مقدار اولیه ۱ داده شده‌اند. تا هنگامی که وزنه‌های یک نورون تغییر نکرده، به آن پذیرفته نشده<sup>۶</sup> و پس از تغییر وزنه‌های یک نورون، به آن پذیرفته شده<sup>۷</sup> می‌گوییم. شبکه به روش کدگذاری مکمل<sup>۸</sup>، ورودیها را نرمالیزه می‌کند. در این روش ورودی با افزودن مکمل بردار ( $a'$ )، به بردار اولیه  $a$  ( $a+a'=1$ )، نرمالیزه می‌شود. بنابراین، بُعد لایه  $F_1$ ، دو برابر بُعد بردارهای ورودی است.

### ۳-۱ دریافت اطلاعات ورودی

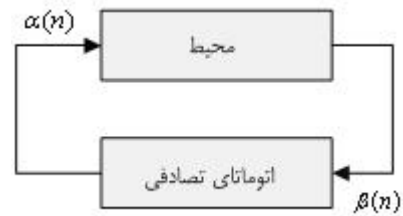
بعد از ارائه هر بردار ورودی به شبکه، تابع انتخاب<sup>۹</sup>  $T_j$  برای هر نورون  $j$  در لایه  $F_1$  بصورت زیر محاسبه می‌شود.

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (1)$$

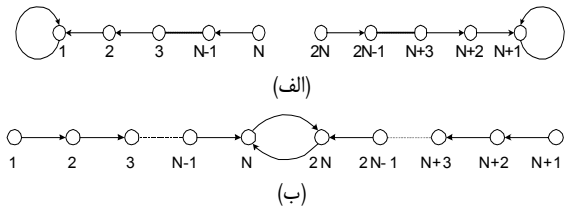
در معادله (۱)،  $| \cdot |$ ، L<sub>1</sub>-norm بردار است که برابر مجموع مولفه‌های آن می‌باشد ( $|p| = \sum_{i=1}^M p_i$ )، عملگر عطف فازی<sup>۱۰</sup> ( $(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i)$ ) و  $\alpha$  پارامتر انتخاب می‌باشد. برای دستیابی به کارایی بالا، برای پارامتر  $\alpha$  بایستی مقداری نزدیک به صفر در نظر گرفته شود [۱۰]. نورون برنده، نورونی است که تابع انتخاب به ازای آن ماکزیمم باشد. بعد از برنده شدن یک نورون، معیار مراقبت برای آن ارزیابی می‌شود. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} \geq \rho \quad (2)$$

به طوری که  $J$  اندیس نورون برنده در  $F_1$  و  $\rho$  پارامتر مراقبت می‌باشد. اگر این معیار ارضاء نشود، نورون بعدی با بالاترین مقدار تابع انتخاب، بررسی شده و معیار مراقبت مجدداً ارزیابی می‌گردد. اگر معیار فوق برآورده شود، اصطلاحاً گفته می‌شود که شبکه در حال تشدید است. زمانیکه Fuzzy ART وارد مرحله تشدید می‌شود، شبکه توسط تغییر



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط.



شکل ۲: نمودار تغییر حالت اتوماتای  $L_{\alpha, \beta}$ ، (الف) پاسخ مطلوب  $\beta = 0$  و (ب) پاسخ نامطلوب  $\beta = 1$ .

اقدام  $\alpha_i$  نتیجه نامطلوب داشته باشد. هرگاه  $\beta_i$  دو مقداری باشد،  $\beta_i = 1$  به عنوان جریمه و  $\beta_i = 0$  به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط پایدار<sup>۱</sup> مقادیر  $c_i$  بدون تغییر باقی می‌مانند، حال آنکه در محیط ناپایدار<sup>۲</sup> این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت<sup>۳</sup> و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر<sup>۴</sup> تقسیم می‌شوند.

### ۳-۲ اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت

اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تایی زیر نشان داده می‌شود:

$LA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ ، بطوریکه  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه اقدام‌ها،  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$  مجموعه ورودی‌ها و  $\phi(n) \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k\}$  مجموعه حالت‌های داخلی اتوماتای یادگیر می‌باشد.  $F \equiv \phi \times \beta \rightarrow \phi$  تابعی است که بر اساس پاسخ محیط، حالت جدید را می‌یابد و  $G \equiv \phi \rightarrow \alpha$  تابع خروجی می‌باشد که حالت کنونی را به خروجی بعدی می‌نگارد.

اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت مورد استفاده در این مقاله اتوماتای یادگیر  $L_{\alpha, \beta}$  می‌باشد که در ادامه این بخش شرح داده می‌شود. این اتوماتا تعداد پاداش‌ها و جریمه‌های دریافت شده برای هر اقدام را نگهداری کرده و تنها زمانی که تعداد جریمه‌ها بیشتر از پاداش‌ها می‌گردد، اقدام دیگر را انتخاب می‌کند. نمودار تغییر حالت این اتوماتا مطابق شکل ۲ می‌باشد.

### ۳- شبکه Fuzzy ART

Fuzzy ART یک شبکه عصبی است که در سال ۱۹۹۱ توسط کارپنتر و همکاران معرفی شده است [۶]. این شبکه از دو لایه نورونی تشکیل شده است: لایه ورودی  $F_1$  و لایه خروجی  $F_2$  که در شکل ۳ نشان داده شده است. هر اتصال می‌تواند وزنی مابین ۰ و ۱ داشته باشد.

- 5. Category
- 6. Uncommitted
- 7. Committed
- 8. Complement Coding
- 9. Choice Function
- 10. Fuzzy AND

- 1. Stationary
- 2. Non-Stationary
- 3. Fixed Structure
- 4. Variable Structure

$$\frac{|y^b \wedge w_j^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \quad (۴)$$

در رابطه (۴)،  $y^b$  بردار خروجی در ART<sub>b</sub> (الگو در  $F_p^b$ ) و  $J$ ، اندیس نورون برنده در  $F_p^a$  و  $w_j^{ab}$  و  $F_p^a$  و  $w_j^{ab}$  وزنه‌های اتصالات Mapfield با نورون  $J$  در  $F_p^a \in [0,1]$  پارامتر مراقبت در Mapfield است. اگر معیار فوق برآورده نشود، پارامتر مراقبت در ART<sub>a</sub>، به مقدار مشخصی افزایش می‌یابد تا نورون برنده دیگری توسط شبکه Fuzzy ARTMAP انتخاب شود. بردار A مجدداً به شبکه وارد می‌شود و این عمل تکرار می‌شود تا اینکه معیار مراقبت ارضاء شود. در این هنگام وزنه‌های اتصالات Mapfield طبق رابطه زیر بروز می‌گردد

$$w_j^{ab} = \beta_{ab} x^{ab} + (1 - \beta_{ab}) w_j^{ab} \quad (۵)$$

مقدار اولیه  $\rho_a$  توسط پارامتر مراقبت پایه ( $\bar{\rho}_a$ ) مشخص می‌شود. بعد از بروزآوری وزنه‌ها، پارامتر مراقبت در ART<sub>a</sub> مجدداً به این مقدار پایه، مقدار دهی می‌شود.

بعد از اتمام مرحله آموزش، مقادیر پارامترهای  $\rho_a$  و  $\beta_a$  به صفر مقدار دهی می‌شوند. بردار خروجی Mapfield به صورت زیر مشخص می‌شود

$$x^{ab} = w_j^{ab} \quad (۶)$$

به طوری که  $J$  اندیس نورون برنده در  $F_p^a$  می‌باشد. این رابطه نشان می‌دهد که به هر نورون لایه  $F_p^a$ ، توسط Mapfield یک شماره دسته (دسته‌بندی) تخصیص می‌یابد.

#### ۴-۱ الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP

در این بخش، الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP را که در شبیه‌سازها از آن استفاده شده است ارائه کرده و در بخش‌های بعدی تنها تغییرات ایجاد شده در این الگوریتم را بررسی می‌نماییم. پارامترهای شبکه Fuzzy ARTMAP در شبیه‌سازی‌های انجام شده بدین صورت مقداردهی شده‌اند:  $\alpha_a = 0, \beta_a = 0.1, \alpha_b = 0, \beta_b = 1, \rho_{ab} = 1$  و  $\beta_b = 1$ . [۱۹] Mapfield و ART<sub>b</sub> با یک جدول نگاشت به نام Mapfield جایگزین می‌شود. در این جدول خانه‌های هم اندیس با هر نورون  $F_p^a$ ، دسته مربوط به نورون را حفظ می‌کند. الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP به شرح زیر می‌باشد. برای هر الگوی ورودی، روال زیر یکبار اجرا می‌شود

#### Fuzzy ARTMAP Algorithm

Apply input pattern.

Apply desired output.

Preprocessing ();

Do

{

Choice ();

}

While (Match ());

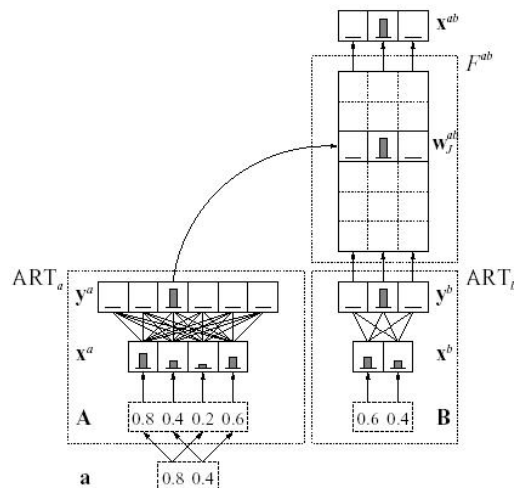
Adaptation ();

روال زیر جهت کدگذاری مکمل بر ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد

Preprocessing ()

Complement coding on input pattern.

3. Classifying



شکل ۴: شبکه Fuzzy ARTMAP

بردار وزن  $w_j$  در نورون برنده، اقدام به یادگیری بردار ورودی  $I$  می‌نماید

$$w_j = \beta(I \wedge w_j) + (1 - \beta)w_j \quad (۳)$$

$J$ ، اندیس نورون برنده و  $\beta \in [0,1]$  نرخ تشخیص می‌باشد. وقتی  $\beta = 1$  باشد، گوییم شبکه در فاز یادگیری سریع است. وقتی  $\beta < 1$  ست می‌شود، گوییم شبکه در فاز fast-commit slow-record است. در این فاز، برای یک نورون پذیرفته نشده از  $\beta = 1$  و بعد از اینکه پذیرفته شد از مقدار حقیقی  $\beta < 1$  استفاده می‌شود.

#### ۴-۲ شبکه FUZZY ARTMAP

این شبکه در سال ۱۹۹۲ توسط کارپنتر و همکاران معرفی گردید [۱۰]. Fuzzy ARTMAP یک شبکه نظارتی است که از ترکیب دو شبکه Fuzzy ART با نامهای ART<sub>a</sub> و ART<sub>b</sub> حاصل می‌شود. در ادامه بحث، پارامترهای این دو شبکه با زیرنویسهای  $a$  و  $b$  مشخص می‌گردند. این دو شبکه، توسط یک سری اتصالات که بین لایه‌های  $F_p^a$  و  $F_p^b$  این دو شبکه قرار دارند و Mapfield نامیده می‌شوند و با  $F^{ab}$  نمایش داده می‌شوند به همدیگر مرتبط می‌گردند. هر کدام از این اتصالات دارای وزن  $w_{ij}$  که مقداری بین ۰ و ۱ اختیار می‌کنند می‌باشد. Mapfield دارای دو پارامتر  $\beta_{ab}$  و  $\rho_{ab}$  و بردار خروجی  $x^{ab}$  می‌باشد. بردار ورودی به ART<sub>a</sub> تحت کدگذاری مکمل به بردار A تبدیل می‌شود اما در ART<sub>b</sub> نیازی به کدگذاری مکمل نیست. شکل ۴، ساختار Fuzzy ARTMAP را نشان می‌دهد.

در مرحله آموزش شبکه Fuzzy ARTMAP، بردار الگوی ورودی به شبکه ART<sub>a</sub> و خروجی خواسته شده (B) مرتبط با الگوی ورودی A به شبکه ART<sub>b</sub> ارائه می‌شود. در ART<sub>b</sub>، پارامتر مراقبت ( $\rho_b$ ) جهت متمایز نمودن بردارهای خروجی خواسته شده، به یک مقداردهی می‌شود. پس از ارائه بردارهای A و B، شبکه‌های ART<sub>a</sub> و ART<sub>b</sub> وارد مرحله تشدید می‌شوند. در این مرحله، معیار مراقبت دیگری که طبق رابطه (۴) تعریف شده است جهت ارزیابی اینکه آیا نورون برنده در ART<sub>a</sub> با بردار خروجی خواسته شده در ART<sub>b</sub> مرتبط است محاسبه می‌گردد.

1. Fast Learning
2. Desired Output

روال زیر نورون برنده در  $F_p^a$  را بر اساس تابع انتخاب مشخص می‌کند.

Choice ()

winner = index of neuron with Max( choice function ) in  $ART_a$

روال Match که در ادامه آمده است علاوه بر اینکه معیار مراقبت را چک می‌کند، جدول نگاشت Mapfield را نیز پر می‌نماید.

int Match ()

If (vigilance criterion is satisfied)

{

If (desired output == Mapfield [winner])

Return 1;

Else

{

If (winner == first uncommitted neuron)

{

Mapfield [winner] = desired output;

Return 1;

}

Else

{

Increasing vigilance just enough to select another winning neuron.

Return 0;

}

}

}

Else

{

Reset (winner neuron);

Return 0;

}

روال زیر نحوه بروز کردن وزن‌ها در شبکه Fuzzy ARTMAP را نشان می‌دهد. تنها وزن‌های نورونهای  $ART_a$  بروز می‌شوند.  $ART_b$  و Mapfield با یک جدول نگاشت جایگزین شده‌اند.

Adaptation ()

If (winner == first uncommitted neuron in  $F_p^a$ )

$w^a$  [winner] = I;

Else

$w^a$  [winner] =  $\beta(I \wedge w^a$  [winner]) +  $(1 - \beta)w^a$  [winner]

## ۵- روش پیشنهادی

بزرگ بودن مقدار  $\bar{\rho}_a$  در شبکه Fuzzy ARTMAP، باعث افزایش ناخواسته تعداد نورونهای لایه  $F_p^a$  می‌شود. برای مسائل پیچیده اگر مقدار  $\bar{\rho}_a$  کوچک باشد، نرخ تشخیص بسیار پایین خواهد بود. در این مقاله، هدف تنظیم پارامتر  $\bar{\rho}_a$  بمنظور ایجاد یک شبکه Fuzzy ARTMAP با ساختار کوچک و نرخ تشخیص بالا می‌باشد.

پاسخ به دو سوال زیر در حین آموزش شبکه می‌تواند مبنایی برای تنظیم پارامتر  $\bar{\rho}_a$  باشد:

الف) آیا برای نورون برنده فعلی در لایه  $F_p^a$ ، معیار مراقبت

ارضاء شده است یا نه؟

ب) آیا خروجی خواسته شده با خروجی تولید شده توسط Mapfield یکسان می‌باشد یا نه؟

اگر معیار مراقبت  $\rho_a$  برآورده شده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان باشد پارامتر مراقبت مقدار مناسبی دارد. اگر معیار مراقبت  $\rho_a$  برآورده شده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان نباشد، بهتر است مقدار  $\rho_a$  بزرگتر گردد تا بدین وسیله معیار مراقبت  $\rho_a$  ارضاء نشود چرا که ورودی به دسته مربوط به این نورون متعلق نمی‌باشد. اگر معیار مراقبت  $\rho_a$  برآورده نشده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان نباشد، بهتر است مقدار  $\bar{\rho}_a$  کوچکتر گردد تا بدین وسیله معیار مراقبت  $\rho_a$  ارضاء شود چرا که ورودی به دسته مربوط به این نورون متعلق می‌باشد. اگر معیار مراقبت  $\rho_a$  برآورده نشده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان نباشد، پارامتر مراقبت مقدار مناسبی دارد.

با توجه به موارد فوق، تنظیم پارامتر مراقبت می‌تواند با استفاده از قوانین زیر انجام گیرد:

**قانون ۱:** اگر شروط الف) و ب) هر دو برآورده شده‌اند، در این صورت مقدار  $\bar{\rho}_a$  تغییر پیدا نمی‌کند.

**قانون ۲:** اگر شرط الف) ارضاء شده و ب) ارضاء نشده باشد، در این صورت مقدار  $\rho_a$  افزایش می‌یابد.

**قانون ۳:** اگر شرط الف) ارضاء نشده و ب) ارضاء شده باشد، در این صورت مقدار  $\rho_a$  کاهش می‌یابد.

**قانون ۴:** اگر شروط الف) و ب) ارضاء نشده‌اند در این صورت مقدار  $\rho_a$  تغییر پیدا نمی‌کند.

در ادامه این بخش چگونگی پیاده‌سازی شبکه Fuzzy ARTMAP+LA توسط اتوماتای یادگیر شرح داده می‌شود.

شبکه Fuzzy ARTMAP+LA از یک اتوماتای  $L_{p,N,p}$  برای تنظیم میزان  $\rho_a$  استفاده می‌کند. وظیفه این اتوماتا تنظیم مقدار  $\rho_a$  بر اساس قوانین ۱ تا ۴ می‌باشد. مجموعه اقدامهای این اتوماتا  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_p\}$  که اقدام  $\alpha_1$ ، اقدام افزایش پارامتر مراقبت و اقدام  $\alpha_p$ ، اقدام کاهش پارامتر مراقبت نامیده می‌شوند. زمانیکه حالت اتوماتا یکی از حالت‌های اقدام  $\alpha_1$  باشد، مقدار  $\rho_a$  افزایش می‌یابد و هنگامیکه حالت اتوماتا یکی از حالت‌های اقدام  $\alpha_p$  باشد، مقدار  $\rho_a$  کاهش می‌یابد.  $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_p, \dots, \Phi_{p,N}\}$  مجموعه حالت‌های اتوماتای یادگیر و  $N$  عمق حافظه می‌باشد.  $\{\Phi_1, \Phi_p, \dots, \Phi_N\}$ ، مجموعه حالت‌های اقدام  $\alpha_1$  و  $\{\Phi_{N+1}, \Phi_p, \dots, \Phi_{p,N}\}$ ، مجموعه حالت‌های اقدام  $\alpha_p$  می‌باشند.  $\beta = \{0, 1\}$  مجموعه ورودیهای اتوماتا می‌باشد که ۱ جریمه و ۰ پاداش را نشان می‌دهد.

نحوه عملکرد شبکه Fuzzy ARTMAP+LA به این صورت است که در ابتدا برای  $\rho_a$  یک مقدار اولیه در نظر گرفته می‌شود. در حین آموزش، محیط (شبکه)، بر اساس قوانین ۱ تا ۴، به اقدام جاری اتوماتا پاداش و یا جریمه می‌دهد. حالت اتوماتا با توجه به پاداش و یا جریمه محیط بروز می‌شود. اگر حالت جدید اتوماتا، یکی از حالت‌های اقدام  $\alpha_1$  باشد، در اینصورت  $\rho_a$  افزایش می‌یابد و اگر حالت جدید اتوماتا، یکی از حالت‌های اقدام  $\alpha_p$  باشد، در اینصورت  $\rho_a$  کاهش می‌یابد. این نوع شبکه با استفاده از مقدار جدید  $\rho_a$  به آموزش خود ادامه می‌دهد.

هر بار که شبکه  $ART_a$  وارد مرحله تشدید می‌شود بر اساس قوانین ۱ تا ۴ ورودی اتوماتای یادگیر ( $\beta$ ) یکی از مقادیر ۰ یا ۱ را اختیار می‌کند.

```

state), I);
}
Else // penalty
{
  If (Automata is in incremental states)
  {
    If (Current state  $\neq 2N$ )
      Next state = IncreaseState(Current state);
    Else
      Next state = N;
  }
  Else
  {
    If (Current state  $\neq N$ )
      Next state = IncreaseState(Current state);
    Else
      Next state = 2N;
  }
}
// Action
If (Automata is in incremental states)
   $\bar{\rho}_a = \text{Max}(\text{Increase}(\bar{\rho}_a), I)$ ;
Else
   $\bar{\rho}_a = \text{Min}(\text{Decrease}(\bar{\rho}_a), 0)$ ;

```

### ۶- شبیه سازی

شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، بر روی سه مسئله دایره در مربع، مارپیچهای حلزونی و مسئله مربع در مربع، آزمایش و نتایج حاصل از آن با نتایج شبکه Fuzzy ARTMAP، مقایسه شده است که در ادامه این بخش ارائه می‌گردد. برای این مسائل از اتوماتای  $L_{2N,2}$  با عمق ۳ ( $N = 3$ ) استفاده شده است. نتایج ارائه شده در جداول، نتایج ۲۵ شبیه سازی از این دو شبکه می‌باشد. هر شبیه‌سازی برای یک مقدار اولیه  $\bar{\rho}_a$  انجام شده است. شبیه‌سازها برای مقادیر اولیه  $\rho_a$ ، بین ۰/۰۲ و ۰/۹۸ و با فواصل ۰/۰۴ انجام گرفته است. در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، مقدار افزایش و یا کاهش  $\rho_a$  توسط اتوماتای یادگیر، ۰/۰۴ در نظر گرفته شده است.

پارامترهای هر دو شبکه در شبیه‌سازی‌های انجام شده بدین صورت مقاردهی شده‌اند:  $\rho_{ab} = 1$ ،  $\beta_{ab} = 1$ ،  $\alpha_a = 0$ ،  $\beta_a = 0/1$  و  $\alpha_b \approx 0$  و  $\beta_b = 1$  [۱۹].

#### ۶-۱ نتایج پیاده سازی برای مسئله دایره در مربع

در این مسئله هدف تشخیص نقاط یک دایره از نقاط خارج آن می‌باشد. تعداد الگوهای آموزشی ۱۰۸۹ ( $33 \times 33$ ) می‌باشد. شکل ۵ این الگوها را نشان می‌دهد. مربعهایی که به رنگ سیاه هستند نقاط متعلق به دایره (الگوهای متعلق به دسته ۱) را تشکیل می‌دهند و مربعهایی که به رنگ خاکستری هستند نقاط متعلق به خارج دایره (الگوهای متعلق به دسته ۲) می‌باشند.

این مسئله با دو شبکه Fuzzy ARTMAP و Fuzzy ARTMAP+LA آزمایش شده و نتایج آنها در جدول ۱ آمده است. هر ورودی، تنها ۱ بار به شبکه آموزش داده می‌شود. نرخ تشخیص در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، با ۳۰ نورون در لایه  $F_2^a$ ، برابر ۹۲/۱۹٪

اتوماتای یادگیر با توجه به مقدار ورودی (پاسخ محیط) اقدام به تصحیح  $\bar{\rho}_a$  طبق آنچه در پاراگراف گذشته گفته شد می‌نماید. عمل آموزش و تنظیم پارامتر مراقبت ادامه می‌یابد تا اینکه تمام الگوهای ورودی به تعداد epoch خواسته شده به شبکه ارائه شود.

در الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP اتوماتای یادگیر به منظور تنظیم پارامتر مراقبت در روال Match تعبیه می‌شود. روالها دیگر تغییری نخواهند کرد. روال Match به صورت زیر تغییر می‌کند.

```

int Match ()
If (vigilance criterion is satisfied)
{
  If (desired output == Map field [winner])
  {
    (no reason for changing  $\bar{\rho}_a$  by Automaton)
    Return I;
  }
  Else
  {
    Automata (favorable);
    If (winner == first uncommitted neuron)
    {
      Map field [winner] = desired output;
      Return I;
    }
    Else
    {
      Increasing vigilance just enough to select
      another winning neuron.
      Return 0;
    }
  }
}
Else
{
  If (desired output == Map field [winner])
    Automata (unfavorable);
  Reset (winner neuron);
  Return 0;
}
}
Automata (response) // for  $L_{2N,2}$ 
If (response == favorable) // reward
{
  If (Automata is in incremental states)
    Next state = Max(DecreaseState(Current
    state), N+I);
  Else
    Next state = Max(DecreaseState(Current

```

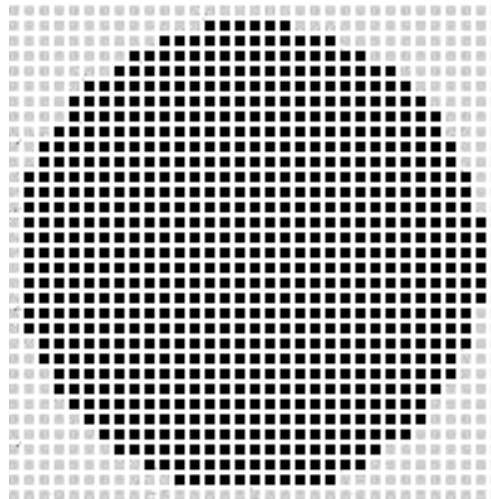
جدول ۱: نتایج دو الگوریتم برای مسئله دایره در مربع.

آزمایش	مقدار اولیه $\bar{\rho}_a$	مقدار نهایی $\bar{\rho}_a$	تعداد نورونهای ART <sub>a</sub>		نرخ تشخیص		زمان CPU
			شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	
۱	۰٫۰۲	۰٫۰۱	۱۹	۵۳	۷۴٫۸۴	۹۵٫۹۶	۷۰
۲	۰٫۶۰	۰٫۰۲	۱۹	۳۲	۷۴٫۸۴	۹۳٫۹۴	۷۰
۳	۰٫۰۱	۰٫۷۴	۱۹	۵۷	۷۴٫۸۴	۹۵٫۹۶	۷۰
۴	۰٫۱۴	۰٫۰۲	۱۹	۳۰	۷۴٫۸۴	۹۳٫۱۹	۷۱
۵	۰٫۱۸	۰٫۰۲	۱۹	۳۰	۷۴٫۸۴	۹۳٫۱۹	۸۰
۶	۰٫۳۲	۰٫۰۲	۱۹	۳۰	۷۴٫۲	۹۳٫۱۹	۷۰
۷	۰٫۲۶	۰٫۰۲	۱۹	۳۰	۷۴٫۰۱	۹۳٫۱۹	۷۰
۸	۰٫۰۳	۰٫۰۲	۱۶	۳۰	۷۰٫۹۸	۹۳٫۱۹	۷۰
۹	۰٫۳۴	۰٫۰۲	۱۰	۳۰	۶۹٫۳۴	۹۳٫۱۹	۷۰
۱۰	۰٫۳۸	۰٫۰۲	۹	۳۰	۷۰٫۸	۹۳٫۱۹	۷۰
۱۱	۰٫۴۲	۰٫۰۲	۱۵	۳۰	۷۵٫۳۹	۹۳٫۱۹	۷۰
۱۲	۰٫۴۶	۰٫۰۲	۲۷	۳۰	۸۰٫۷۲	۹۳٫۱۹	۸۱
۱۳	۰٫۰۵	۰٫۷۸	۲۲	۶۰	۸۶٫۰۴	۹۷٫۲۵	۷۰
۱۴	۰٫۵۴	۰٫۰۲	۲۹	۴۲	۸۷٫۸۸	۹۶٫۲۴	۸۰
۱۵	۰٫۵۸	۰٫۰۲	۳۰	۴۶	۸۶٫۵	۹۶٫۴۲	۸۰
۱۶	۰٫۶۲	۰٫۳۸	۳۷	۴۹	۸۹٫۱۶	۹۵٫۰۴	۸۰
۱۷	۰٫۶۶	۰٫۴۶	۲۵	۶۷	۸۷٫۴۲	۹۷٫۳۴	۸۰
۱۸	۰٫۰۷	۰٫۶۲	۳۱	۳۶	۹۰٫۲۷	۹۱٫۹۲	۸۰
۱۹	۰٫۷۴	۰٫۰۱	۴۰	۳۱	۹۱٫۹۲	۹۳٫۸۴	۹۱
۲۰	۰٫۷۸	۰٫۰۱	۴۳	۵۷	۹۳٫۹۴	۹۵٫۹۶	۹۰
۲۱	۰٫۸۲	۰٫۴۲	۴۹	۴۷	۹۵٫۴۱	۹۵٫۱۳	۹۰
۲۲	۰٫۸۶	۰٫۸۶	۵۹	۵۶	۹۵٫۸۷	۹۵٫۱۳	۱۱۰
۲۳	۰٫۰۹	۰٫۰۱	۹۰	۷۵	۹۷٫۵۲	۹۶٫۷۹	۱۶۰
۲۴	۰٫۹۴	۰٫۱۸	۱۵۹	۷۳	۹۸٫۲۶	۹۷٫۰۶	۴۸۱
۲۵	۰٫۹۸	۰٫۱۸	۵۰۶	۷۳	۱۰۰	۹۷٫۰۶	۱۲۰۴۸

Fuzzy ARTMAP به هاشور  $\square$  توجه کنید). بنابراین می توان گفت که الگوریتم پیشنهادی در این مسئله، هر سه پارامتر زمان اجرا، ساختار شبکه و نرخ تشخیص را بطور همزمان بهبود بخشیده است.

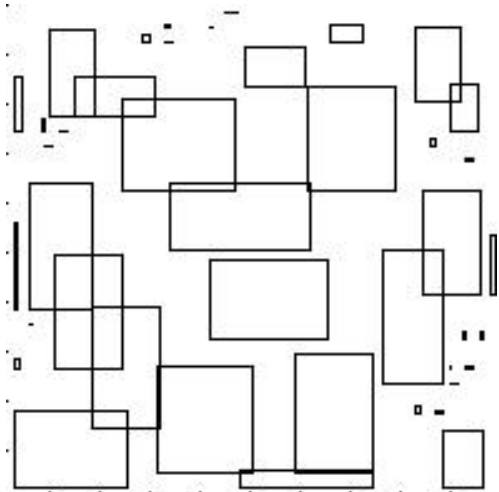
جهت نشان دادن شیوه عملکرد شبکه Fuzzy ARTMAP+LA در مقایسه با شبکه Fuzzy ARTMAP، مستطیلهای مربوط به نورونهای لایه  $F_p^a$  به ازای یک اجرا از هر شبکه با هم مقایسه شده است. برای آزمایش شماره ۱۴ از شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، مستطیلهای نورونهای لایه  $F_p^a$  در شکل ۶ و برای آزمایش شماره ۲۰ از شبکه Fuzzy ARTMAP مستطیلهای نورونهای لایه  $F_p^a$  در شکل ۷ نمایش داده شده است. این شکلها نشان می دهند که در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، برخلاف شبکه Fuzzy ARTMAP، برای مستطیلهای یک اندازه ماکزیمم وجود ندارد (در شبکه Fuzzy ARTMAP، ماکزیمم اندازه مستطیلهای توسط پارامتر مراقبت کنترل می شود [۶]). با توجه به شکل، در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA برای این مسئله، مستطیلهای بزرگی نیز ایجاد شده است که می توان از آن به عنوان یک نقطه قوت شبکه Fuzzy ARTMAP+LA نسبت به شبکه Fuzzy ARTMAP یاد کرد. در این مثال با توجه به نکته فوق، شبکه Fuzzy ARTMAP+LA با ۴۲ نورون و شبکه Fuzzy ARTMAP با ۴۳ نورون در لایه  $F_p^a$  به پایان آزمایش رسیده اند با این حال شبکه Fuzzy ARTMAP+LA قادر به تولید نرخ تشخیص بالاتری بوده است.

نتایج آزمایشهای جدول ۱ نشان می دهد که در این مسئله شبکه Fuzzy ARTMAP+LA مستقل از مقدار اولیه برای  $\rho_a$ ، قادر است شبکه ای با نرخ تشخیص بالای ۹۰٪ تولید کند.

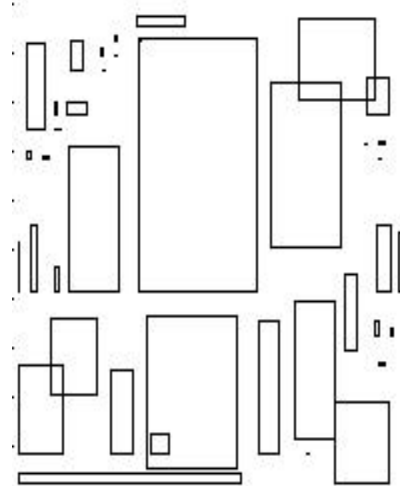


شکل ۵: الگوهای مسئله دایره در مربع با تفکیک دسته.

می باشد (خانه هایی از جدول که به صورت  $\square$  هاشور خورده است)، در حالی که در شبکه Fuzzy ARTMAP با ۴۰ نورون در لایه  $F_p^a$  (یک ساختار بزرگتر)، نرخ تشخیص برابر ۹۱/۹۲٪ است (خانه هایی از جدول که به صورت  $\square$  هاشور خورده است). این موضوع نشان می دهد که در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA علاوه بر نرخ تشخیص، ساختار شبکه نیز بهبود یافته است. زمان اجرای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA و شبکه Fuzzy ARTMAP با تعداد یکسان نورون در لایه  $F_p^a$ ، تقریباً یکسان می باشد. بطور مثال مطابق نقاط هاشور خورده در جدول ۱، زمان آموزش با ۳۰ نورون در لایه  $F_p^a$ ، در هر دو شبکه ۸۰ میلی ثانیه می باشد (برای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA به هاشور  $\square$  و برای شبکه



شکل ۷: مستطیلهای شبکه Fuzzy ARTMAP.



شکل ۶: مستطیلهای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA.

جدول ۲: نتایج دو الگوریتم برای مسئله ماریچهای حلزونی.

نرخ تشخیص		تعداد نورونهای ART <sub>a</sub>		مقدار نهایی $\bar{\rho}_a$	مقدار اولیه $\bar{\rho}_a$	آزمایش
شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA		
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۰,۰۲	۱
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۰,۰۶	۲
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۰,۱	۳
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۰,۱۴	۴
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۱۰	۰,۵۸	۰,۱۸	۵
۹۵,۶۷	۶۱,۷۲	۳۲۰	۲۲	۰,۵۸	۰,۲۲	۶
۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۱۱	۰,۵۸	۰,۲۶	۷
۹۵,۶۷	۶۴,۶	۳۲۰	۲۵	۰,۵۸	۰,۳	۸
۹۵,۶۷	۶۲,۲۷	۳۲۰	۲۹	۰,۵۸	۰,۳۴	۹
۹۵,۶۷	۶۴,۸۹	۳۲۰	۴۱	۰,۵۸	۰,۳۸	۱۰
۹۶,۰۸	۷۷,۱۳	۳۴۲	۹۵	۰,۷۴	۰,۴۲	۱۱
۹۶,۳۸	۷۰,۱۴	۳۳۴	۶۸	۰,۴۲	۰,۴۶	۱۲
۹۵,۳۸	۸۹,۴۶	۳۴۲	۲۳۷	۰,۰۲	۰,۵	۱۳
۹۵,۳۴	۸۸,۸	۳۱۳	۲۳۰	۰,۳	۰,۵۴	۱۴
۹۶,۱۷	۹۰,۸۸	۳۲۸	۲۴۸	۰,۱	۰,۵۸	۱۵
۹۵,۰۹	۸۴,۲۱	۳۱۸	۱۶۵	۰,۰۲	۰,۶۲	۱۶
۹۳,۷۹	۸۱,۸۴	۲۹۷	۱۹۱	۰,۳۴	۰,۶۶	۱۷
۹۴	۹۰,۷۵	۳۰۶	۲۲۱	۰,۷۴	۰,۷	۱۸
۹۵,۷۵	۹۲,۱۳	۳۵۱	۲۵۳	۰,۰۶	۰,۷۴	۱۹
۹۵,۰۴	۹۴,۴۶	۳۳۶	۲۶۶	۰,۸۲	۰,۷۸	۲۰
۹۰,۱۳	۹۲,۵۹	۲۴۰	۲۴۰	۰,۱	۰,۸۲	۲۱
۹۴,۵۴	۹۳,۵۹	۳۰۲	۲۴۲	۰,۳	۰,۸۶	۲۲
۹۴,۶۳	۹۶,۵۴	۲۸۷	۳۰۷	۰,۷۸	۰,۹	۲۳
۹۴,۷۱	۹۸	۳۲۱	۳۸۶	۰,۷	۰,۹۴	۲۴
۹۴,۷۱	۱۰۰	۳۲۱	۱۲۱۱	۰,۷	۰,۹۸	۲۵

تشخیص کمتر از ۶۰٪ می‌باشد در حالیکه شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، مستقل از مقدار اولیه  $\bar{\rho}_a$ ، قادر است شبکه‌ای با نرخ تشخیص بالای ۹۰٪ تولید نماید.

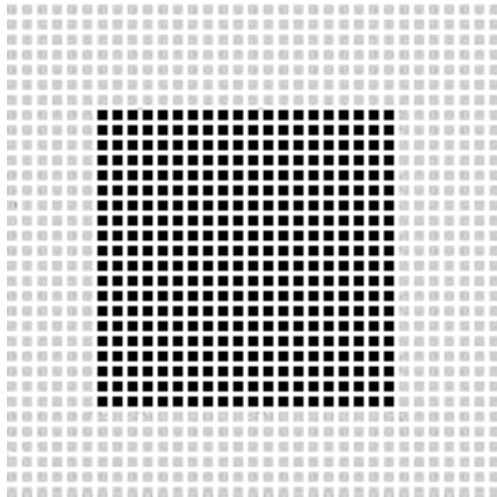
### ۳-۶ نتایج پیاده سازی برای مسئله مربع در مربع

در این مسئله هدف تفکیک نقاط بر روی مربع کوچک از نقاط خارج آن می‌باشد. تعداد الگوهای آموزشی در این مسئله (۳۳×۳۳) می‌باشد. شکل ۹ این الگوها را نشان می‌دهد. مربعهایی که به رنگ سیاه هستند نقاط متعلق به مربع کوچک (دسته ۱) و مربعهایی که به رنگ خاکستری هستند نقاط خارج از مربع کوچک (دسته دو) می‌باشند.

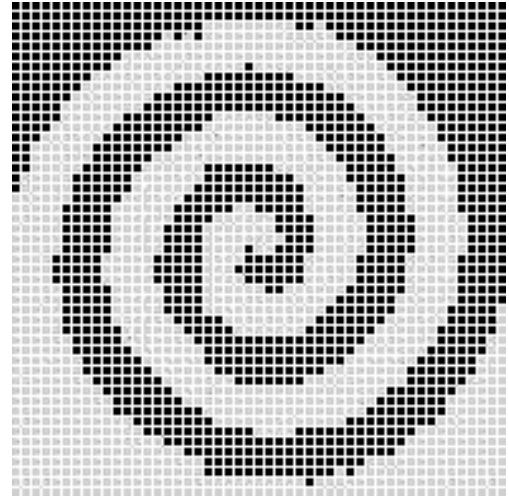
### ۲-۶ نتایج شبیه سازی برای مسئله ماریچهای حلزونی

در این مسئله هدف تفکیک نقاط بر روی دو ماریچ حلزونی می‌باشد. تعداد الگوهای آموزشی در این مسئله (۵۰ × ۵۰) می‌باشد. شکل ۸ این الگوها را نشان می‌دهد. مربعهایی که به رنگ سیاه هستند، الگوهای متعلق به دسته یک و مربعهایی که به رنگ خاکستری هستند الگوهای متعلق به دسته ۲ می‌باشند.

این مسئله با دو شبکه Fuzzy ARTMAP و Fuzzy ARTMAP+LA آزمایش شده و نتایج آنها در جدول ۲ آمده است. هر ورودی، ۲ بار به شبکه آموزش داده می‌شود (دو epoch آموزشی). مطابق جدول ۲، الگوریتم Fuzzy ARTMAP، در بعضی موارد دارای نرخ




شکل ۹: الگوهای مسئله مربع در مربع با تفکیک دسته.



شکل ۸: الگوهای مسئله ماریچهای حلزونی با تفکیک دسته.

جدول ۳: نتایج دو الگوریتم برای مسئله مربع در مربع.

نرخ تشخیص		تعداد نورونهای ART <sub>a</sub>		مقدار نهایی $\bar{p}_a$	مقدار اولیه $\bar{p}_a$	آزمایش
شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA		
۹۸,۶۲	۶۸,۱۴	۶	۷	۰,۰۲	۰,۰۲	۱
۹۸,۶۲	۶۸,۱۴	۶	۷	۰,۰۲	۰,۰۶	۲
۹۸,۶۲	۶۸,۱۴	۶	۷	۰,۰۲	۰,۱	۳
۹۸,۶۲	۶۸,۱۴	۶	۷	۰,۰۲	۰,۱۴	۴
۹۸,۶۲	۶۹,۰۵	۶	۶	۰,۰۲	۰,۱۸	۵
۹۸,۶۲	۶۶,۷۶	۶	۴	۰,۰۲	۰,۲۲	۶
۹۸,۶۲	۶۶,۸۵	۶	۴	۰,۰۲	۰,۲۶	۷
۹۸,۶۲	۷۸,۱۵	۶	۵	۰,۰۲	۰,۳	۸
۹۸,۶۲	۸۶,۱۳	۶	۴	۰,۰۲	۰,۳۴	۹
۹۸,۶۲	۸۹,۶۲	۶	۴	۰,۰۲	۰,۳۸	۱۰
۹۵,۹۶	۹۳,۱۱	۱۳	۵	۰,۰۲	۰,۴۲	۱۱
۸۲,۶۴	۹۸,۹	۶	۷	۰,۰۲	۰,۴۶	۱۲
۸۳,۲	۹۸,۹	۲۱	۱۰	۰,۷۸	۰,۵	۱۳
۹۲,۱	۹۷,۶۱	۱۱	۱۳	۰,۰۲	۰,۵۴	۱۴
۸۷,۲۴	۹۸,۸۱	۱۲	۱۰	۰,۰۲	۰,۵۸	۱۵
۷۰,۶۲	۹۶,۶	۹	۱۰	۰,۳	۰,۶۲	۱۶
۶۸,۲۳	۹۵,۶۸	۷	۱۴	۰,۰۲	۰,۶۶	۱۷
۷۰,۴۳	۹۸,۴۴	۷	۱۴	۰,۰۲	۰,۷	۱۸
۹۰,۲۷	۹۸,۲۶	۱۹	۲۰	۰,۸۶	۰,۷۴	۱۹
۹۷,۰۶	۹۷,۸	۱۱	۲۶	۰,۳۴	۰,۷۸	۲۰
۹۰,۰۸	۹۷,۵۲	۹	۳۳	۰,۰۲	۰,۸۲	۲۱
۹۸,۸۱	۹۷,۶۱	۱۳	۳۹	۰,۰۲	۰,۸۶	۲۲
۹۴,۶۷	۹۷,۸	۲۶	۶۴	۰,۰۲	۰,۹	۲۳
۹۸,۲۶	۹۸,۴۴	۲۱	۱۴۶	۰,۰۲	۰,۹۴	۲۴
۹۸,۲۶	۱۰۰	۲۱	۵۳۶	۰,۰۲	۰,۹۸	۲۵

تشخیص مناسبی نبوده است در جدول ۳ به صورت  هاشور زده شده‌اند.

### ۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP پیشنهاد گردید. شبکه Fuzzy ARTMAP که در آن از الگوریتم پیشنهادی برای تنظیم پارامتر مراقبت استفاده شده است بر روی مسایل دایره در مربع، ماریچهای حلزونی و مربع در مربع آزمایش گردید. نشان داده شد که الگوریتم پیشنهادی قادر به ایجاد شبکه‌هایی کوچک و با نرخ تشخیص بالاتر در مقایسه با شبکه Fuzzy ARTMAP می‌باشد.

این مسئله با دو شبکه Fuzzy ARTMAP و Fuzzy ARTMAP+LA آزمایش شده و نتایج آنها در جدول ۳ آمده است. هر سطر از این جدول نتایج یک آزمایش را نشان می‌دهد. هر ورودی، تنها ۱ بار به شبکه آموزش داده می‌شود. در آزمایش‌های ۱ تا ۱۰، شبکه Fuzzy ARTMAP+LA با ۶ نورون در لایه  $F^a$ ، نرخ تشخیص بالای ۹۸٪ را داشته است در حالی که شبکه Fuzzy ARTMAP با این تعداد نورون، در هیچ یک از آزمایشها چنین نرخی از تشخیص را نداشته است. آزمایشها نشان می‌دهد که شبکه Fuzzy ARTMAP+LA با حداکثر ۲۶ نورون در لایه  $F^a$ ، در بیشتر موارد نرخهای تشخیص بالایی داشته است. آزمایشهایی که در آنها شبکه Fuzzy ARTMAP+LA دارای نرخ



## مراجع

- [14] H. Beigy and M. R. Meybodi "Backpropagation algorithm adaptation parameters using learning automata," *Int. J. of Neural System*, vol. 11, no. 3, pp. 219-228, Jun. 2001.
- [15] M. R. Meybodi, and H. Beigy, "New learning automata based algorithms for adaptation of backpropagation algorithm parameters," *Int. J. of Neural System*, vol. 12, no. 1, pp. 45-67, Feb. 2002.
- [16] P. Adibi, M. R. Meybodi, and R. Safabakhsh, "Unsupervised learning of synaptic delays based on learning automata in an RBF-like network of spiking neurons for data clustering," *J. of Neurocomputing*, vol. 64, pp. 335-357, Mar. 2005.
- [17] B. Mashoufi, M. B. Mehaj, A. Motamedi, and M. R. Meybodi, "Introducing an adaptive VLR algorithm using learning automata for multilayer perceptron," *IEICE Trans. on Information and Systems*, vol. E86-D, no. 3, pp. 495-609, Mar. 2003.
- [18] K. S. Narendra and M. A. L. Thatachar, "Learning automata: a survey," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetic*, vol. 4, no. 8, pp. 323-334, Jul. 1974.
- [19] M. Busque and M. Parizeau, *A Comparison of Fuzzy ARTMAP and Multilayer Perceptron for Handwritten Digit Recognition*, Laval Universite, Oct. 1997.
- مجید انجیدی** تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی نرم افزار و کارشناسی ارشد هوش مصنوعی در سالهای ۱۳۸۱ و ۱۳۸۳ به ترتیب از دانشگاه‌های تربیت معلم و صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است. هم اکنون عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد نیشابور می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: شبکه‌های عصبی، الگوریتم‌های یادگیری و بینایی ماشین.
- محمد رضا میبیدی** تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد اقتصاد به ترتیب در سالهای ۱۳۵۲ و ۱۳۵۶ از دانشگاه شهید بهشتی و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری علوم کامپیوتر به ترتیب در سالهای ۱۳۵۹ و ۱۳۶۲ از دانشگاه اوکلاه‌های آمریکا به پایان رسانده است و هم اکنون استاد دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. نامبرده قبل از پیوستن به دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سالهای ۱۳۶۲ الی ۱۳۶۴ استادیار دانشگاه میشیگان غربی و در سالهای ۱۳۶۴ الی ۱۳۷۰ دانشیار دانشگاه اوهایو در ایالات متحده آمریکا بوده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های موازی، پردازش موازی، محاسبات نرم و کاربردهای آن، شبکه‌های کامپیوتری و مهندسی نرم افزار.
- [1] A. R. Webb, *Statistical Pattern Recognition*, John Wiley & Sons, 2nd Edition, 2002.
- [2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 37, no. 1, pp. 54-115, Jan. 1987.
- [3] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen, "ART 2-A: An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition," *Neural Networks*, vol. 4, no. 4, pp. 493-504, Jul. 1991.
- [4] Y. H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [5] J. R. Whitely, J. F. Davis, A. Mehrotra, and S. C. Ahalt, "Observations and problems applying ART2 for dynamic sensor pattern interpretation," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 26, no. 4, pp. 423-437, Jul. 1996.
- [6] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen, "Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns - by an adaptive resonance system," *Neural Networks*, vol. 4, no. 6, pp. 759-771, Nov. 1991.
- [7] G. A. Carpenter, S. Grossberg and J. H. Reynolds, "A Fuzzy ARTMAP nonparametric probability estimator for nonstationary pattern recognition problems," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 6, no. 6, Nov. 1995.
- [8] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," *Appl. Opt.*, vol. 26, no. 23, pp. 4919-4930, Dec. 1987.
- [9] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and J. H. Reynolds, "ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network," *Neural Networks*, vol. 4, no. 5, pp. 565-588, Sep. 1991.
- [10] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds, and D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 698-713, Sep. 1992.
- [11] J. J. Choi et al., "Fuzzy Parameter Adaptation in Neural Systems," in *Proc. Int. Joint. Conf. Neural Networks, IJCNN'92*, vol. 1, pp. 232-238, 1992.
- [12] F. Li and J. Zhan, "Fuzzy adapting vigilance parameter of ART 2 neural nets," in *Proc. IEEE ICNN*, vol. 3, pp. 1680-1685, Orlando, FL, US, Jun. 1994.
- [13] M. R. Meybodi and H. Beigy, "A Note on learning automata based schemes for adaptation of BP parameters," *J. of Neurocomputing*, vol. 48, no. 4, pp. 957-974, Oct. 2002.