

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

مجید انجیدنی و محمد رضا میدی

آموزش داده می‌شود تا 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 Zhan و Li [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 معرفی می‌نماییم. عملکرد این شبکه مستقل از مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای پارامتر مراقبت می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسائل، دایره در مربع، مارپیچهای حلزونی و مسئله مریع در مربع آزمایش شده و نتایج مطلوبی بدست آمده است.

چکیده: در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر مراقبت^۱ 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، مارپیچهای حلزونی و مسئله مریع 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 گروه‌بندی^۲ و خوش سازی^۳ مورد استفاده قرار می‌گیرد. خوش سازی، یک فرایند دسته بندی بدون ناظارت^۴ و کلاس بندی یک فرایند دسته بندی با ناظارت^۵ می‌باشد [۱]. نسخه‌های مختلفی از شبکه ART موجود [۳] ART2A، [۷] ART1، [۶] ART_MAP، [۴] Fuzzy ART، [۵] ART2A-C، [۶] ART2A-E [۱۰] Fuzzy ARTMAP و [۹] LAPART، [۸] ART_EMAP، [۷] 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 خوش سازی استفاده شده است و هدف آنها رسیدن به یک تعداد دسته^۶ 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 میدی، 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)

۲- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر [۱۸] یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی اقدام^۷ 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.

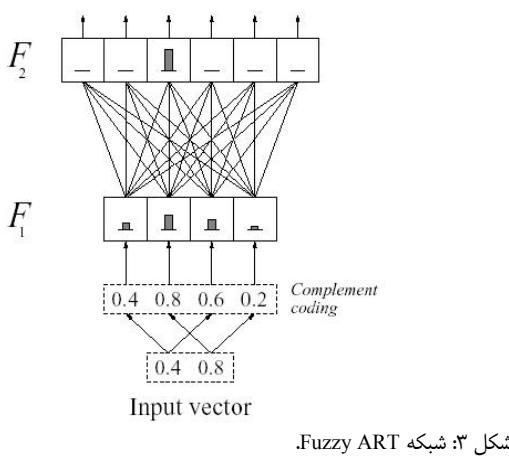
۱-۲ محیط

محیط^۸ را می‌توان توسط سه تابی 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^۹ شدن می‌باشد. c_i احتمال این است که

7. Action
8. Environment
9. Penalty



شکل ۳: شبکه Fuzzy ART

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

۱-۳ دریافت اطلاعات ورودی

بعد از ارائه هر بردار ورودی به شبکه،تابع انتخاب^۸ T_j برای هر نورون j در لایه F_1 بصورت زیر محاسبه می‌شود.

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

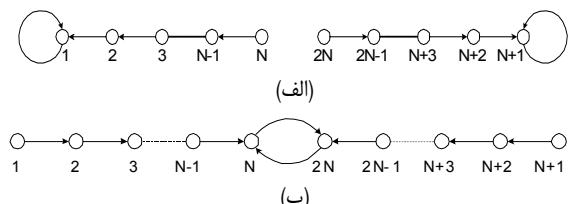
در معادله (۱)، $|.|$ L₁-norm بردار است که برابر مجموع مولفه‌های آن می‌باشد $\sum_{i=1}^M p_i$)، \wedge عملگر عطف فازی^۹ ($p \wedge q = \min(p, q)$) و α پارامتر انتخاب می‌باشد. برای دستیابی به کارایی بالا، برای پارامتر α بایستی مقداری نزدیک به صفر در نظر گرفته شود [۱۰]. نورون برنده، نورونی است که تابع انتخاب به ازای آن مراکبیم 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 ρ پارامتر مراقبت می‌باشد. اگر این معیار ارضا نشود، نورون بعدی با بالاترین مقدار تابع انتخاب، بررسی شده و معیار مراقبت مجدد ارزیابی می‌گردد. اگر معیار فوق برآورده شود، اصطلاحاً گفته می‌شود که شبکه در حال تشید است. زمانیکه Fuzzy ART وارد مرحله تشید است، شبکه توسط تغییر



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتیک یادگیر و محیط.

شکل ۲: نمودار تغییر حالت اتوماتیک $L_{2n,2}$. (الف) پاسخ مطلوب $\beta = 1$. (ب) پاسخ نامطلوب $\beta = 0$.

اقدام α نتیجه نامطلوب داشته باشد. هرگاه $\beta_i = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_i = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط پایدار^{۱۰} مقادیر c_i بدون تغییر باقی می‌مانند، حال آنکه در محیط ناپایدار^{۱۱} این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتیک یادگیر و محیط را نشان می‌دهد. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه اتوماتیک یادگیر با ساختار ثابت^{۱۲} و اتوماتیک یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند.

۲-۲ اتوماتیک یادگیر با ساختار ثابت

اتوماتیک یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تابی زیر نشان داده می‌شود: $LA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ ، بطوریکه $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ 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 اتوماتیک 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.

اتوماتیک یادگیر با ساختار ثابت مورد استفاده در این مقاله اتوماتیک یادگیر^{۱۳} می‌باشد که در ادامه این بخش شرح داده می‌شود. این اتوماتا تعداد پادashها و جریمه‌های دریافت شده برای هر اقدام را نگهداری کرده و تنها زمانی که تعداد جریمه‌ها بیشتر از پادashها می‌گردد، اقدام دیگر را انتخاب می‌کند. نمودار تغییر حالت این اتوماتا مطابق شکل ۲ می‌باشد.

۳- شبکه FUZZY ART

یک شبکه عصبی است که در سال ۱۹۹۱ توسط کارپتر 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.

8. Category

9. Uncommitted

10. Committed

11. Complement Coding

12. Choice Function

13. Fuzzy AND

1. Stationary

2. Non-Stationary

3. Fixed Structure

4. Variable Structure

$$\frac{|y^b \wedge w_J^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \quad (4)$$

در رابطه (۴)، y^b ، بردار خروجی در ART_b (الگو در F_2^b) و J ، اندیس نورون برنده در F_2^a و w_J^{ab} وزنهای اتصالات Mapfield با نورون J ام در F_2^a و $[.,.]$ پارامتر مراقبت در Mapfield است. اگر معیار فوق برآورده نشود، پارامتر مراقبت در ART_a ، به مقدار مشخصی افزایش می‌باید 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 وزنهای اتصالات Mapfield طبق رابطه زیر بروز می‌گردد

$$w_J^{ab} = \beta_{ab} X^{ab} + (1 - \beta_{ab}) w_J^{ab} \quad (5)$$

مقدار اولیه ρ_a توسط پارامتر مراقبت پایه ($\bar{\rho}_a$)، مشخص می‌شود. بعد از بروزآوری وزنهای، پارامتر مراقبت در ART_a مجدداً به این مقدار پایه، مقدار دهی می‌شود.

بعد از اتمام مرحله آموزش، مقادیر پارامترهای ρ_a و β_a به صفر مقدار می‌شوند. بردار خروجی Mapfield به صورت زیر مشخص می‌شود

$$x^{ab} = w_J^{ab} \quad (6)$$

به طوری که J اندیس نورون برنده در F_2^a می‌باشد. این رابطه نشان می‌دهد که به هر نورون لایه F_2^a ، توسط Mapfield یک شماره دسته (دسته‌بندی) تخصیص می‌باید.

۴- الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP

در این بخش، الگوریتم شبکه Fuzzy ARTMAP را که در شبیه‌سازیها 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: $\alpha_b = 1$ ، $\beta_a = 0.1$ و $\rho_{ab} = 0.1$ ، $\alpha_a = 0.1$ ، $\beta_b = 1$ ، $\rho_b = 0.1$ [۱۹]. ART_b با یک جدول نگاشت به نام Mapfield جایگزین می‌شود. در این جدول خانه‌های هم اندیس با هر نورون F_2^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 ();

}

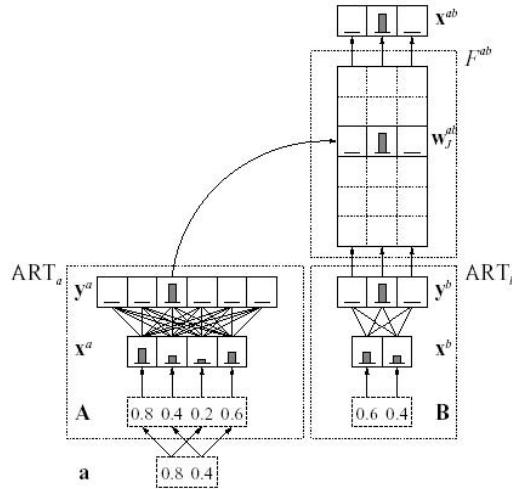
While (Match ());

Adaptation ();

روال زیر جهت کدگذاری مکمل بر ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

Preprocessing ()

Complement coding on input pattern.



شکل ۴: شبکه Fuzzy ARTMAP

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

$$w_J = \beta(I \wedge w_J) + (1 - \beta)w_J \quad (3)$$

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

۴- شبکه FUZZY ARTMAP

این شبکه در سال ۱۹۹۲ توسط کارپتر و همکاران معرفی گردید [۱۰]. Fuzzy ARTMAP یک شبکه ناظارتی است که از ترکیب دو شبکه Fuzzy ART با نامهای ART_a و ART_b حاصل می‌شود. در ادامه بحث، پارامترهای این دو شبکه با زیرنویسهای a و b مشخص می‌گردد. این دو شبکه، توسط یک سری اتصالات که بین لایه‌های F می‌باشد، در فاز قرار دارند و با F^{ab} نامیده می‌شوند و با این داده می‌شوند به همیگر مرتبط می‌گردد. هر کدام از این اتصالات دارای وزن w_{ij} که مقداری بین ۰ و ۱ اختیار می‌کند می‌باشد. ART_a دارای دو پارامتر β_{ab} و ρ_{ab} و بردار خروجی x^{ab} می‌باشد. بردار ورودی به ART_a تحت کدگذاری مکمل به بردار A تبدیل می‌شود اما در ART_b 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_a و خروجی خواسته شده^۲ (B) مرتبط با الگوی ورودی A به شبکه ART_b ارائه می‌شود. در ART_b ، پارامتر مراقبت (ρ_b) جهت متمايز نمودن بردارهای خروجی خواسته شده، به یک مقداردهی می‌شود. پس از ارائه بردارهای A و B، شبکه‌های ART_a و ART_b 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_a با بردار خروجی خواسته شده در ART_b مرتبط است محاسبه می‌گردد.

1. Fast Learning

2. Desired Output

ارضاء شده است یا نه؟
 ب) آیا خروجی خواسته شده با خروجی تولید شده توسط Mapfield
 یکسان می‌باشد یا نه؟
 اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده شده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان باشد پارامتر مراقبت مقدار مناسبی دارد. اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده شده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان نباشد، بهتر است مقدار ρ_a بزرگ‌تر گردد تا بین وسیله معیار مراقبت نمی‌باشد. اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده نشده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield گردد تا بین وسیله معیار مراقبت مقدار ρ_a ارضاء نشود چرا که ورودی به دسته مربوط به این نورون متعلق می‌باشد. اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده نشده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان نباشد، پارامتر مربوط به این نورون متعلق می‌باشد. اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده نشده و خروجی خواسته شده با خروجی Mapfield یکسان باشد بهتر است مقدار $\bar{\rho}_a$ کوچک‌تر گردد تا بین وسیله معیار مراقبت ρ_a ارضاء شود چرا که ورودی به دسته مربوط به این نورون متعلق می‌باشد. با توجه به موارد فوق، تنظیم پارامتر مراقبت می‌تواند با استفاده از قوانین زیر انجام گیرد:

- قانون ۱:** اگر شرط (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 ρ_a افزایش می‌یابد.
- قانون ۳:** اگر شرط (الف) ارضاء نشده و (ب) ارضاء شده باشد، در این صورت مقدار ρ_a کاهش می‌یابد.
- قانون ۴:** اگر شرط (الف) و (ب) ارضاء نشده‌اند در این صورت مقدار ρ_a تغییر پیدا نمی‌کند.

در ادامه این بخش چگونگی پیاده‌سازی شبکه Fuzzy ARTMAP+LA توسط اتماتای یادگیر شرح داده می‌شود. شبکه Fuzzy ARTMAP+LA از یک اتماتای $L_{2N,2}$ برای تنظیم میزان ρ_a استفاده می‌کند. وظیفه این اتماتا تنظیم مقدار ρ_a بر اساس قوانین ۱ تا ۴ می‌باشد. مجموعه اقدام‌های این اتماتا $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}$ که اقدام α_i ، اقدام افزایش پارامتر مراقبت و اقدام α_i ، اقدام کاهش پارامتر مراقبت نامیده می‌شوند. زمانیکه حالت اتماتا یکی از حالت‌های اقدام α_i باشد، مقدار ρ_a افزایش می‌یابد و هنگامیکه حالت اتماتا یکی از حالت‌های $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N\}$ باشد، مقدار ρ_a کاهش می‌یابد. مجموعه حالت‌های اتماتای یادگیر و N عمق حافظه می‌باشد. مجموعه حالت‌های اتماتای یادگیر اقدام α_i و α_j ، مجموعه حالت‌های اقدام α_i و $\alpha_{N+1}, \alpha_{N+2}, \dots, \alpha_{2N}$ می‌باشند. $\{\alpha_i, \alpha_j\} = \beta$ مجموعه ورودی‌های اتماتا می‌باشد که ۱ جرمیه و ۰ پاداش را نشان می‌دهد.

نحوه عملکرد شبکه Fuzzy ARTMAP+LA به این صورت است که در ابتدا برای ρ_a یک مقدار اولیه در نظر گرفته می‌شود. در حین آموزش، محیط (شبکه)، بر اساس قوانین ۱ تا ۴ به اقدام جاری اتماتا پاداش و یا جرمیه می‌دهد. حالت اتماتا با توجه به پاداش و یا جرمیه محیط بروز می‌شود. اگر حالت جدید اتماتا، یکی از حالت‌های اقدام α_i باشد، در اینصورت ρ_a افزایش می‌یابد و اگر حالت جدید اتماتا، یکی از حالت‌های اقدام α_i باشد، در اینصورت ρ_a کاهش می‌یابد. این نوع شبکه با استفاده از مقدار جدید ρ_a به آموزش خود ادامه می‌دهد. هر بار که شبکه ART_a وارد مرحله تشدید می‌شود بر اساس قوانین ۱ تا ۴ ورودی اتماتای یادگیر (β) یکی از مقادیر ۰ یا ۱ را اختیار می‌کند.

روال زیر نورون برنده در F_a^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 وزنهای در شبکه Fuzzy ARTMAP 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_a^a)
w^a [winner] = I;
Else
w^a [winner] = β(I ∧ w^a [winner]) + (1 - β)w^a [winner]

۵- روشن پیشنهادی

بزرگ بودن مقدار $\bar{\rho}_a$ در شبکه Fuzzy ARTMAP، باعث افزایش ناخواسته تعداد نورونهای لایه F_a^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_a^a ، معیار مراقبت

```

state), I);
}
Else // penalty
{
If(Automata is in incremental states)
{
If(Current state ≠ 2N)
    Next state = IncreaseState(Current state));
Else
    Next state = N;
}
Else
{
If(Current state ≠ N)
    Next state = IncreaseState(Current state));
Else
    Next state = 2N;
}
}
// Action
If(Automata is in incremental states)
     $\bar{\rho}_a$  = Max (Increase ( $\bar{\rho}_a$ ), 1);
Else
     $\bar{\rho}_a$  = Min (Decrease ( $\bar{\rho}_a$ ), 0);

```

۶- شبیه سازی

شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، بر روی سه مسئله دایره در مربع، مارپیچهای حلقه ای 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 می گردد. برای این مسائل از اتوماتای $L_{2N,2}$ با عمق ۳ (۳ = N) استفاده شده است. نتایج ارائه شده در جداول، نتایج شبیه سازی از این دو شبکه می باشد. هر شبیه سازی برای یک مقدار اولیه $\bar{\rho}_a$ انجام شده است. شبیه سازیها برای مقدار اولیه ρ_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 ρ_a توسط اتوماتای یادگیر، ۰/۰۴ در نظر گرفته شده است.

پارامترهای هر دو شبکه در شبیه سازی های انجام شده بدین صورت مقداردهی شده اند: $\alpha_b = ۱$ ، $\beta_{ab} = ۱$ ، $\rho_{ab} = ۰/۱$ ، $\alpha_a = ۰$ و $\beta_a = ۰/۱$. [۱۹]

۶- نتایج پیاده سازی برای مسئله دایره در مربع

در این مسئله هدف تشخیص نقاط یک دایره از نقاط خارج آن می باشد. تعداد الگوهای آموزشی 10×10 (۳۳ × ۳۳) می باشد. شکل ۵ این الگوها را نشان می دهد. مربعهایی که به رنگ سیاه هستند نقاط متعلق به دایره (الگوهای متعلق به دسته ۱) را تشکیل می دهند و مربعهایی که به رنگ خاکستری هستند نقاط متعلق به خارج دایره (الگوهای متعلق به دسته ۲) می باشند.

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 می شود. نزدیکی این نتایج 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 می نماید. عمل آموزش و تنظیم پارامتر مراقبت ادامه می یابد 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 تعییه می شود. روالها دیگر تغییری نخواهند کرد. روال Match به صورت زیر تغییر می کند.

```

int Match ()
If(vigilance criterion is satisfied)
{
If(desired output == Map field [winner])
{
    (no reason for changing  $\bar{\rho}_a$  by Automaton)
    Return 1;
}
Else
{
    Automata (favorable);
    If(winner == first uncommitted neuron)
    {
        Map field [winner] = desired output;
        Return 1;
    }
    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;
}
}

```

روال زیر اتوماتای یادگیر $L_{2n,2}$ که دارای عمق ۳ می باشد را پیاده سازی می نماید. مقدار افزایش و یا کاهش $\bar{\rho}_a$ ، ۰/۰۴ در نظر گرفته شده است. افزایش و کاهش مقدار $\bar{\rho}_a$ به ترتیب توسط دو تابع Increase و Decrease صورت می گیرد. تغییر وضعیت در اتوماتای یادگیر در مقابل پاداش و یا جریمه توسط دو تابع DecreaseState و IncreaseState و Max بزرگترین مقدار ورودی بهایش را بر می گرداند.

```

Automata (response) //for  $L_{2N,2}$ 
If(response == favorable) // reward
{
If(Automata is in incremental states)
    Next state = Max(DecreaseState(Current
        state), N+1);
Else
    Next state = Max(DecreaseState(Current
        state), 1);
}

```

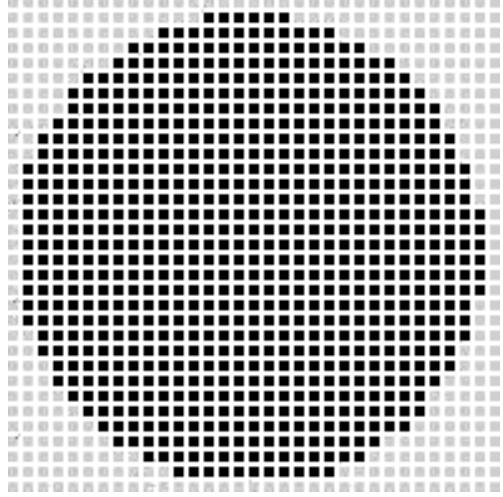
جدول ۱: نتایج دو الگوریتم برای مسئله دایره در مربع.

CPU	زمان	نرخ تشخیص		تعداد نورونهای A_{ART}^a			مقدار نهایی $\bar{\rho}_a$	آزمایش
		Fuzzy شبکه ARTMAP+LA	Fuzzy شبکه ARTMAP	Fuzzy شبکه ARTMAP+LA	Fuzzy شبکه ARTMAP	Fuzzy شبکه ARTMAP+LA	Fuzzy شبکه ARTMAP	$\bar{\rho}_a$
۹۱	۷۰	۹۵/۹۶	۷۶/۸۴	۵۳	۱۹	۰/۱	۰/۰۲	۱
۹۰	۷۰	۹۳/۹۴	۷۶/۸۴	۳۲	۱۹	۰/۰۲	۰/۶۰	۲
۱۰۰	۷۰	۹۵/۹۶	۷۶/۸۴	۵۷	۱۹	۰/۷۴	۰/۱	۳
۸۰	۷۱	۹۲/۱۹	۷۶/۸۴	۳۰	۱۹	۰/۰۲	۰/۱۴	۴
۸۰	۸۰	۹۲/۱۹	۷۶/۸۴	۳۰	۱۹	۰/۰۲	۰/۱۸	۵
۹۰	۷۰	۹۲/۱۹	۷۶/۸۴	۳۰	۱۹	۰/۰۲	۰/۳۲	۶
۹۱	۷۰	۹۲/۱۹	۷۶/۰۱	۳۰	۱۹	۰/۰۲	۰/۲۶	۷
۸۰	۷۰	۹۲/۱۹	۷۰/۹۸	۳۰	۱۶	۰/۰۲	۰/۳	۸
۸۰	۷۰	۹۲/۱۹	۶۹/۲۴	۳۰	۱۰	۰/۰۲	۰/۳۴	۹
۸۰	۷۰	۹۲/۱۹	۷۰/۸	۳۰	۹	۰/۰۲	۰/۳۸	۱۰
۸۰	۷۰	۹۲/۱۹	۷۵/۳۹	۳۰	۱۵	۰/۰۲	۰/۴۲	۱۱
۸۰	۸۱	۹۲/۱۹	۸۰/۷۲	۳۰	۲۷	۰/۰۲	۰/۴۶	۱۲
۱۰۰	۷۰	۹۷/۲۵	۸۶/۰۴	۶۰	۲۲	۰/۷۸	۰/۵	۱۳
۹۱	۸۰	۹۶/۲۴	۸۷/۸۸	۴۲	۲۹	۰/۰۲	۰/۵۴	۱۴
۹۰	۱۰۰	۹۶/۲۴	۱۰۶/۵	۴۶	۱۱۱	۰/۰۲	۰/۵۸	۱۵
۱۰۰	۸۰	۹۵/۴	۸۹/۱۶	۴۹	۳۷	۰/۳۸	۰/۶۲	۱۶
۱۱۰	۸۰	۹۷/۳۴	۸۷/۴۲	۶۷	۲۵	۰/۴۶	۰/۶۶	۱۷
۹۰	۸۰	۹۱۹۲	۹۰/۲۷	۳۶	۳۱	۰/۶۲	۰/۷	۱۸
۸۰	۹۱	۹۲/۸۴	۹۱/۹۲	۳۱	۴۰	۰/۱	۰/۷۴	۱۹
۱۱۱	۹۰	۹۵/۹۶	۹۳/۹۴	۵۷	۴۳	۰/۱	۰/۷۸	۲۰
۹۰	۹۰	۹۵/۱۳	۹۵/۴۱	۴۷	۴۹	۰/۴۲	۰/۸۲	۲۱
۱۱۰	۱۱۰	۹۵/۱۳	۹۵/۸۷	۵۶	۵۹	۰/۸۶	۰/۸۶	۲۲
۱۲۰	۱۶۰	۹۶/۰۹	۹۷/۵۲	۷۵	۹۰	۰/۱	۰/۹	۲۳
۱۳۰	۴۸۱	۹۷/۰۶	۹۸/۲۶	۷۳	۱۵۹	۰/۱۸	۰/۹۴	۲۴
۱۳۱	۱۲۰۴۸	۹۷/۰۶	۱۰۰	۷۳	۵۰۶	۰/۱۸	۰/۹۸	۲۵

به هاشور توجه کنید). بنابراین می‌توان گفت که الگوریتم پیشنهادی در این مسئله، هر سه پارامتر زمان اجرا، ساختار شبکه و نرخ تشخیص را بطور همزمان بهبود بخشیده است.

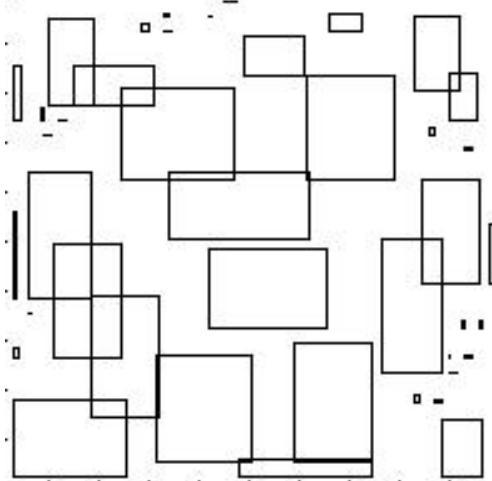
جهت نشان دادن شیوه عملکرد شبکه Fuzzy ARTMAP+LA در مقایسه با شبکه Fuzzy ARTMAP، مستطیلهای مربوط به نورونهای لایه F_2^a به ازای یک اجرا از هر شبکه با هم مقایسه شده است. برای آزمایش شماره ۱۴ از شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، مستطیلهای نورونهای لایه F_2^a در شکل ۶ و برای آزمایش شماره ۲۰ از شبکه Fuzzy ARTMAP مستطیلهای نورونهای لایه F_2^a در شکل ۷ نمایش داده شده است. این شکلها نشان می‌دهند که در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA، برخلاف شبکه Fuzzy ARTMAP، برابر مستطیلهای یک اندازه ماکریزم وجود ندارد (در شبکه Fuzzy ARTMAP، Fuzzy ARTMAP+LA اندازه مستطیلهای توسط پارامتر مراقبت کنترل می‌شود [۶]). با توجه به شکل، در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA بزرگی نیز ایجاد شده است که می‌توان 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_2^a به پایان آزمایش رسیده‌اند با این حال شبکه Fuzzy ARTMAP+LA قادر به تولید نرخ تشخیص بالاتری بوده است.

نتایج آزمایش‌های جدول ۱ نشان می‌دهد که در این مسئله شبکه Fuzzy ARTMAP+LA مستقل از مقدار اولیه برای $\bar{\rho}_a$ قادر است شبکه‌ای با نرخ تشخیص بالای ۹۰٪ تولید کند.

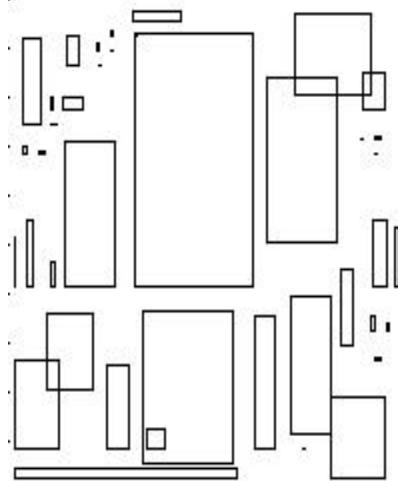


شکل ۵: الگوهای مسئله دایره در مربع با تفکیک دسته.

می‌باشد (خانه‌هایی از جدول که به صورت هاشور خورده است)، در حالی که در شبکه Fuzzy ARTMAP با ۴۰ نورون در لایه F_2^a (یک ساختار بزرگتر)، نرخ تشخیص برابر ۹۱/۹۲٪ است (خانه‌هایی از جدول که به صورت هاشور خورده است). این موضوع نشان می‌دهد که در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA علاوه بر نرخ تشخیص، ساختار شبکه Fuzzy ARTMAP+LA یافته است. زمان اجرای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA شبکه Fuzzy ARTMAP با تعداد یکسان نورون در لایه F_2^a ، تقریباً یکسان می‌باشد. بطور مثال مطابق نقاط هاشور خورده در جدول ۱، زمان آموزش با ۳۰ نورون در لایه F_2^a ، در هر دو شبکه ۸۰ میلی ثانیه می‌باشد (برای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA به هاشور و برای شبکه



شکل ۷: مستطیلهای شبکه Fuzzy ARTMAP



شکل ۸: مستطیلهای شبکه Fuzzy ARTMAP+LA

جدول ۲: نتایج دو الگوریتم برای مسئله مارپیچهای حلوونی.

آزمایش	مقدار اولیه $\bar{\rho}_a$	مقدار نهایی $\bar{\rho}_a$ در شبکه ARTMAP+LA	تعداد نورونهای A_{ART}^a	نرخ تشخیص	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP
۱	۰,۰۲	۰,۰۲	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۲	۰,۰۶	۰,۰۶	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۳	۰,۱	۰,۱	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۴	۰,۱۴	۰,۱۴	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۹	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۵	۰,۱۸	۰,۱۸	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۱۰	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۶	۰,۲۲	۰,۲۲	۳۲۰	۶۱,۷۲	۹۵,۶۷	۶۱,۷۲	۳۲۰	۲۲	۰,۵۸	۶۱,۷۲
۷	۰,۲۶	۰,۲۶	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷	۵۹,۸۱	۳۲۰	۱۱	۰,۵۸	۵۹,۸۱
۸	۰,۳	۰,۳	۳۲۰	۶۴,۶	۹۵,۶۷	۶۴,۶	۳۲۰	۲۵	۰,۵۸	۶۴,۶
۹	۰,۳۴	۰,۳۴	۳۲۰	۶۲,۲۷	۹۵,۶۷	۶۲,۲۷	۳۲۰	۲۹	۰,۵۸	۶۲,۲۷
۱۰	۰,۳۸	۰,۳۸	۳۲۰	۶۴,۸۹	۹۵,۶۷	۶۴,۸۹	۳۲۰	۴۱	۰,۵۸	۶۴,۸۹
۱۱	۰,۴۲	۰,۴۲	۳۴۲	۷۷,۱۳	۹۶,۰۸	۷۷,۱۳	۳۴۲	۹۵	۰,۷۴	۷۷,۱۳
۱۲	۰,۴۶	۰,۴۶	۳۳۴	۷۰,۱۴	۹۶,۳۸	۷۰,۱۴	۳۳۴	۶۸	۰,۴۲	۷۰,۱۴
۱۳	۰,۵	۰,۵	۳۴۳	۸۹,۴۶	۹۵,۳۸	۸۹,۴۶	۳۴۳	۲۳۷	۰,۰۲	۸۹,۴۶
۱۴	۰,۵۴	۰,۵۴	۳۱۳	۸۸,۸	۹۵,۳۴	۸۸,۸	۳۱۳	۲۳۰	۰,۳	۸۸,۸
۱۵	۰,۵۸	۰,۵۸	۳۲۸	۹۰,۸۸	۹۶,۱۷	۹۰,۸۸	۳۲۸	۲۴۸	۰,۱	۹۰,۸۸
۱۶	۰,۶۲	۰,۶۲	۳۱۸	۸۴,۲۱	۹۵,۹	۸۴,۲۱	۳۱۸	۱۶۵	۰,۰۲	۸۴,۲۱
۱۷	۰,۶۶	۰,۶۶	۲۹۷	۸۱,۸۴	۹۳,۷۹	۸۱,۸۴	۲۹۷	۱۹۱	۰,۳۴	۸۱,۸۴
۱۸	۰,۷	۰,۷	۳۰۶	۹۰,۷۵	۹۴	۹۰,۷۵	۳۰۶	۲۲۱	۰,۷۴	۹۰,۷۵
۱۹	۰,۷۴	۰,۷۴	۳۵۱	۹۲,۱۳	۹۵,۷۵	۹۲,۱۳	۳۵۱	۲۵۳	۰,۰۶	۹۲,۱۳
۲۰	۰,۷۸	۰,۷۸	۳۳۶	۹۴,۳۶	۹۵,۴	۹۴,۳۶	۳۳۶	۲۶۶	۰,۰۲	۹۴,۳۶
۲۱	۰,۸۲	۰,۸۲	۲۴۰	۹۲,۵۹	۹۰,۱۳	۹۲,۵۹	۲۴۰	۲۴۰	۰,۱	۹۲,۵۹
۲۲	۰,۸۶	۰,۸۶	۳۰۲	۹۳,۵۹	۹۴,۵۴	۹۳,۵۹	۳۰۲	۲۴۲	۰,۳	۹۳,۵۹
۲۳	۰,۹	۰,۹	۲۸۷	۹۶,۵۴	۹۴,۶۳	۹۶,۵۴	۲۸۷	۳۰۷	۰,۷۸	۹۶,۵۴
۲۴	۰,۹۴	۰,۹۴	۳۲۱	۹۸	۹۴,۷۱	۹۸	۳۲۱	۳۸۶	۰,۷	۹۸
۲۵	۰,۹۸	۰,۹۸	۳۲۱	۱۰۰	۹۴,۷۱	۱۰۰	۳۲۱	۱۲۱	۰,۷	۱۰۰

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.

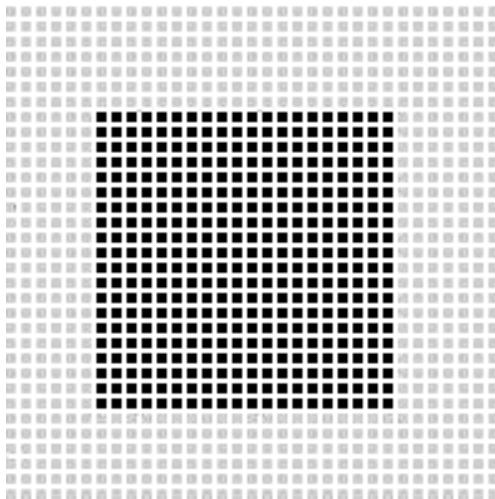
۶-۳ نتایج پیاده سازی برای مسئله مربع در مربع

در این مسئله هدف تفکیک نقاط بر روی مربع کوچک از نقاط خارج آن می‌باشد. تعداد الگوهای آموزشی در این مسئله ۱۰۸۹ (33×33) می‌باشد. شکل ۹ این الگوها را نشان می‌دهد. مرتعهایی که به رنگ سیاه هستند، الگوهای هستند متعلق به دسته یک و مرتعهایی که به رنگ خاکستری هستند الگوهای متعلق به دسته دو می‌باشند.

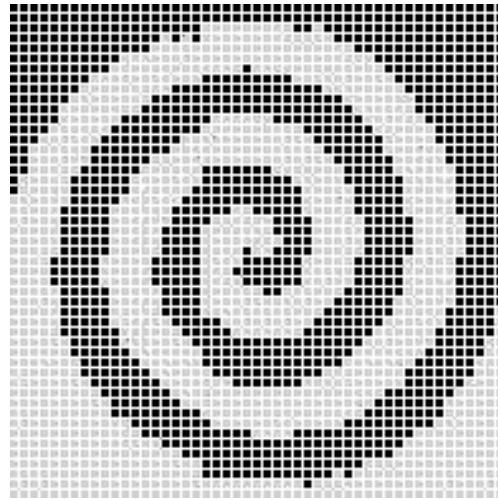
۶-۲ نتایج شبیه سازی برای مسئله مارپیچهای حلوونی

در این مسئله هدف تفکیک نقاط بر روی دو مارپیچ حلوونی می‌باشد. تعداد الگوهای آموزشی در این مسئله $2500 \times 50 = 250,000$ می‌باشد. شکل ۸ این الگوها را نشان می‌دهد. مرتعهایی که به رنگ سیاه هستند، الگوهای متعلق به دسته یک و مرتعهایی که به رنگ خاکستری هستند الگوهای متعلق به دسته دو 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). مطابق جدول ۲، الگوریتم Fuzzy ARTMAP در بعضی موارد دارای نرخ



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



شکل ۸: الگوهای مسئله ماریچهای حلزونی با تفکیک دسته.

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

نرخ تشخیص		تعداد نورونهای F_2^a				مقدار نهایی $\bar{\rho}_a$		آزمایش	
شبکه ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy در شبکه ARTMAP+LA	مقدار اولیه $\bar{\rho}_a$	آزمایش		
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			
۸۲,۲	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	۰,۷۶	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 نیوده است در جدول ۳ به صورت هاشور زده شده‌اند.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، الگوریتمی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای تنظیم پارامتر Fuzzy ARTMAP 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 مریع، ماریچهای حلزونی و مریع در مریع 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 Fuzzy ARTMAP+LA با ۶ نورون در لایه F_2^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 حداقل ۲۶ نورون در لایه F_2^a ، در بیشتر موارد نرخهای تشخیص بالای داشته است. آزمایشها که در آنها شبکه Fuzzy ARTMAP+LA دارای نرخ

- [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, no. ???, pp. 335-357, Mar. 2005.
- [17] B. Mashoufi, M. B. Mehaj, A. Motamed, 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 انجیدنی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی نرم افزار و کارشناسی ارشد هوش مصنوعی در سالهای ۱۳۸۱ و ۱۳۸۳ بترتیب 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 میبدی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد اقتصاد بترتیب در سالهای ۱۳۵۲ و ۱۳۵۶ از دانشگاه شهید بهشتی و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری علوم کامپیوتر بترتیب در سالهای ۱۳۵۹ و ۱۳۶۲ از دانشگاه اوکلاهما 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 مشیگان غربی و در سالهای ۱۳۶۴ الی ۱۳۷۰ دانشیار دانشگاه اوهايو در ایالات متحده آمریكا بوده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های موازی، پردازش موازی، محاسبات نرم و کاربردهای آن، شبکه‌های کامپیوتری و مهندسی نرم افزار.

مراجع

- [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.