الگوريتمي مبتني بر اتوماتاهاي يادگير براي تنظيم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP

مجيد انجيدني[۱] محمد رضا ميبدي[۲]

آزمايشگاه محاسبات نرم
دانشکده مهندسي کامپيوتر و فناوري اطلاعات
دانشگاه صنعتي اميرکبير
تهران ايران
mscmajid@yahoo.com

چکيده

در اين مقاله الگوريتمي مبتني بر اتوماتاهاي يادگير براي تنظيم پارامتر مراقبت[۳] در شبکه Fuzzy ARTMAP پيشنهاد مي‌شود. الگوريتم پيشنهادي از طريق تنظيم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP، شبکه اي کوچک با نرخ بالاي تشخيص توليد مي‌کند. ساختار شبکه توليد شده توسط اين الگوريتم مستقل از مقدار اوليه براي پارامتر مراقبت مي باشد. الگوريتم پيشنهادي بر روي مسائل، دايره در مربع، مارپيچهاي حلزوني و مسئله مربع در مربع آزمايش شده و نتايج مطلوبي بدست آمده است.

کلمات کليدي: شبکه‌هاي عصبي، پارامتر مراقبت ، اتوماتاهاي يادگير، Fuzzy ART، Fuzzy ARTMAP

۱ مقدمه

شبکه ART، يکي از رايجترين شبکه‌هايي است که در کاربردهايي از جمله خوشه سازي[٤] و کلاس بندي[٥] مورد استفاده قرار مي‌گيرد. خوشه سازي، يک فرايند دسته بندي بدون نظارت[٦] و کلاس بندي يک فرايند دسته بندي با نظارت[٧] مي باشد [18]. نسخه هاي مختلفي از شبکه ART موجود مي‌شود که مي توان به نسخه هاي ART1[1]، ART2A[6]، ART2A-E[8]، ART2A-C[9]، Fuzzy ART[7]، ART_MAP[3]، ART_EMAP[4]، LAPART[5] و Fuzzy ARTMAP[2]. يکي از پارامترهاي شبکه ART پارامتر مراقبت نام دارد که ميزان شباهت يک الگو به دسته مربوطه‌اش را کنترل مي‌کند. الگوريتمهايي که تاکنون براي تنظيم پارامتر مراقبت براي شبکه هاي ART ارائه شده اند براي کاربردهاي خوشه سازي ميباشند. هدف اين الگوريتمها

---

[1] دانشجوی کارشناسی ارشد هوش مصنوعی- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات- دانشگاه صنعتی امیرکبیر

[2] عضو هیات علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

[۳] Vigilance

[٤] Clustering

[٥] Classification

[٦] Unsupervised

[٧] Supervised

توليد يك تعداد از پيش تعيين شده از دسته[۸] ها مي باشد. افزايش مقدار پارامتر مراقبت، افزايش تعداد دسته ها و كاهش مقدار آن، كاهش تعداد دسته‌ها را موجب مي‌شود. در اين الگوريتمها شبكه براي مقادير مختلف پارامتر مراقبت كه از طريق يک الگوريتم هوشمند تعيين مي شود آموزش داده مي شود تا از اين طريق مقدار مناسب براي پارامتر مراقبت و در نتيجه تعداد مطلوب دسته‌ها پيدا شود. تا آنجا كه نگارندگان اين مقاله اطلاع دارند دو الگوريتم توسط Choi و همكارانش [16] و Zhan و Li [17] براي اين منظور گزارش شده است

در اين مقاله الگوريتمي مبتني بر اتوماتاهاي يادگير براي تنظيم پارامتر مراقبت شبكه Fuzzy ARTMAP در كاربردهاي كلاس بندي پيشنهاد مي گردد. الگوريتم پيشنهادي از طريق تنظيم پارامتر مراقبت شبكه اي كوچک كه داراي نرخ تشخيص بالا مي باشد توليد مي كند. شبكه Fuzzy ARTMAP را كه در آن پارامتر مراقبت توسط اتوماتاي يادگير تنظيم مي‌شود شبكه FuzzyARTMAP+LA مي‌ناميم. عملكرد اين شبكه مستقل از مقدار اوليه پارامتر مراقبت مي‌باشد. شبكه FuzzyARTMAP+LA بر روي مسائل، دايره در مربع، مارپيچ هاي حلزوني و مسئله مربع در مربع آزمايش شده و نتايج مطلوبي حاصل گرديده است. تا آنجا كه نگارندگان اين گزارش اطلاع دارند تاكنون الگوريتمي براي تنظيم پارامتر مراقبت شبكه هاي ART براي كاربردهاي كلاس‌بندي گزارش نشده است. قبلا اتوماتاهاي يادگير براي تطبيق پارامترهاي الگوريتم BP نيز مورد استفاده قرار گرفته است [10][11][12][13][14].

ادامه مقاله بدين صورت سازماندهي شده است. در بخش ۲ اتوماتاي يادگير به طور خلاصه شرح داده مي شود. بخش ۳ به معرفي شبكه Fuzzy ART و بخش ۴ به معرفي شبكه Fuzzy ARTMAP اختصاص دارد. شبكه FuzzyARTMAP+LA در بخش ۵ شرح داده شده است. در بخش ۶ نتايج شبيه سازي ها براي مسايل نمونه آمده است. بخش نهايي مقاله نتيجه‌گيري مي‌باشد.

۲ اتوماتاي يادگير

اتوماتاي يادگير [15] يك مدل انتزاعي است كه تعداد محدودي اقدام[۹] را مي‌تواند انجام دهد. هر اقدام انتخاب شده توسط محيطي احتمالي ارزيابي مي‌گردد و پاسخي به اتوماتاي يادگير داده مي‌شود. اتوماتاي يادگير از اين پاسخ استفاده نموده و اقدام خود را براي مرحله بعد انتخاب مي‌كند.

محيط[۱۰]: محيط را مي‌توان توسط سه تايي زير تعريف نمود:

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

به طوري كه $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه ورودي‌ها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_r\}$ مجموعه خروجي‌ها و $c \equiv \{c_1, c_2, ..., c_r\}$ مجموعه احتمال‌هاي جريمه شدن مي باشد.

c_i احتمال اينكه اقدام α_i نتيجه نامطلوب داشته باشد مي‌باشد. هرگاه β_i دو مقداري باشد، $\beta_i = 1$ به عنوان جريمه و $\beta_i = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته مي‌شود. در محيط پايدار[۱۱] مقادير c_i بدون تغيير باقي مي‌مانند، حال آنكه در محيط ناپايدار[۱۲] اين مقادير در طي زمان تغيير مي‌كنند. شكل ۱ ارتباط بين اتوماتاي يادگير و محيط را نشان مي‌دهد. اتوماتاهاي يادگير به دو گروه اتوماتاي يادگير با ساختار ثابت[۱۳] و اتوماتاي يادگير با ساختار متغير[۱۴] تقسيم مي‌شوند.

---

[۸] Cluster (category)
[۹] Action
[۱۰] Environment
[۱۱] Stationary
[۱۲] Non-Stationary
[۱۳] Fixed Structure
[۱۴] Variable Structure

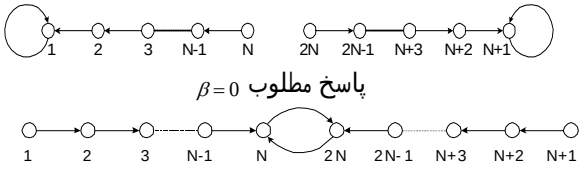
شکل ۱: ارتباط بين اتوماتاي يادگير و محيط

اتوماتاي يادگير با ساختار ثابت: اتوماتاي يادگير با ساختار ثابت توسط ۵ تايي زير نشان داده مي‌شود:

$$LA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$$

بطوريكه $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه اقدام‌ها $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_r\}$ مجموعه ورودي‌ها و $\phi(n) \equiv \{\phi_1, \phi_2, ..., \phi_k\}$ مجموعه حالت‌هاي داخلي اتوماتاي يادگير مي‌باشد. $F \equiv \phi \times \beta \to \phi$ تابعي است كه بر اساس پاسخ محيط، حالت جديد را مي‌يابد و $G \equiv \phi \to \alpha$ تابع خروجي مي‌باشد كه حالت كنوني را به خروجي بعدي مي‌نگارد.

اتوماتاي يادگير با ساختار ثابت مورد استفاده در اين مقاله اتوماتاي يادگير $L_{2N,2}$ مي‌باشد كه در ادامه اين بخش شرح داده مي‌شود. اين اتوماتا تعداد پاداش‌ها و جريمه‌هاي دريافت شده براي هر اقدام را نگهداري كرده و تنها زماني كه تعداد جريمه‌ها بيشتر از پاداش‌ها مي‌گردد، اقدام ديگر را انتخاب مي‌كند. نمودار تغيير حالت اين اتوماتا مطابق شكل ۲مي‌باشد.



پاسخ مطلوب $\beta = 0$

پاسخ نامطلوب $\beta = 1$

شكل ۲: نمودار تغيير حالت اتوماتاي $L_{2N,2}$

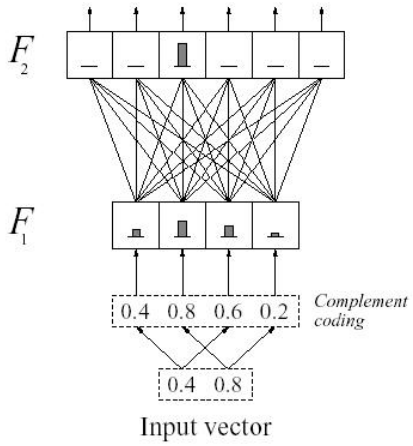
۳ شبكه Fuzzy ART

Fuzzy ART يك شبكه عصبي است كه در سال ۱۹۹۱ توسط كارپنتر[۱۵]، گراسبرگ[۱۶] و رزن[۱۷] معرفي شده است. اين شبكه از دو لايه نوروني تشكيل شده است: در شكل ۳ لايه ورودي F_1 و لايه خروجي F_2 نشان داده شده است. هر اتصال مي‌تواند وزني مابين ۰ و ۱ داشته باشد. هر نورون در F_2، يك دسته[۱۸] ايجاد شده توسط شبكه را مشخص مي‌كند كه توسط بردار وزني‌اش w_j (j انديس نورون است) ارائه مي‌شود. همه اجزاي بردارهاي وزني مقدار اوليه ۱ داده شده‌اند. تا هنگامي كه وزنهاي يك نورون تغيير نكرده، به آن، *پذيرفته نشده*[۱۹] و پس از تغيير وزنهاي يك نورون، به آن *پذيرفته شده*[۲۰] مي‌گوييم.

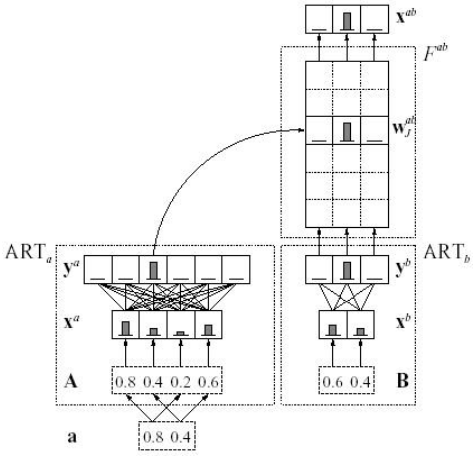
شبكه به روش كدگذاري مكمل[۲۱]، ورودیها را نرماليزه مي‌كند. در اين روش با افزودن مكمل يك بردار، به بردار اوليه ورودي نرماليزه مي‌شود. بنابراين، بعد لايه F_1، دو برابر بعد بردارهاي ورودي است.

---

[۱۵] Carpenter
[۱۶] Grossberg
[۱۷] Rosen
[۱۸] Category
[۱۹] Uncommitted
[۲۰] Committed
[۲۱] Complement coding



شکل ۳: شبکه **Fuzzy ART**



شکل ٤: شبکه **Fuzzy ARTMAP**

۳-۱ فرایند یادگیري

بعد از ارائه هر بردار ورودي به شبکه، تابع انتخاب[۲۲] T_j براي هر نورون j در لایه F_2 بصورت زیر محاسبه مي‌شود.

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (۱)$$

در معادله (۱)، $|\ |$، L_1-norm بردار است که برابر مجموع مولفه‌هاي آن مي‌باشد ($|P| = \sum_{i=1}^{M} p_i$)، $\wedge$ عملگر عطف فازي[۲۳] ($(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i)$) و α پارامتر انتخاب مي‌باشد. براي حصول يك كارايي بالا، براي پارامتر α بایستي مقداري نزدیک به صفر در نظر گرفته شود [2]. نورون برنده، نوروني است که تابع انتخاب به ازاي آن ماکزیمم باشد. بعد از برنده شدن يك نورون، معیار مراقبت براي آن ارزیابي مي‌شود. این معیار به صورت زیر تعریف مي‌شود:

$$\frac{|I \wedge w_J|}{|I|} \geq \rho \quad (۲)$$

به طوري که J اندیس نورون برنده در F_2 و ρ پارامتر مراقبت مي‌باشد. اگر این معیار ارضاء نشود، نورون بعدي با بالاترین مقدار تابع انتخاب، بررسي شده و معیار مراقبت مجدداً ارزیابي مي‌گردد. اگر معیار فوق برآورده شود، اصطلاحاً گفته مي‌شود که شبکه در حال تشدید است. زمانیکه Fuzzy ART وارد مرحله تشدید مي‌شود، شبکه توسط تغییر بردار وزن w_J در نورون برنده، اقدام به یادگیري بردار ورودي I مي‌نماید:

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

J، اندیس نورون برنده و $\beta \in [0,1]$ نرخ تشخیص مي‌باشد. وقتي $\beta = 1$ باشد، گوییم شبکه در فاز یادگیري سریع[۲۴] است. وقتي $\beta < 1$ ست مي‌شود، گوییم شبکه در فاز fast-commit slow-record است. در این فاز، براي يك نورون پذیرفته نشده از $\beta = 1$ و بعد از اینکه پذیرفته شد از مقدار حقیقي $\beta < 1$ استفاده مي شود.

٤ شبکه Fuzzy ARTMAP

این شبکه در سال ۱۹۹۲ توسط کارپنتر و همکارانش معرفي گردید. Fuzzy ARTMAP يك شبکه نظارتي است که از ترکیب دو شبکه Fuzzy ART با نامهاي ART_a و ART_b حاصل مي‌شود. در ادامه بحث، پارامترهاي این دو شبکه با زیرنویسهاي

---

[۲۲] Choice function
[۲۳] Fuzzy AND
[۲۴] Fast learning

a و b مشخص مي‌گردند. اين دو شبكه، توسط يك سري اتصالات كه بين لايه‌هاي F_2 ي اين دو شبكه قرار دارند و Mapfield ناميده مي‌شوند و با F^{ab} نمايش داده مي‌شوند به همديگر مرتبط مي‌گردند. هر كدام از اين اتصالات داراي وزن w_{ij} كه مقداري بين ۰ و ۱ اختيار مي‌كنند مي‌باشد. Mapfield داراي دو پارامتر β_{ab} و ρ_{ab} و بردار خروجي x^{ab} مي‌باشد. بردار ورودي به ART_a تحت كدگذاري مكمل به بردار A تبديل مي‌شود. شكل ۴ ساختار Fuzzy ARTMAP را نشان مي‌دهد.

در مرحله آموزش شبكه Fuzzy ARTMAP، بردار الگوي ورودي به شبكه ART_a و خروجي خواسته شده[۲۵] (B) مرتبط با الگوي ورودي A به شبكه ART_b ارائه مي‌شود. در ART_b، پارامتر مراقبت (ρ_b) جهت متمايز نمودن بردارهاي خروجي خواسته شده، به ۱ مقداردهي مي‌شود. پس از ارائه بردارهاي A و B ، شبكه‌هاي ART_a و ART_b وارد مرحله تشديد مي‌شوند. در اين مرحله، معيار مراقبت ديگري كه طبق رابطه (۴) تعريف شده است جهت ارزيابي اينكه آيا نورون برنده در ART_a با بردار خروجي خواسته شده در ART_b مرتبط است محاسبه مي‌گردد.

$$\frac{|y^b \wedge w_J^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \qquad (٤)$$

در رابطه (۴)، y^b ، بردار خروجي در ART_b (الگو در F_2^b) و J، انديس نورون برنده در F_2^a و w_J^{ab} ، وزنهاي اتصالات Mapfield با نورون J ام در F_2^a و $\rho_{ab} \in [0,1]$ پارامتر مراقبت در Mapfield است. اگر معيار فوق برآورده نشود، پارامتر مراقبت در ART_a، به مقدار مشخصي افزايش مي‌يابد تا نورون برنده ديگري توسط شبكه Fuzzy ARTMAP انتخاب شود. بردار A مجدداً به شبكه وارد مي‌شود و اين عمل تكرار مي‌شود تا اينكه معيار مراقبت ارضاء شود. در اين هنگام وزنهاي اتصالات Mapfield طبق رابطه زير بروز مي‌گردد:

$$w_J^{ab} = \beta_{ab} X^{ab} + (1-\beta_{ab}) w_J^{ab} \qquad (٥)$$

مقدار اوليه ρ_a توسط پارامتر مراقبت پايه ($\overline{\rho_a}$)، مشخص مي‌شود. بعد از بروزآوري وزنها، پارامتر مراقبت در ART_a مجدداً به اين مقدار پايه، مقدار دهي مي‌شود.

بعد از اتمام مرحله آموزش، مقادير پارامترهاي ρ_a و β_a به صفر مقدار دهي مي‌شوند. بردار خروجي Mapfield به صورت زير مشخص مي‌شود:

$$x^{ab} = w_J^{ab} \qquad (٦)$$

به طوري كه J انديس نورون برنده در F_2^a مي‌باشد. اين رابطه نشان مي‌دهد كه به هر نورون لايه F_2^a ، توسط Mapfield يک شماره دسته (دسته بندي[۲۶]) تخصيص مي‌يابد.

۵ روش پيشنهادي

بزرگ بودن مقدار ρ_a در شبكه Fuzzy ARTMAP، باعث زياد شدن ناخواسته تعداد نورونهاي لايه F_2^a مي‌شود. براي مسائل پيچيده اگر مقدار ρ_a ، كوچک باشد، نرخ تشخيص بسيار پايين خواهد بود. در اين مقاله، هدف تنظيم پارامتر ρ_a بمنظور ايجاد يك شبكه Fuzzy ARTMAP با ساختار كوچك و نرخ تشخيص بالا مي‌باشد.

پاسخ به دو سوال زير در حين آموزش شبكه مي‌تواند مبنايي براي تنظيم پارامتر مراقبت ρ_a باشد:

الف) آيا براي نورون برنده فعلي در لايه F_2^a ، معيار مراقبت ارضاء شده است يا نه؟

ب) آيا خروجي خواسته شده با خروجي توليد شده توسط Mapfield يكسان مي‌باشد يا نه؟

اگر معيار مراقبت ρ_a برآورده شده و خروجي خواسته شده با خروجي Mapfield يكسان باشد پارامتر مراقبت مقدار مناسبي دارد. اگر معيار مراقبت ρ_a برآورده شده و خروجي خواسته شده با خروجي Mapfield يكسان نباشد، بهتر است مقدار $\overline{\rho_a}$ بزرگتر گردد تا بدين وسيله معيار مراقبت ρ_a ارضاء نشود چرا كه ورودي به دسته مربوط به اين نورون متعلق نمي باشد. اگر معيار مراقبت ρ_a برآورده نشده و خروجي خواسته شده با خروجي Mapfield يكسان باشد بهتر است مقدار $\overline{\rho_a}$ كوچكتر

---

[۲۵] Desired output

[۲۶] Classifying

گردد تا بدین وسیله معیار مراقبت ρ_a ارضاء شود چرا که ورودي به دسته مربوط به این نورون متعلق مي‌باشد. اگر معیار مراقبت ρ_a برآورده نشده و خروجي خواسته شده با خروجي Mapfield یکسان نباشد، پارامتر مراقبت مقدار مناسبي دارد.

با توجه به بحث فوق، تنظیم پارامتر مراقبت مي‌تواند با استفاده از قوانین زیر انجام گیرد.

قانون ۱: اگر شروط (الف) و (ب) هر دو برآورده شده‌اند، در این صورت مقدار $\overline{\rho_a}$ تغییر پیدا نمي کند.

قانون ۲: اگر شرط (الف) ارضاء شده و (ب) ارضاء نشده باشد، در این صورت مقدار $\overline{\rho_a}$ افزایش مي یابد.

قانون ۳: اگر شرط (الف) ارضاء نشده و (ب) ارضاء شده باشد، در این صورت مقدار $\overline{\rho_a}$ کاهش مي یابد.

قانون ۴: اگر شروط (الف) و (ب) ارضاء نشده‌اند در این صورت مقدار $\overline{\rho_a}$ تغییر پیدا نمي کند.

در ادامه این بخش چگونگي پیاده‌سازي شبکه FuzzyARTMAP+LA توسط اتوماتاي یادگیر شرح داده مي‌شود.

شبکه FuzzyARTMAP+LA از یک اتوماتاي $L_{2n,2}$ براي تنظیم میزان $\overline{\rho_a}$ استفاده مي‌کند. وظیفه این اتوماتا تنظیم مقدار $\overline{\rho_a}$ بر اساس قوانین ۱ تا ۴ مي‌باشد. مجموعه اقدامهاي این اتوماتا $\underline{\alpha}=\{\alpha_1,\alpha_2\}$ که *اقدام* α_1، اقدام افزایش پارامتر مراقبت و *اقدام* α_2، اقدام کاهش پارامتر مراقبت نامیده مي‌شوند. زمانیکه حالت اتوماتا یکي از حالتهاي اقدام α_1 باشد، مقدار $\overline{\rho_a}$ افزایش مي‌یابد و هنگامیکه حالت اتوماتا یکي از حالتهاي اقدام α_2 باشد، مقدار $\overline{\rho_a}$ کاهش مي‌یابد. $\underline{\Phi}=\{\Phi_1,\Phi_2,...,\Phi_{2N}\}$ مجموعه حالتهاي اتوماتاي یادگیر و N عمق حافظه مي‌باشد. $\{\Phi_1,\Phi_2,...,\Phi_N\}$، مجموعه حالتهاي اقدام α_1 و $\{\Phi_{N+1},\Phi_2,...,\Phi_{2N}\}$، مجموعه حالتهاي اقدام α_2 مي باشند. $\underline{\beta}=\{0,1\}$ مجموعه ورودیهاي اتوماتا مي‌باشد که ۱ جریمه و ۰ پاداش را نشان مي‌دهد.

نحوه عملکرد شبکه FuzzyARTMAP+LA به این صورت است که در ابتدا براي $\overline{\rho_a}$ یك مقدار اولیه در نظر گرفته مي‌شود. در حین آموزش، محیط(شبکه)، بر اساس قوانین ۱ تا ۴، به اقدام جاري اتوماتا پاداش و یا جریمه مي‌دهد. حالت اتوماتا با توجه به پاداش و یا جریمه محیط بروز مي‌شود. اگر حالت جدید اتوماتا، یکي از حالتهاي اقدام α_1 باشد، در اینصورت $\overline{\rho_a}$ افزایش مي یابد و اگر حالت جدید اتوماتا، یکي از حالتهاي اقدام α_2 باشد، در اینصورت $\overline{\rho_a}$ کاهش مي یابد. شبکه Fuzzy ARTMAP+LA با استفاده از مقدار جدید $\overline{\rho_a}$ به آموزش خود ادامه مي‌دهد.

هر بار که شبکه ART_a وارد مرحله تشدید مي شود بر اساس قوانین ۱ تا ۴ ورودي اتوماتاي یادگیر(β) یکي از مقادیر ۰ یا ۱ را اختیار مي‌کند. اتوماتاي یادگیر با توجه به مقدار ورودي(پاسخ محیط) اقدام به تصحیح $\overline{\rho_a}$ طبق آنچه در پاراگراف گذشته گفته شد مي‌نماید. عمل آموزش و تنظیم پارامتر مراقبت ادامه مي‌یابد تا اینکه تمام الگوهاي ورودي به تعداد epoch خواسته شده به شبکه ارائه شود.

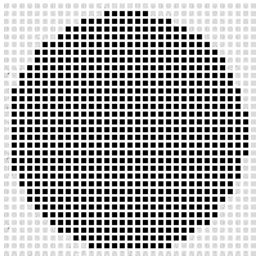
٦ نتایج شبیه سازي ها

شبکه FuzzyARTMAP+LA، بر روي سه مسئله دایره در مربع، مارپیچهاي حلزوني 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 مي‌گردد. براي این مسائل از اتوماتاي $L_{2N,2}$ با عمق ۳(N=3) استفاده شده است. نتایج ارائه شده در جداول، نتایج ۲۵ شبیه سازي براي این دو شبکه مي‌باشد. هر شبیه‌سازي براي یك مقدار اولیه $\overline{\rho_a}$ انجام شده است. شبیه‌سازیها براي مقادیر اولیه $\overline{\rho_a}$، بین ۰,۰۲ و ۰,۹۸ و با فواصل ۰,۰۴ انجام گرفته است. در شبکه FuzzyARTMAP+LA، مقدار افزایش و یا کاهش $\overline{\rho_a}$ توسط اتوماتاي یادگیر، ۰,۰۴ در نظر گرفته شده است.

پارامترهاي هر دو شبکه در شبیه‌سازي‌هاي انجام شده به صورت زیر مقداردهي شده‌اند: $\rho_{ab}=1$، $\beta_{ab}=1$، $\alpha_a=0$ و $\beta_a=0.1$، $\alpha_b\approx 0$ و $\beta_b=1$.

۱-٦ مسئله دایره در مربع

در این مسئله هدف تشخیص نقاط یك دایره از نقاط خارج آن مي‌باشد. تعداد الگوهاي آموزشي ۱۰۸۹(۳۳*۳۳) مي‌باشد. شکل ۵ این الگوها را نشان مي‌دهد. مربعهایي که به رنگ سیاه هستند نقاط متعلق به دایره(الگوهاي متعلق به دسته ۱) را تشکیل مي‌دهند و مربعهایي که به رنگ خاکستري هستند نقاط متعلق به خارج دایره(الگوهاي متعلق به دسته ۲) مي‌باشند.



شکل ۵: الگوهاي مسئله دایره در مربع با تفکیك دسته

جدول ۱: نتایج دو الگوریتم براي مسئله دایره در مربع

آزمایش	مقدار اولیه $\overline{\rho_a}$	مقدار نهایي $\overline{\rho_a}$ در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	تعداد نورونهاي ARTa		نرخ تشخیص		زمان Cpu	
			شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA
۱	۰,۰۲	۰,۱	۱۹	۵۳	۷۴,۸۴	۹۵,۹۶	۷۰	۹۱
۲	۰,۰۶	۰,۰۲	۱۹	۳۲	۷۴,۸۴	۹۳,۹۴	۷۰	۹۰
۳	۰,۱	۰,۷۴	۱۹	۵۷	۷۴,۸۴	۹۵,۹۶	۷۰	۱۰۰
۴	۰,۱۴	۰,۰۲	۱۹	۳۰	۷۴,۸۴	۹۲,۱۹	۷۱	۸۰
۵	۰,۱۸	۰,۰۲	۱۹	۳۰	۷۴,۸۴	۹۲,۱۹	۸۰	۸۰
۶	۰,۲۲	۰,۰۲	۱۹	۳۰	۷۴,۲	۹۲,۱۹	۷۰	۹۰
۷	۰,۲۶	۰,۰۲	۱۹	۳۰	۷۴,۰۱	۹۲,۱۹	۷۰	۹۱
۸	۰,۳	۰,۰۲	۱۶	۳۰	۷۰,۹۸	۹۲,۱۹	۷۰	۸۰
۹	۰,۳۴	۰,۰۲	۱۰	۳۰	۶۹,۲۴	۹۲,۱۹	۷۰	۸۰
۱۰	۰,۳۸	۰,۰۲	۹	۳۰	۷۰,۸	۹۲,۱۹	۷۰	۸۰
۱۱	۰,۴۲	۰,۰۲	۱۵	۳۰	۷۵,۳۹	۹۲,۱۹	۷۰	۸۰
۱۲	۰,۴۶	۰,۰۲	۲۷	۳۰	۸۰,۷۲	۹۲,۱۹	۸۱	۸۰
۱۳	۰,۵	۰,۷۸	۲۲	۶۰	۸۶,۰۴	۹۷,۲۵	۷۰	۱۰۰
۱۴	۰,۵۴	۰,۰۲	۲۹	۴۲	۸۷,۸۸	۹۶,۲۴	۸۰	۹۱
۱۵	۰,۵۸	۰,۰۲	۳۰	۴۶	۸۶,۵	۹۶,۴۲	۸۰	۹۰
۱۶	۰,۶۲	۰,۳۸	۳۷	۴۹	۸۹,۱۶	۹۵,۰۴	۸۰	۱۰۰
۱۷	۰,۶۶	۰,۴۶	۲۵	۶۷	۸۷,۴۲	۹۷,۳۴	۸۰	۱۱۰
۱۸	۰,۷	۰,۶۲	۳۱	۳۶	۹۰,۲۷	۹۱,۹۲	۸۰	۹۰
۱۹	۰,۷۴	۰,۱	۴۰	۳۱	۹۱,۹۲	۹۲,۸۴	۹۱	۸۰
۲۰	۰,۷۸	۰,۱	۴۳	۵۷	۹۳,۹۴	۹۵,۹۶	۹۰	۱۱۱
۲۱	۰,۸۲	۰,۴۲	۴۹	۴۷	۹۵,۴۱	۹۵,۱۳	۹۰	۹۰
۲۲	۰,۸۶	۰,۸۶	۵۹	۵۶	۹۵,۸۷	۹۵,۱۳	۱۱۰	۱۱۰
۲۳	۰,۹	۰,۱	۹۰	۷۵	۹۷,۵۲	۹۶,۷۹	۱۶۰	۱۲۰
۲۴	۰,۹۴	۰,۱۸	۱۵۹	۷۳	۹۸,۲۶	۹۷,۰۶	۴۸۱	۱۳۰
۲۵	۰,۹۸	۰,۱۸	۵۰۶	۷۳	۱۰۰	۹۷,۰۶	۱۲۰۴۸	۱۳۱

این مسئله با دو شبکه Fuzzy ARTMAP و FuzzyARTMAP+LA آزمایش شده و نتایج آنها در جدول ۱ آمده است. هر ورودي، تنها ۱ بار به شبکه آموزش داده مي‌شود. نرخ تشخیص در شبکه FuzzyARTMAP+LA، با ۳۰ نورون در لایة F_2^a، برابر

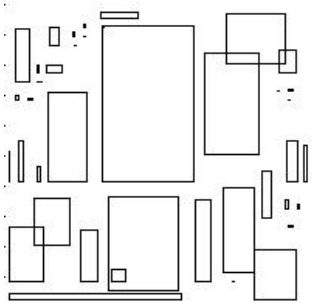
۹۲/۱۹% مي‌باشد(خانه‌هايي از جدول كه به صورت ▨ هاشور خورده است)، در حالي كه در شبكهFuzzy ARTMAP با ۴۰ نورون در لاية F_2^a (يك ساختار بزرگتر)، نرخ تشخيص برابر ۹۱/۹۲% است(خانه‌هايي از جدول كه به صورت ▨ هاشور خورده است). اين موضوع نشان مي‌دهد كه در شبكه FuzzyARTMAP+LA علاوه بر نرخ تشخيص، ساختار شبكه نيز بهبود يافته است. زمان اجراي شبكه FuzzyARTMAP+LA و شبكه Fuzzy ARTMAP با تعداد يكسان نورون در لايه F_2^a ، تقريبا يكسان مي‌باشد. بطور مثال مطابق نقاط هاشور خورده در جدول ۱، زمان آموزش با ۳۰ نورون در لايه F_2^a ، در هر دو شبكه ۸۰ ميلي ثانيه مي‌باشد (براي شبكه FuzzyARTMAP+LA به هاشور ▨ و براي شبكه Fuzzy ARTMAP به هاشور |||| توجه كنيد). بنابراين مي‌توان گفت كه الگوريتم پيشنهادي در اين مسئله، هر سه پارامتر زمان اجرا، ساختار شبكه و نرخ تشخيص را بطور همزمان بهبود بخشيده است.

به منظور نشان دادن كارايي شبكه FuzzyARTMAP+LA نسبت به شبكه Fuzzy ARTMAP، مستطيلهاي مربوط به نورونهاي لايه F_2^a براي يک اجراي مشخص از هر شبكه با هم مقايسه شده است. براي آزمايش شماره ۱۴ شبكه Fuzzy ARTMAP+LA، مستطيلهاي نورونهاي لايه F_2^a در شكل ۶ و براي آزمايش شماره ۲۰ شبكه Fuzzy ARTMAP مستطيلهاي نورونهاي لايه F_2^a در شكل ۷ نمايش داده شده اند. اين دو شكل نشان مي‌دهند كه در شبكه FuzzyARTMAP+LA، برخلاف شبكه Fuzzy ARTMAP، براي مستطيلها يک اندازه ماكزيمم وجود ندارد كه ميتوان از آن به عنوان يک نقطه قوت اين شبكه نام برد. (لازم به ذكر است كه در شبكه Fuzzy ARTMAP، ماكزيمم اندازه مستطيلها توسط پارامتر مراقبت كه در مقدار ثابي دارد كنترل مي‌شود[7]. همانطور كه در شكل ۷ ديده ميشود شبكه FuzzyARTMAP+LA در مقايسه با شبكه Fuzzy ARTMAP مستطيلهاي بزرگي ايجاد كرده است. براي اين مساله شبكه FuzzyARTMAP+LA با ۴۲ نورون و شبكه Fuzzy ARTMAP با ۴۳ نورون در لايه F_2^a به كار خود پايان داده اند. ولي شبكه FuzzyARTMAP+LA قادر به توليد نرخ تشخيص بالاتري شده است. جدول ۱ نشان مي‌دهد كه شبكه FuzzyARTMAP+LA مستقل از مقدار اوليه براي $\overline{\rho_a}$ ، قادر بوده است شبكه‌اي با نرخ تشخيص بالاي ۹۰% توليد كند.

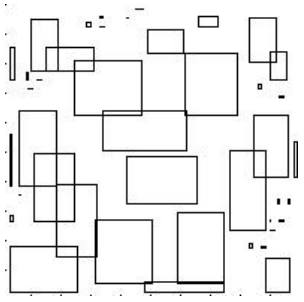
۲-۶ مسئله مارپيچهاي حلزوني

در اين مسئله هدف تفكيك نقاط بر روي دو مارپيچ حلزوني مي‌باشد. تعداد الگوهاي آموزشي در اين مسئله ۲۵۰۰(۵۰*۵۰) مي‌باشد. شكل ۸ اين الگوها را نشان مي‌دهد. مربعهايي كه به رنگ سياه هستند، الگوهاي متعلق به دسته يک و مربعهايي كه به رنگ خاكستري هستند الگوهاي متعلق به دسته ۲ مي‌باشند.

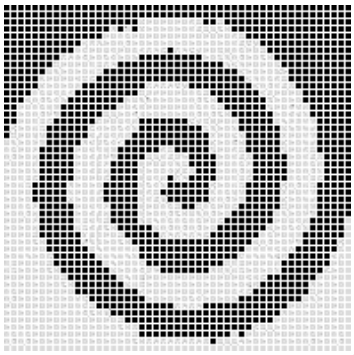
اين مسئله با دو شبكه Fuzzy ARTMAP و FuzzyARTMAP+LA آزمايش شده كه نتايج آنها در جدول ۲ آمده است. هر ورودي، ۲ بار به شبكه آموزش داده مي‌شود(دو epoch آموزشي). مطابق جدول ۲، الگوريتم Fuzzy ARTMAP، در بعضي موارد داراي نرخ تشخيص كمتر از ۶۰% مي باشد در حاليكه شبكه FuzzyARTMAP+LA، مستقل از مقدار اوليه $\overline{\rho_a}$ ، توانسته است شبكه‌اي با نرخ تشخيص بالاي ۹۰% توليد نمايد.



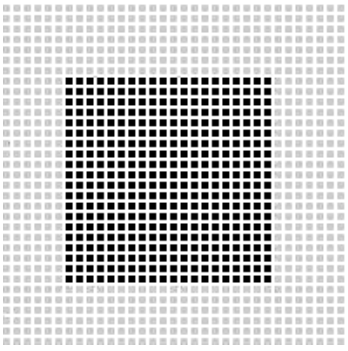
شكل ٦: مستطيلهاي شبكه **FuzzyARTMAP+LA**



شكل ۷: مستطيلهاي شبكه **Fuzzy ARTMAP**



شکل ۸: الگوهاي مسئله مارپيچهاي حلزوني با تفکيک دسته



شکل ۹: الگوهاي مسئله مربع در مربع با تفکيک دسته

۳-۶ مسئله مربع در مربع

در اين مسئله هدف تفکيک نقاط بر روي مربع کوچک از نقاط خارج آن مي‌باشد. تعداد الگوهاي آموزشي در اين مسئله ۱۰۸۹(۳۳*۳۳) مي‌باشد. شکل ۹ اين الگوها را نشان مي‌دهد. مربعهايي که به رنگ سياه هستند نقاط متعلق به مربع کوچک (دسته ۱) و مربعهايي که به رنگ خاکستري هستند نقاط خارج از مربع کوچک(دسته دو) مي‌باشند.

جدول ۲: نتايج دو الگوريتم براي مسئله مارپيچهاي حلزوني

آزمايش	مقدار اوليه $\overline{\rho_a}$	مقدار نهايي $\overline{\rho_a}$ در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	تعداد نورونهاي ARTa		نرخ تشخيص	
			شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA
۱	۰,۰۲	۰,۵۸	۹	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۲	۰,۰۶	۰,۵۸	۹	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۳	۰,۱	۰,۵۸	۹	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۴	۰,۱۴	۰,۵۸	۹	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۵	۰,۱۸	۰,۵۸	۱۰	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۶	۰,۲۲	۰,۵۸	۲۲	۳۲۰	۶۱,۷۲	۹۵,۶۷
۷	۰,۲۶	۰,۵۸	۱۱	۳۲۰	۵۹,۸۱	۹۵,۶۷
۸	۰,۳	۰,۵۸	۲۵	۳۲۰	۶۴,۶	۹۵,۶۷
۹	۰,۳۴	۰,۵۸	۲۹	۳۲۰	۶۲,۲۷	۹۵,۶۷
۱۰	۰,۳۸	۰,۵۸	۴۱	۳۲۰	۶۴,۸۹	۹۵,۶۷
۱۱	۰,۴۲	۰,۷۴	۹۵	۳۴۲	۷۷,۱۳	۹۶,۰۸
۱۲	۰,۴۶	۰,۴۲	۶۸	۳۳۴	۷۰,۱۴	۹۶,۳۸
۱۳	۰,۵	۰,۰۲	۲۳۷	۳۴۳	۸۹,۴۶	۹۵,۳۸
۱۴	۰,۵۴	۰,۳	۲۳۰	۳۱۳	۸۸,۸	۹۵,۳۴
۱۵	۰,۵۸	۰,۱	۲۴۸	۳۲۸	۹۰,۸۸	۹۶,۱۷
۱۶	۰,۶۲	۰,۰۲	۱۶۵	۳۱۸	۸۴,۲۱	۹۵,۰۹
۱۷	۰,۶۶	۰,۳۴	۱۹۱	۲۹۷	۸۱,۸۴	۹۳,۷۹
۱۸	۰,۷	۰,۷۴	۲۲۱	۳۰۶	۹۰,۷۵	۹۴
۱۹	۰,۷۴	۰,۰۶	۲۵۳	۳۵۱	۹۲,۱۳	۹۵,۷۵
۲۰	۰,۷۸	۰,۸۲	۲۶۶	۳۳۶	۹۴,۴۶	۹۵,۰۴
۲۱	۰,۸۲	۰,۱	۲۴۰	۲۴۰	۹۲,۵۹	۹۰,۱۳
۲۲	۰,۸۶	۰,۳	۲۴۲	۳۰۲	۹۳,۵۹	۹۴,۵۴
۲۳	۰,۹	۰,۷۸	۳۰۷	۲۸۷	۹۶,۵۴	۹۴,۶۳
۲۴	۰,۹۴	۰,۷	۳۸۶	۳۲۱	۹۸	۹۴,۷۱
۲۵	۰,۹۸	۰,۷	۱۲۱۱	۳۲۱	۱۰۰	۹۴,۷۱

این مسئله با دو شبکه Fuzzy ARTMAP و FuzzyARTMAP+LA آزمایش شده و نتایج آنها در جدول ۳ آمده است. هر سطر از این جدول نتایج یک آزمایش را نشان می‌دهد. هر ورودي، تنها ۱ بار به شبکه آموزش داده مي‌شود. در آزمايش هاي ۱ تا ۱۰، شبکه FuzzyARTMAP+LA با ۶ نورون در لايه F_2^a، نرخ تشخيص بالاي ۹۸% را داشته است در حالي که شبکه Fuzzy ARTMAP با اين تعداد نورون در هيچ يک از آزمايشها چنين نرخي از تشخيص را نداشته است.

آزمايشها نشان مي دهد که شبکه FuzzyARTMAP+LA با حداکثر ۲۶ نورون در لايه F_2^a، در بيشتر موارد نرخهاي تشخيص بالايي داشته است. آزمايشهايي که در آنها شبکه FuzzyARTMAP+LA داراي نرخ تشخيص مناسبي نبوده است در جدول ۳ به صورت ▒ هاشور زده شده‌اند.

جدول ۳: نتايج دو الگوريتم براي مسئله مربع در مربع

آزمايش	مقدار اوليه $\overline{\rho_a}$	مقدار نهايي $\overline{\rho_a}$ در شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	تعداد نورونهاي ARTa		نرخ تشخيص	
			شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA	شبکه Fuzzy ARTMAP	شبکه Fuzzy ARTMAP+LA
۱	۰,۰۲	۰,۰۲	۷	۶	۶۸,۱۴	۹۸,۶۲
۲	۰,۰۶	۰,۰۲	۷	۶	۶۸,۱۴	۹۸,۶۲
۳	۰,۱	۰,۰۲	۷	۶	۶۸,۱۴	۹۸,۶۲
۴	۰,۱۴	۰,۰۲	۷	۶	۶۸,۱۴	۹۸,۶۲
۵	۰,۱۸	۰,۰۲	۶	۶	۶۹,۰۵	۹۸,۶۲
۶	۰,۲۲	۰,۰۲	۴	۶	۶۶,۷۶	۹۸,۶۲
۷	۰,۲۶	۰,۰۲	۴	۶	۶۶,۸۵	۹۸,۶۲
۸	۰,۳	۰,۰۲	۵	۶	۷۸,۱۵	۹۸,۶۲
۹	۰,۳۴	۰,۰۲	۴	۶	۸۶,۱۳	۹۸,۶۲
۱۰	۰,۳۸	۰,۰۲	۴	۶	۸۹,۶۲	۹۸,۶۲
۱۱	۰,۴۲	۰,۰۲	۵	۱۳	۹۳,۱۱	۹۵,۹۶
۱۲	۰,۴۶	۰,۰۲	۷	۶	۹۸,۹	۸۲,۶۴
۱۳	۰,۵	۰,۷۸	۱۰	۲۱	۹۸,۹	۸۳,۲
۱۴	۰,۵۴	۰,۰۲	۱۳	۱۱	۹۷,۶۱	۹۲,۱
۱۵	۰,۵۸	۰,۰۲	۱۰	۱۲	۹۸,۸۱	۸۷,۲۴
۱۶	۰,۶۲	۰,۳	۱۰	۹	۹۶,۶	۷۰,۶۲
۱۷	۰,۶۶	۰,۰۲	۱۴	۷	۹۵,۶۸	۶۸,۲۳
۱۸	۰,۷	۰,۰۲	۱۴	۷	۹۸,۴۴	۷۰,۴۳
۱۹	۰,۷۴	۰,۸۶	۲۰	۱۹	۹۸,۲۶	۹۰,۲۷
۲۰	۰,۷۸	۰,۳۴	۲۶	۱۱	۹۷,۸	۹۷,۰۶
۲۱	۰,۸۲	۰,۰۲	۳۳	۹	۹۷,۵۲	۹۰,۰۸
۲۲	۰,۸۶	۰,۰۲	۳۹	۱۳	۹۷,۶۱	۹۸,۸۱
۲۳	۰,۹	۰,۰۲	۶۴	۲۶	۹۷,۸	۹۴,۶۷
۲۴	۰,۹۴	۰,۰۲	۱۴۶	۲۱	۹۸,۴۴	۹۸,۲۶
۲۵	۰,۹۸	۰,۰۲	۵۳۶	۲۱	۱۰۰	۹۸,۲۶

۷ نتيجه گيري

در اين مقاله، الگوريتمي مبتني بر اتوماتاهاي يادگير براي تنظيم پارامتر مراقبت در شبکه Fuzzy ARTMAP پيشنهاد گرديد. شبکه Fuzzy ARTMAP که در آن از الگوريتم پيشنهادي براي تنظيم پارامتر مراقبت استفاده شده است بر روي مسايل دايره در مربع، مارپيچهاي حلزوني و مربع در مربع آزمايش گرديد. نشان داده شدکه الگوريتم پيشنهادي قادر به ايجاد شبکه هايي کوچک و با نرخ تشخيص بالاتر در مقايسه با شبکه Fuzzy ARTMAP مي‌باشد.

مراجع

[1] G. A. Carpenter and S. Grossberg. “A Massively Parallel Architecture for a Self-organizing Neural Pattern Recognition Machine.” Computer Vision, Graphics and Image Processing, 37:54-115, 1987.

[2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Renolds, and D. B. Rosen. “Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps.” IEEE Transactions on Neural Networks, 3:698-713, 1992.

[3] G. A. Carpenter, S. Grossberg and J. H. Reynolds, “A Fuzzy ARTMAP Nonparametric Probability Estimator For Nonstationary Pattern Recognition Problems ” IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 6, No. 6, November 1995.

[4] 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, 1987.

[5] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and J. H. Reynolds, “ARTMAP: Supervised P Real-time Learning and Classification of Nonstationary Data by a Self-organizing Neural Network,” Neural Networks, vol. 4, pp. 565–588, 1991.

[6] 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, pp. 493–504, 1991.

[7] 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, pp.759–771, 1991.

[8] Y. H. Pao, “Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. Reading,” MA: Addison-Wesley, 1989.

[9] 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, pp. 423–437, 1996.

[10] M.R. Meybodi and H. Beigy, “A Note on Learning Automata Based Schemes for Adaptation of BP Parameters”, Journal of Neurocomputing, Vol. 48, No. 4, pp. 957-974, October 2002.

[11] H. Beigy and M. R. Meybodi, “Backpropagation Algorithm Adaptation Parameters Using Learning Automata”, International Journal of Neural System, Vol. 11, No. 11, No. 3, PP. 219-228, 2001.

[12] M. R. Meybodi, and H. Beigy, “New Learning Automata Based Algorithms for Adaptation of Backpropagation Algorithm Parameters”, International Journal of Neural System, Vol. 12, No. 1, PP.45-67 2002.

[13] 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", Journal of Neurocomputing, Elsevier Publishing Company, No. 64, pp. 335-357, 2005

[14] B. Mashoufi, M.B. Mehaj, A. Motamedi and M. R. Meybodi, “Introducing an Adaptive VLR Algorithm Using Learning Automata for Multilayer Perceptron”, IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E86-D, No. 3, pp. 495-609, 2003.

[15] K. S. Narendra and M. A.L. Thatachar, “Learning Automata: A Survey,” IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetic, Vol. SMC-4. , PP. 323-334., 1974.

[16] J. J. Choi et al., "Fuzzy Parameter Adaptation in Neural Systems", Proc. Int. Joint. Conf. Neural Networks, IJCNN'92, vol. 1, pp. 232-238, 1992.

[17] F. Li and J. Zhan, "Fuzzy Adapting Vigilance Parameter Of ART 2 Neural Nets", IEEE ICNN, pp. 1680-1685, 1994.

[18] Webb, R. Andrew, “Statistical Pattern Recognition,” John Wiley & Sons , 2 Edition, July 2002.