



## یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی

محمد رضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

[meybodi@ce.aut.ac.ir](mailto:meybodi@ce.aut.ac.ir)

ماندانا حمیدی

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه آزاد اسلامی

قزوین ایران

[mandana.hamidi@gmail.com](mailto:mandana.hamidi@gmail.com)

اخیرا بیشتر تلاشها بر روی روش‌هایی متمرکز بوده است که با استفاده از داده‌های آموزشی قوانین فازی را به صورت اتوماتیک ایجاد نمایند. فضای ورودی فازی را می‌توان به صورت شبکه ای<sup>۱</sup> [۵][۴][۳] یا به صورت پراکنده و نامنظم<sup>۲</sup> [۶] تقسیم نمود و به هر قسمت یکتابع عضویت اختصاص داد. در [۳] از الگوریتم ژنتیک، در [۴] طبقه‌بندی کننده سیستم تطبیقی استنتاج فازی ANFIS<sup>۳</sup> معرفی شده است که یک روش تطبیقی است و فضایی از ورودی را که توابع عضویت در آن قرار می‌گیرند تنظیم می‌نماید. در [۷][۹][۸] از PSO<sup>۴</sup> استفاده شده است. این روش در مقایسه با الگوریتم ژنتیک دارای سرعت و راندمان بالاتری است. در [۲۵] از اتوماتای یادگیری به عنوان ابزاری برای ایجاد توابع عضویت و قوانین فازی استفاده شده است. در این روش به هر تابع عضویت فازی یک اتوماتای یادگیر اختصاص داده می‌شود. مشکل این روش این است که اتوماتاهای یادگیر با هم هیچ تعاملی ندارند و توابع عضویت یا با یکدیگر فاصله زیاد می‌گیرند یا یک تابع عضویت توسط تابع عضویت دیگر، کاملا پوشانده می‌شود و به همین دلیل قسمتهایی از فضای مجموعه ورودی توسط هیچ تابع عضویتی پوشانده نمی‌شود. جهت رفع این مشکل در این مقاله از اتوماتای یادگیر سلولی استفاده شده است. اتوماتای یادگیر سلولی، مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند که از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. یک قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتای یادگیر در یک سلول باید پاداش داده شود و یا جریمه شود. [۱۹][۱۸][۲۱]. در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن باز<sup>۵</sup>

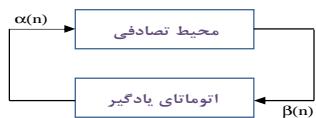
چکیده: در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد می‌گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند. از اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار توابع عضویت فازی استفاده شده است. در اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز هر سلول برای انتخاب عمل خود علاوه بر پاسخ سراسری محیط از نتیجه اعمال انتخابی توسط اتوماتاهای یادگیر همسایه خود نیز تاثیر می‌پذیرد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به ازای هر ویژگی یک اتوماتای یادگیر سلولی جهت تنظیم توابع عضویت مربوط به آن ویژگی استفاده می‌نماید. هر تابع عضویت مربوط به یک ویژگی به یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی منتظر با آن نگاشت می‌شود که وظیفه آن یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن می‌باشد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (Iris) آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از ۸ قانون فازی میتواند داده‌ها را با راندمان ۹۷/۳٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روش‌های گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می‌باشد.

**کلمات کلیدی:** طبقه بندی فازی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، تابع عضویت

### ۱- مقدمه

جهت ایجاد قوانین فازی در سیستمهای فازی نیاز به یک فرد خبره است که به نوع مساله اشراف کامل داشته باشد و بتواند با توجه به داده‌های آموزشی قوانین و توابع عضویت را تنظیم نماید که امری مشکل و وقت‌گیر است، چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند [۱][۲].

احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر می‌رساند انتخاب نماید. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در شکل ۱ مشاهده می‌شود. [10] اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی  $\{a, b, p, T\}$  نشان داد که  $a$  مجموعه عملهای اتومات،  $b$  مجموعه ورودیهای اتومات،  $p$  بردار احتمال انتخاب هریک از عملهای و  $T[a(n), b(n), p(n)] = T[a(n+1), b(n+1), p(n+1)]$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. ورودی محیط یکی از ۲ عمل انتخاب شده اتومات است. اگر خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل  $i$  توسط  $b_i$  مشخص می‌شود. اگر  $b_i$  یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل  $P$  نامیده می‌شود. در چنین محیطی  $b_i(n) = 1$  بعنوان پاسخ نامطلوب و  $b_i(n) = 0$  بعنوان پاسخ مطلوب در نظر گرفته می‌شوند. در محیط مدل  $Q$ ،  $b_i(n)$  شامل تعداد محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه  $[0, 1]$  می‌باشد. در حالیکه در محیط مدل  $S$  مقادیر  $b_i(n)$  یک متغیر تصادفی در بازه  $[0, 1]$  می‌باشد  $(b_i(n) \in [0, 1])$ .



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

الگوریتم یادگیری  $S - L_{ReP}$  یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است.  $S - L_{ReP}$  با ۲ عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می‌کند. اگر در تکرار  $n$  عمل  $i$  انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن  $b_i(n)$  باشد، بردار احتمالهای اتوماتا طبق رابطه [10] بروز می‌شود. در روابط  $a$  و  $b$  سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت.

$$\begin{aligned} p_i(k+1) &= p_i(k) + a \cdot (1 - b_i(k)) \cdot (1 - p_i(k)) \\ &\quad - b \cdot b_i(k) \cdot p_i(k) \\ p_j(k+1) &= p_j(k) - a \cdot (1 - b_i(k)) \cdot p_j(k) + \\ &\quad b \cdot b_i(k) \cdot \left[ \frac{1}{r-1} - p_j(k) \right], \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (1)$$

زمانیکه  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را  $L_{RP}$  می‌نامیم، زمانیکه  $a$  از  $b$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را  $L_{ReP}$  می‌نامیم. و زمانیکه  $b$  مساوی صفر باشد الگوریتم را  $L_{RI}$  مینامیم [11].

#### ۱-۴- اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

قدرت اصلی اتوماتای یادگیر زمانی آشکار می‌شود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و وضعهای عنوان شده برای اتوماتای سلولی، در [12] با ترکیب این دو مدل، مدل اتوماتای یادگیر

پیشنهاد می‌گردد که به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به ازای هر بعد از ویژگی‌یک اتوماتای یادگیر سلولی استفاده می‌کند. هر اتوماتای یادگیر سلولی عهده دار تنظیم توابع عضویت ویژگی است. یک تابع عضویت مربوط به ویژگی خاص به یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نکاشت می‌شود که وظیفه آن یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین می‌باشد. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک توابع عضویت و تعداد آنها می‌باشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خطا انجام می‌گیرد. دیگر مزیت این روش در مقایسه با روش‌های گزارش شده [6][8][9] این است که در این این روش تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند کمتر است ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است.

در بخش ۲ اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی و در بخش ۳ طبقه بندی کننده فازی به اختصار شرح داده می‌شود. در بخش ۴ روش پیشنهادی و در بخش ۵ نتایج آزمایشها آمده است. بخش ۶ نتیجه گیری می‌باشد.

### ۱-۱- اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی

در این قسمت اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی به اختصار شرح داده می‌شود.

#### ۱-۲- اتوماتای سلولی<sup>۶</sup>

اتوماتای سلولی [12] یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید گلوهای پیچیده با هم همکاری می‌کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌تواند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متغیر است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام‌سازی می‌شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهایی که در همسایگی وی هستند تاثیرگذار هستند و سلولهای دورتر، تاثیری ندارند [17].

#### ۱-۳- اتوماتای یادگیر<sup>۷</sup>

اتوماتای یادگیر ماشینی است که میتواند تعدادی عمل متناهی را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می‌شود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده می‌شود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر می‌گیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود، عملی را که

که  $R$  تعداد قوانین فازی،  $n$  تعداد ابعاد ورودی،  $\{1, 2, \dots, M\}$  تعداد دسته‌ها،  $[0, 1] = CF_j$  ضریب قطعیت قانون  $j$  است. درجه عضویت مربوط به مجموعه فازی بر اساس نوع تابع عضویت آن مجموعه فازی محاسبه می‌گردد. به عنوان مثال درجه عضویت تابع گوسی با سه پارامتر  $m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}$  طبق فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$m_{A_{ji}}(m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}; x_i) = \begin{cases} \exp\left(-\left(\frac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,2)}}\right)^2\right), & \text{if } x_i \leq m_{(ji,1)} \\ \exp\left(-\left(\frac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,3)}}\right)^2\right), & \text{if } x_i > m_{(ji,1)} \end{cases} \quad (3)$$

که  $\underline{m}_{ji} = [m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, \dots, m_{(ji,p)}]$  مجموعه فازی ورودی آم از قانون  $j$  است، که شامل  $p$  تابع عضویت می‌باشد. و  $m_{(ji,p)}$  میانگین تابع عضویت  $p$  می‌باشد.  $\underline{r}_j = [\underline{m}_{j1}, \underline{m}_{j2}, \dots, \underline{m}_{jM}]$  قانون فازی  $j$  است و  $\underline{r}_R = [\underline{r}_1, \underline{r}_2, \dots, \underline{r}_R]$  مجموعه قوانین فازی را مشخص می‌کند. هنگامیکه یک داده ورودی  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  به سیستم فازی اعمال شود خروجی به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

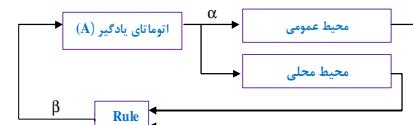
$$q_j(x) = \prod_{i=1}^M m_{A_{ji}}(x_i) \quad (4)$$

$$y = \arg \max_{j=1}^R q_j(x) \cdot CF_j$$

### ۳- طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از  $n$  اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن باز استفاده می‌کند. اتوماتای یادگیر سلولی آم عده دار تنظیم تابع عضویت ویژگی آم است. هر یک از توابع عضویت ویژگی آم به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت می‌شود. یعنی تابع عضویت دسته  $j$  از ویژگی آم به سلول  $j$  از اتوماتای یادگیر آم نگاشت می‌شود. تعداد سلولها در هر یک از اتوماتاهای یادگیر سلولی برابر تعداد دسته‌ها یعنی  $M$  می‌باشد. همسایه‌های یک سلول، سلولهای سمت چپ و سمت راست آن سلول می‌باشد. شمای کلی این طبقه بندی کننده در (شکل ۳) نشان داده شده است. قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم تابع عضویت یک ویژگی می‌پردازیم.

سلولی پیشنهاد گردید [13][14][15]. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند، با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی، به عمل انتخاب شده پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به پاداش و یا جریمه، اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتوماتا بهنگام می‌گردد. بعد از بروزرسانی، هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده برقرار شود، ادامه می‌یابد. اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، اصطلاحاً بسته خوانده می‌شود زیرا هیچگونه ارتباطی با دنیای خارج برای آن در نظر گرفته نشده است. اگر در اتوماتای سلولی یادگیر تمامی سلولها بطور همزمان بروز شود آن را اتوماتای یادگیر سلولی همگام و در غیر این صورت اتوماتای سلولی ناهمگام نامیده می‌شود [16]. نوع دیگر اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی باز (OCLA) می‌باشد. در OCLA علاوه بر محیط محلی یک محیط سراسری نیز برای آن در نظر گرفته شده است (شکل ۲). در OCLA دادن جریمه و یا پاداش به عمل انتخاب شده توسط یک سلول علاوه بر اعمال انتخابی توسط همسایگانش به پاسخ محیط سراسری نیز بستگی دارد. در [14] اثبات شده است این مدل همانند CLA بسته، برای قوانین جابجایی‌پذیر، می‌تواند به نقاط بهینه محلی همگرا شود.



شکل ۲: ارتباط بین یک اتوماتای یادگیر در اتوماتای سلولی باز با محیط‌های محلی و سراسری

### ۲- طبقه بندی کننده فازی

نحوه ایجاد قواعد فازی در این روش، مطابق با الگوریتم ارائه شده در [6] می‌باشد هر قانون فازی به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

$j-th rule:$

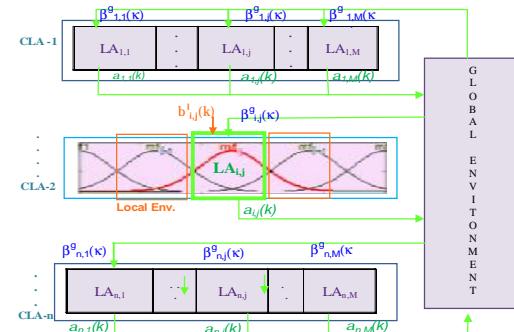
$$\begin{aligned} & \text{if } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn} \\ & \text{then } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ belongs to} \\ & \text{class } H_j \text{ with } CF = CF_j \quad j = 1, 2, \dots, R \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad S_{ij} = S_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \tag{6}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} < x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad S_{ij} = S_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned}$$

هر اتوماتای یادگیری که عمل "میزان کاهش تعلق" را انتخاب نموده است، میزان تعلق ویژگی  $x_{ii}$  را به تابع عضویت متناظر خود کاهش میدهد. در عوض اتوماتای یادگیر سلول مجاور آن اتوماتای یادگیر میزان تعلق ویژگی  $x_{ii}$  را به تابع عضویت متناظر خود افزایش می‌دهد. بدین نحو تابع عضویت همیشه تمام فضای مجموعه فازی را پوشش می‌دهند.

- مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به شرح زیر است.
۱. اتوماتای یادگیر سلولی که هر کدام دارای  $M$  اتوماتای یادگیر می‌باشد ایجاد می‌شود و بردار احتمال انتخاب اعمال هریک از اتوماتاهای یادگیر به  $[0.5 \ 0.5]$  مقدار دهی اولیه می‌شود. میانگین و واریانس تابع عضویتی که اتوماتای یادگیر به آن تخصیص یافته را به صورت تصادفی در محدوده ماکریم و مینیم انتخاب می‌شود.
  ۲. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده‌های آموزشی ایجاد می‌نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۱-۴ آورده شده است)
  ۳. هر یک از داده‌های آموزشی  $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  به طبقه بندی کننده داده می‌شود. به ازای هر ویژگی  $x_{ii}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متعلق به اتوماتای یادگیر  $i$  که متناظر با تابع عضویتی که ویژگی  $x_{ii}$  بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعل شدن می‌شود.
  ۴. به ازای هر اتوماتای یادگیر سلولی مراحل زیر را انجام میدهیم:
    - ۴.۱. اتوماتاهای یادگیر کاندیدای فعل شدن را فعال نموده و هر کدام، یکی از اعمال خود را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب می‌کند.
    - ۴.۲. بر اساس عمل انتخاب شده توسط اتوماتاهای یادگیر، میانگین و واریانس تابع عضویت تخصیص داده شده به اتوماتاهای یادگیر، طبق رابطه‌های (۵) و (۶) اصلاح می‌شود.
    - ۴.۳. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده‌های آموزشی ایجاد می‌نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۱-۴ آورده شده است)
    - ۴.۴. هر یک از داده‌های آموزشی به طبقه بندی کننده داده می‌شود و دسته این داده آموزشی تعیین می‌گردد. به ازای هر ویژگی  $x_{ii}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر  $i$  متناظر با تابع عضویتی که ویژگی



شکل ۳: شماتیکی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

فرض کنید  $m_{ij}$  میانگین و  $S_{ij}$  واریانس تابع عضویتی هستند که اتوماتای یادگیر  $i$  از اتوماتای یادگیر سلولی ۱ ام برای هر دسته از داده‌های آموزشی یک حداکثر و یک حداقل میانگین واریانس تابع عضویت تعیین می‌گردد. میانگین تابع عضویت  $m_{ij}$  می‌تواند یکی از مقادیر در بازه  $[m_{ij}^{\min} \ m_{ij}^{\max}]$  را داشته باشد.  $m_{ij}^{\min}$  حداقل مقدار ویژگی  $i$  ام در دسته  $i$  ام و  $m_{ij}^{\max}$  حداکثر مقدار ویژگی  $i$  ام در دسته  $i$  ام می‌باشد.

هر اتوماتای یادگیر دارای دو عمل "میزان کاهش تعلق ویژگی به تابع عضویت" و "افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" می‌باشد. انتخاب عمل "کاهش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  باعث فاصله گرفتن میانگین  $m_{ij}$  تابع عضویت  $i$  از ویژگی  $x_{ii}$  و کاهش میزان واریانس  $S_{ij}$  طبق روابط ۵ می‌گردد.  $CF_r$  ضریب قطعیت قانونی است که بیشترین سهم را در دسته بندی داده آموزشی به عهده داشته است.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad S_{ij} = S_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \tag{5}$$

if  $m_{ij} < x_{ii}$  then

$$\begin{aligned}
 & m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & S_{ij} = S_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned}$$

انتخاب عمل "افزایش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  نزدیکتر شدن میانگین  $m_{ij}$  تابع عضویت  $i$  به ویژگی  $x_{ii}$  و افزایش میزان واریانس  $S_{ij}$  طبق روابط ۶ می‌گردد. به آن تخصیص داده شده است. اتوماتای یادگیر هر سلول وظیفه تنظیم ساختار (میانگین، واریانس) آن تابع عضویت را به عهده دارد.

$$q = \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq H_j}}^M \frac{q_t}{M-1} \quad (13)$$

از یک مجموعه معتبرسازی برای تعیین میزان تاثیر قواعد ایجاد شده استفاده می‌شود. داده‌های مجموعه معتبرسازی را با سیستم حاصله آزمایش نموده و تعداد دفعات ارجاع به هر قانون A و تعداد دفعات برنده شدن قانون بصورت نادرست F را مشخص محسوبه می‌نماییم. هر قانونی را که A-F\*PT از حد آستانه‌ای (tr) کمتر بود حذف می‌گردد. پارامتر PT با توجه به نوع مساله انتخاب می‌شود.<sup>[۱۷]</sup>

#### ۴- نتایج آزمایشها

پایگاه داده زنبق شامل ۱۵۰ داده با ۴ ویژگی است که داده‌ها به سه کلاس تعلق دارند در هر کلاس ۵۰ داده قرار دارد. در هر بعد داده‌ها را در بازه  $[0,1]$  نرمال می‌نماییم. تعداد داده‌های آموزشی ۷۵ و تعداد داده‌های آزمایشی ۳۷ و تعداد داده‌های معتبرسازی ۳۸ داده در نظر گرفته شده است. نتایج ارایه شده میانگین ۲۰ بار اجرای الگوریتم می‌باشد. سیستم فازی دارای چهار مجموعه فازی ورودی است که هر ورودی معادل یکی از ویژگی‌ها می‌باشد و بنابراین از ۴ اتماتای یادگیر سلولی استفاده می‌شود. هر اتماتای فازی یادگیر سلولی دارای سه سلول می‌باشد. ساختار سیستم فازی از نوع ساگنو می‌باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای  $d_{\text{fm}}$ ،  $d_{\text{fs}}$ ،  $r$ ،  $d_{\text{fm}}$  به ترتیب ۰.۰۱۰.۰۰۸ و ۰.۰۱۰.۰۰۸ در نظر گرفته شده است. نتیج آزمایشها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱: انواع روش‌های اتوماتیک ایجاد قانون و تابع عضویت در طبقه‌بندی فازی

		تعداد قانون	RANDMEN
<b>ANFIS</b>		۸۱	٪۹۹.۵
<b>Pruning</b>		۲۸	٪۹۳.۳
<b>Multi-rule-table</b>		۵۹۷۵	٪۹۴.۳
<b>GA-based</b>		۱۰	٪۹۰.۶۷
<b>PSO-based Fuzzy</b>		۴.۷۵	٪۹۶.۸
<b>LA-based Fuzzy (L<sub>RP</sub>)</b>	<b>Pt=1</b>	۱۲	٪۹۲.۲۳
	<b>Pt=1.5</b>	۱۱	٪۹۳.۶۳
	<b>Pt=2</b>	۱۰	٪۹۳.۱
<b>LA-based Fuzzy (L<sub>IP</sub>)</b>	<b>Pt=1</b>	۱۳	٪۹۲
	<b>Pt=1.5</b>	۱۳	٪۹۲
	<b>Pt=2</b>	۱۰	٪۹۳.۱
<b>CLA-based Fuzzy (L<sub>RP</sub>)</b>	<b>Pt=1</b>	۹	٪۹۶.۵۵
	<b>Pt=1.5</b>	۸	٪۹۷.۳
	<b>Pt=2</b>	۵	٪۹۴.۸۱
<b>CLA-based Fuzzy (L<sub>IP</sub>)</b>	<b>Pt=1</b>	۱۰	٪۹۶
	<b>Pt=1.5</b>	۱۰	٪۹۶.۵۵
	<b>Pt=2</b>	۹	٪۹۴.۱

بیشترین تعلق را به آن دارد، پاسخ سراسری،  $b_{ij}^g(k)$  به عنوان ورودی مرحله  $\text{کام}$  بر طبق رابطه (۷) محاسبه می‌گردد

$$b_{ij}^g(k) = \begin{cases} CF, & \text{if } x_{ii} \text{ classifies correctly} \\ 1 - CF, & \text{if } x_{ii} \text{ does not classify correctly} \end{cases} \quad (7)$$

۷. در صورتیکه حداقل یکی از همسایه‌های سلول (i,j) عمل "کاهش میزان تعلق" و یا "افزایش میزان تعلق" را انتخاب کرده باشند پاسخ محلی  $b_{ij}^l$  به اتماتای یادگیر  $\text{LA}_{ij}$  آن سلول داده می‌شود، طبق رابطه (۸) محاسبه می‌گردد. پاسخ محلی به گونه‌ای تنظیم شده است که

If  $\text{LA}_{ij-1}$  is Active

$$b_{ij}^l(k) = 1 - b_{ij-1}^g(k) \quad (8)$$

elseif  $\text{LA}_{ij+1}$  is Active

$$b_{ij}^l(k) = 1 - b_{ij+1}^g(k) \quad (8)$$

۸. با توجه به دو پاسخ محیط محلی و سراسری هر اتماتای یادگیر،  $b_{ij}$  در مرحله  $\text{کام}$  طبق رابطه زیر محاسبه می‌گردد

$$b_{ij}(k) = b_{ij}^l(k) + b_{ij-1}^g(k) \quad (9)$$

۹. بردار احتمال انتخاب اعمال اتماتاهای یادگیر فعال طبق رابطه (۱) اصلاح می‌شود.

۱۰. تا زمانیکه حداقل تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه‌بندی  $e$ ، مراحل ۳ تا ۷ تکرار می‌شود.

۱۱. حذف توابع عضویتی که در هیچ یک از قوانین فازی استفاده نشده باشند و توسط توابع عضویت همسایه خود کاملاً پوشانده شده باشند. زیرا این قوانین هیچ تاثیری در طبقه‌بندی ندارند.

#### ۳- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

برای مشخص نمودن قسمت مقدم قانون  $\text{Zam}$  به ازای هر یک (ورودی) از بک داده آموزشی تابع عضویت آن ورودی  $x_i$  را که بیشترین تعلق در بین توابع دیگر دارد پیدا می‌کنیم و برای مشخص نمودن قسمت تالی قانون به صورت زیر عمل می‌نماییم:

به ازای قانون  $\text{Zam}$ ،  $CF$  به صورت زیر محاسبه می‌گردد [۳]

$$q_t = \sum_{x_p \in \text{Class } t} q_j(x_p), t = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

$$H_j = \arg \max_{t=1}^M q_t \quad (11)$$

$$CF_j = \frac{q_{H_j} - q}{\sum_{t=1}^M q_t} \quad (12)$$

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتماتای یادگیر سلولی پیشنهاد گردید. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتماتاهای یادگیر سلولی تابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. یکی از مزایای این روش تعیین اتماتیک تابع عضویت و تعداد آنها می باشد که در سایر روشها از طریق آرماش و خطا انجام می گیرد. دیگر مزیت این روش کمتر بودن تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند در مقایسه با روشهای گزارش شده می باشد. نتایج آرماشها نشان داد که طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از کارایی بسیار خوبی برخودار می باشد.

## مراجع

- [12] Wolfram, S., "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [13] Beigy, H. and Meybodi, M. R, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances on Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, 2004.
- [14] Beigy, H and Meybodi, M. R., "Open Synchronous Cellular Learning Automata", Proceedings of the 8th world Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Informatics(SCI2004), pp. 9-15, Orlando, Florida, USA. July 18-21, 2004.
- [15] Beigy, H. and Meybodi, M. R, "Asynchronous Cellular Learning Automata", Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, Vol. 44, No. 5, May 2008, to appear.
- [16] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A Hybrid Clustering and Gradient Descent Approach for Fuzzy Modeling", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 29, pp. 686-693, 1999.
- م. زیارت بان، م. ح. مرادی و م. ازوجی "بهبود کارایی طبقه بندی کننده فازی با آموزش تابع عضویت و انتخاب قواعد به منظور تشخیص ارقام دست نویس" مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران ۲۵-۲۶ بهمن ۱۳۸۵
- [18] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "A Fuzzy Classifier based on Learning Automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Azad University, Ghazvin, Iran, 2007.

<sup>1</sup> Grid-type Fuzzy Partition

<sup>2</sup> Scatter-type Fuzzy Partition

<sup>3</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

<sup>4</sup> Particle Swarm Optimization

<sup>5</sup> Cellular Learning Automata

<sup>6</sup> Cellular Automata

<sup>7</sup> Learning Automata

[۱۷]

- [1] Butenkov, S. and Krivsha, V., "Classification using Fuzzy Geometric Features", Proc. IEEE Conf. ICAIS'02, Divnomorskoe, Russia, 89-91. 2002.
- [2] Klose, A. and Kruse, R. "Enabling Neuro-fuzzy Classification to Learn from Partially Labeled Data", IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, page 32-42, 2002.
- [3] Ishibuchi, H., Nozaki, K., Yamamoto, N. and Tanaka,H., "Selecting Fuzzy If-Then Rules for Classification Problems Using Genetic Algorithms", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 3, pp. 260-270, 1995.
- [4] Jang, J. S., "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [5] Nozaki, K., Ishibuchi, H. and Tanaka, H., "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 4, No. 3, Aug., pp. 238-250, 1996.
- [6] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A Hybrid Clustering and Gradient Descent Approach for Fuzzy Modeling," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 29, pp. 686-693 (1999).
- [7] Chen, C. C., "Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems", Tamkang Journal of Science and Engineering, Vol. 9, No. 1, pp. 63-70, 2006.
- [8] Borji, A., M. Hamidi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M. "CLPSO-based Color Image Segmentation", 26th Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS'07). San Diego, California, USA, June 24-27, 2007.
- [9] Hamidi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M., " PSO-based Fuzzy Color Classification System" Proceedings of Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP 2007) , Mashhad, Iran, Feb. 14-15, 2007.
- [10] Narendra K. S. and Thathachar M. A. L., *Learning Automata: An Introduction*, Prentice Hall, 1989.
- [11] Thathachar, M.A.L. and Sastry, P.S., "Varieties of Learning Automata: An Overview", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 32, No. 6, pp. 711-722, 2002.