



## 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> [5][4][3] یا به صورت پراکنده و نامنظم<sup>۲</sup> [6] تقسیم نمود و به هر قسمت یک تابع عضویت اختصاص داد. در [3] از الگوریتم ژنتیک، در [4] 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 [7][8][9] از PSO<sup>۴</sup> استفاده شده است. این روش در مقایسه با الگوریتم ژنتیک دارای سرعت و راندمان بالاتری است. در [25] از اتوماتای یادگیر 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، کاملاً 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. [19][18][21]. در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز<sup>۵</sup>

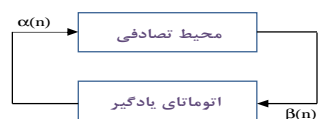
**چکیده:** در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد میگردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند. از اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار 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 متناظر 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 وقت گیر است، چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند [1][2].

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



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

الگوریتم یادگیری  $S-L_{Rep}$  یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است.  $S-L_{Rep}$  با  $r$  عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می کند. اگر در تکرار  $n$ م عمل  $a_i$  انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن  $b_i(n)$  باشد، بردار احتمالهای اتوماتا طبق رابطه [10] بروز می شود. در روابط  $a$  پارامتر پاداش و  $b$  پارامتر جریمه می باشند. با توجه به مقادیر  $a$  و  $b$  سه حالت زیر را می توان در نظر گرفت.

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

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

#### ۴-۱- 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 ضعفهای عنوان شده برای اتوماتای سلولی، در [12] با ترکیب این دو مدل، مدل اتوماتای یادگیر

پیشنهاد می گردد که به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به ازای هر بعد از ویژگی یک 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 نگاشت میشود که وظیفه آن یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین می باشد. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک توابع عضویت و تعداد آنها میباشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خطا انجام میگردد. دیگر مزیت این روش در مقایسه با روشهای گزارش شده [6][8][9] این است که در 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.

#### ۲-۱- اتوماتای سلولی<sup>۶</sup>

اتوماتای سلولی [12] یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقادیردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام رسانی می شوند. 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].

#### ۳-۱- 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،  $H_j \in \{1, 2, \dots, M\}$  خروجی قوانین،  $M$  تعداد دسته‌ها،  $CF_j = [0, 1]$  ضریب قطعیت قانون  $j$ ام 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  $j$ ام از قانون  $j$ ام است، که شامل  $p$  تابع عضویت می‌باشد. و  $m_{(ji,p)}$  میانگین تابع عضویت  $p$  می‌باشد.  $\underline{r}_j = [\underline{r}_{j1}, \underline{r}_{j2}, \dots, \underline{r}_{jM}]$  قانون فازی  $j$ ام است و  $r = [r_1, r_2, \dots, r_R]$  مجموعه قوانین فازی را مشخص می‌کند.  $\underline{a} = [H_1, CF_1, H_2, CF_2, \dots, H_R, CF_R]$  خروجی مجموعه قوانین است. هنگامیکه یک داده ورودی  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  به سیستم فازی اعمال شود خروجی به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

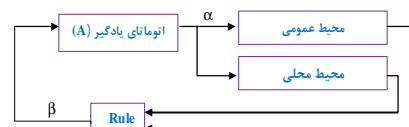
$$q_j(x) = \prod_{i=1}^M m_{A_{ji}}(x_i) \quad (4)$$

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

### ۳- طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از  $n$  اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز استفاده میکند. اتوماتای یادگیر سلولی  $j$ ام عهده دار تنظیم توابع عضویت ویژگی  $j$ ام است. هر یک از توابع عضویت ویژگی  $j$ ام به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود. یعنی تابع عضویت دسته  $j$ ام از ویژگی  $j$ ام به سلول  $j$ ام از اتوماتای یادگیر  $j$ ام 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 توابع عضویت یک ویژگی می‌پردازیم.

سلولی پیشنهاد گردید [13][15][14]. 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 جابجایی پذیر، 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.

$$j\text{-th rule:}$$

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn}$$

$$\text{then } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ belongs to}$$

$$\text{class } H_j \text{ with } CF = CF_j \quad j = 1, 2, \dots, R \quad (2)$$

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ij} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad s_{ij} = s_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r \\
 & \text{if } m_{ij} < x_{ij} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad s_{ij} = s_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \quad (6)$$

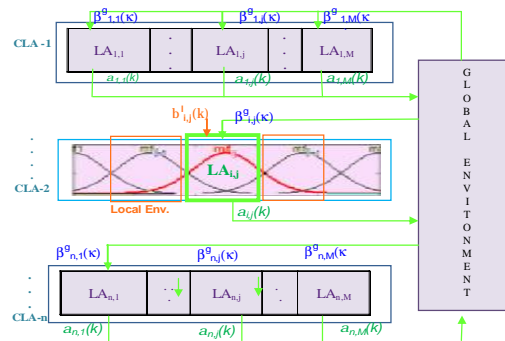
هر اتوماتای یادگیری که عمل "میزان کاهش تعلق" را انتخاب نموده است، میزان تعلق ویژگی  $x_{ii}$  را به تابع عضویت متناظر خود کاهش میدهد. در عوض اتوماتای یادگیر سلول مجاور آن اتوماتای یادگیر میزان تعلق ویژگی  $x_{ii}$  را به تابع عضویت متناظر خود افزایش می‌دهد. بدین نحو توابع عضویت همیشه تمام فضای مجموعه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

مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به شرح زیر است.

۱.  $n$  اتوماتای یادگیر سلولی که هر کدام دارای  $M$  اتوماتای یادگیر می باشند 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 ماکزیمم و مینیمم انتخاب می‌شود.
۲. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم ( نحوه انجام این کار در قسمت ۴-۱ آورده شده است)
۳. هر یک از داده های آموزشی  $\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$  به طبقه بندی کننده داده میشود. به ازای هر ویژگی  $x_{ti}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متعلق به اتوماتای یادگیر  $i$ ام که متناظر با تابع عضویتی که ویژگی  $x_{ti}$  بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعال شدن می‌شود.
۴. به ازای هر اتوماتای یادگیر سلولی مراحل زیر را انجام میدهیم:
  - ۴.۱. ، اتوماتاهای یادگیر کاندیدای فعال 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 توابع عضویت تخصیص داده شده به اتوماتاهای یادگیر، طبق رابطه های (۵) و (۶) اصلاح می‌شود.

۵. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم ( نحوه انجام این کار در قسمت ۴-۱ آورده شده است)
۶. هر یک از داده های آموزشی به طبقه بندی کننده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. به ازای هر ویژگی  $x_{ii}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  متناظر با تابع عضویتی که ویژگی



شکل 3: شمای کلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

فرض کنید  $m_{ij}$  میانگین و  $s_{ij}$  واریانس تابع عضویتی هستند که اتوماتای یادگیر  $i$ ام از اتوماتای یادگیر سلولی  $i$ ام برای هر دسته از داده های 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. حداقل مقدار ویژگی  $i$ ام در دسته  $i$ ام و  $m_{ij}^{axn}$  حداکثر مقدار ویژگی  $i$ ام در دسته  $i$ ام می‌باشند.

هر اتوماتای یادگیر دارای دو عمل "کاهش میزان 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  $mf_{ij}$  از ویژگی  $x_{ti}$  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.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad s_{ij} = s_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r \\
 & \text{if } m_{ij} < x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad s_{ij} = s_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \quad (5)$$

انتخاب عمل "افزایش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  نزدیکتر شدن میانگین  $m_{ij}$  تابع عضویت  $mf_{ij}$  به ویژگی  $x_{ti}$  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 می شود. داده های مجموعه معتبر سازی 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 محاسبه می نماییم. هر قانونی را که A-F\*PT از حد آستانه ای (tr) کمتر بود حذف می گردد. پارامتر PT با توجه به نوع مساله انتخاب می شود. [۱۷]

#### ۴- نتایج آزمایشها

پایگاه داده زنبق شامل ۱۵۰ داده با ۴ ویژگی است که داده ها به سه کلاس تعلق دارند در هر کلاس ۵۰ داده قرار دارد. در هر بعد داده ها را در بازه [0,1] نرمال می نماییم. تعداد داده های آموزشی ۷۵ و تعداد داده های آزمایشی ۳۷ و تعداد داده های معتبر سازی ۳۸ داده در نظر گرفته شده است. نتایج ارایه شده میانگین ۲۰ بار اجرای الگوریتم می باشد. سیستم فازی دارای چهار مجموعه فازی ورودی است که هر ورودی معادل یکی از ویژگی ها می باشد و بنابراین از ۴ اتوماتای یادگیر سلولی استفاده میشود. هر اتوماتای یادگیر سلولی دارای سه سلول می باشد. ساختار سیستم فازی از نوع ساکنو می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای  $d_{fs}$ ،  $r$  و  $d_{fm}$  به ترتیب 0.008، 0.01 و 0.01 در نظر گرفته شده است. نتیج آزمایشها در جدول ۱ آمده است.

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

		تعداد قانون	راندمان
ANFIS		۸۱	٪۹۹.۵
Pruning		۲۸	٪۹۳.۳
Multi-rule-table		۵۹۷.۵	٪۹۴.۳
GA-based		۱۰	٪۹۰.۶۷
PSO-based Fuzzy		۴.۷۵	٪۹۶.۸
LA-based Fuzzy (LRP)	Pt=1	۱۲	٪۹۲.۲۳
	Pt=1.5	۱۱	٪۹۳.۶۳
	Pt=2	۱۰	٪۹۳.۱
LA-based Fuzzy (LIP)	Pt=1	۱۳	٪۹۲
	Pt=1.5	۱۳	٪۹۳
	Pt=2	۱۰	٪۹۳.۱
CLA-based Fuzzy (LRP)	Pt=1	۹	٪۹۶.۵۵
	Pt=1.5	۸	٪۹۷.۳
	Pt=2	۵	٪۹۴.۸۱
CLA-based Fuzzy (LIP)	Pt=1	۱۰	٪۹۶
	Pt=1.5	۱۰	٪۹۶.۵۵
	Pt=2	۹	٪۹۴.۱

$x_{ij}$  بیشترین تعلق را به آن دارد، پاسخ سراسری،  $b_{ij}^g(k)$  به عنوان ورودی مرحله kام بر طبق رابطه (۷) محاسبه می گردد

$$b_{ij}^g(k) = \begin{cases} CF_r & \text{if } x_{ij} \text{ classifies correctly} \\ 1 - CF_r & \text{if } x_{ij} \text{ doesn't classify correctly} \end{cases} \quad (7)$$

۷. در صورتیکه حداقل یکی از همسایه های سلول (i,j) عمل "کاهش میزان تعلق" و یا "افزایش میزان تعلق" را انتخاب کرده باشند پاسخ محلی  $b_{ij}^l$  به اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  آن سلول داده می شود، طبق رابطه (۸) محاسبه می گردد. پاسخ محلی به گونه ای تنظیم شده است که

If  $LA_{ij-1}$  is Active

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

elseif  $LA_{ij+1}$  is Active

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

۸. با توجه به دو پاسخ محیط محلی و سراسری هر اتوماتای یادگیر،  $b_{ij}$  در مرحله kام طبق رابطه زیر محاسبه می گردد

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

۹. بردار احتمال انتخاب اعمال اتوماتاهای یادگیر فعال طبق رابطه (۱) اصلاح می شود.

۱۰. تا زمانی که حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه بندی  $e$ ، 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 طبقه بندی ندارند.

#### ۳-۱- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

برای مشخص نمودن قسمت مقدم قانون  $\lambda$ ام به ازای هر بُعد (ورودی) از یک داده آموزشی تابع عضویت آن ورودی  $x_i$  را که بیشترین تعلق را در بین توابع دیگر دارد پیدا می کنیم و برای مشخص نمودن قسمت تالی قانون به صورت زیر عمل می نماییم:

به ازای قانون  $\lambda$ ام،  $H$  و  $CF$  به صورت زیر محاسبه می گردند [3]

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

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

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

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سولوی پیشنهاد گردید. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سولوی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک توابع عضویت و تعداد آنها میباشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خطا انجام میگردد. دیگر مزیت این روش کمتر بودن تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند در مقایسه با روشهای گزارش شده میباشد. نتایج آزمایشها نشان داد که طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از کارایی بسیار خوبی برخوردار میباشد.

## 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.
- [17] م. زیارت بان، م. ح. مرادی و م. ازوجی "بهبود کارایی طبقه بندی کننده فازی با آموزش توابع 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.
- [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.

<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