

## یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر

ماندانا حمیدی<sup>1,3</sup> محمد رضا میبدی<sup>2</sup>

<sup>1</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، قزوین، ایران

<sup>2</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

<sup>3</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد زرقان، زرقان، ایران

Email: hamidi@iauzarghan.ac.ir, meybodi@ce.aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر پیشنهاد می گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. هر کدام از توابع عضویت به یک اتوماتای یادگیر مجهز شده است که عهده دار یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن تابع عضویت میباشد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (*Iris*) آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان می دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از 11 قانون فازی میتواند داده ها را با راندمان 93/63٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روشهای گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می باشد.

کلید واژه: طبقه بندی فازی، اتوماتاهای یادگیر، سیستم های فازی، توابع عضویت فازی

### 1- مقدمه

عموما از تقسیم فضای مجموعه ورودی فازی جهت مشخص نمودن قسمت شرط قوانین استفاده می شود. فضای ورودی فازی را می توان به صورت شبکه ای<sup>1</sup> [3][7][6][5][4] یا به صورت پراکنده و نامنظم<sup>2</sup> [10][9] تقسیم نمود و به هر قسمت یک تابع عضویت اختصاص داد. در [4] طبقه بندی کننده سیستم تطبیقی استنتاج فازی ANFIS<sup>3</sup> معرفی شده است که یک روش تطبیقی است و فضایی از ورودی را که توابع عضویت در آن قرار می گیرند تنظیم می نماید. در این روش توابع عضویت فازی به طور یکنواخت در فضای ورودی قرار داده می شوند. هر کدام از این توابع فازی دارای پارامترهایی است که جابجایی و تغییر شکل را برای آن تابع امکان پذیر می نمایند. این روش دارای دو

امروزه از سیستم های فازی به دلیل نزدیک بودن آن با منطق و زبان طبیعی انسان، استفاده گسترده ای در حوزه های مختلف شده است. قابل فهم بودن بیشتر قواعد اگر-آنگاه فازی، استفاده از آن ها را در طبقه بندی کننده ها آسان کرده است [1][2]. برای ایجاد قوانین فازی نیاز به یک فرد خبره است که با توجه به دانش خود از مساله و داده های آموزشی، قوانین و توابع عضویت فازی را تنظیم نماید، که نه تنها روشی وقت گیر است بلکه امکان دارد با وجود اشراف کامل این فرد به مساله، قوانین ایجاد شده بهترین قوانین نباشند. اخیرا بیشتر تحقیقات بر روی روشهای تولید اتوماتیک قوانین و توابع عضویت متمرکز شده است.

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

<sup>3</sup> Scatter-type Fuzzy Partition

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

به منظور ایجاد قوانین فازی با استفاده از داده های آموزشی،

مشکل عمده می‌باشد. اولاً باید تعداد توابع فازی از ابتدا تعیین شود و دوماً اینکه با افزایش تعداد داده‌های آموزشی پیچیدگی این سیستم افزایش می‌یابد.

در [3] مجموعه‌ای از توابع و قوانین بصورت تصادفی تولید شده و سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک از بین آنها، بهترین قوانین انتخاب می‌شوند. این روش در حل مسایلی با ابعاد بالا ضعیف عمل می‌کند، زیرا با افزایش تعداد قوانین، یادگیری الگوریتم ژنتیک زمان زیادی لازم دارد. در [12][13][14] از PSO<sup>4</sup> به منظور ایجاد حداقل قوانین فازی با حداکثر راندمان استفاده شده است. این روش نسبت به الگوریتم ژنتیک سرعت و راندمان بالاتر و تعداد قوانین فازی کمتری داشته است. این روش مشکل همگرایی زودرس را دارد و به مقداردهی اولیه اعضای جمعیت و مقادیر پارامترها حساسیت بالایی دارد. همچنین در این روش تعداد تابع عضویت فازی را بایستی به صورت دستی از قبل تعیین نمود.

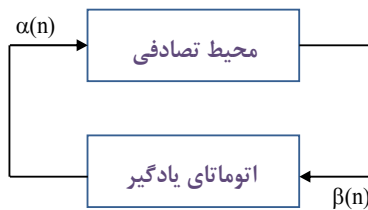
در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر پیشنهاد می‌گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه‌ای از اتوماتاهای یادگیر توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند. هر کدام از توابع عضویت به یک اتوماتای یادگیر مجهز شده است که عهده دار یافتن مناسب‌ترین واریانس و میانگین برای آن تابع عضویت می‌باشد. تعدادی تابع عضویت به هر ویژگی (بعد) از داده‌های آموزشی نسبت داده می‌شود. هر اتوماتای یادگیر وظیفه تنظیم ساختار (میانگین و واریانس) یک تابع عضویت را به عهده دارد. تعداد توابع عضویت با توجه به داده‌های آموزشی تنظیم می‌شوند. در این روش از اتوماتای یادگیر مدل s استفاده شده است. اتوماتاهای یادگیر به ازای هر یک از ویژگیهای الگو که بصورت اشتباه/صحیح طبقه‌بندی شده است، جریمه/پاداش دریافت می‌نمایند. اتوماتای یادگیر عملی را انتخاب می‌نماید که میزان تعلق هر یک از ویژگی‌های این الگو، به تابع عضویت را بسته به موقعیت کاهش/افزایش می‌دهد. یکی از مزایای این روش به حداقل رساندن توابع عضویت است که در سایر روش‌ها این تعداد بایستی در ابتدا مشخص شود. تعداد پارامترهایی که باید بر طبق مساله تنظیم شوند، نسبت به روشهای گزارش شده در

[12][13][14] کمتر است. طبقه‌بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (Iris) آزمایش شده است. نتایج آزمایشها نشان می‌دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از 11 قانون فازی میتواند داده‌ها را با راندمان 93/63٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روشهای گزارش شده که در جدول 1 به آنها اشاره شده است نتیجه نسبتاً خوبی می‌باشد.

ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش 2 اتوماتاهای یادگیر، در بخش 3 طبقه‌بندی کننده فازی و در بخش 3 طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شده است. در بخش 5 نتایج آزمایش‌ها آمده است. بخش 6 نتیجه گیری می‌باشد.

## 2- اتوماتای یادگیر

یک اتوماتای یادگیر ماشینی است که می‌تواند تعدادی متناهی عمل 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 بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در (شکل 1) مشاهده می‌شود. [15]



شکل 1: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داد که  $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه عمل‌های اتوماتا،  $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  مجموعه ورودی‌های اتوماتا،  $p = \{p_1, \dots, p_r\}$  بردار احتمال انتخاب هریک از عمل‌ها و  $p(k+1) = T[\alpha(k), \beta(k), p(k)]$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. ورودی محیط یکی از  $r$  عمل انتخاب شده اتوماتا است.

<sup>4</sup> Particle Swarm Optimization

$j$ -th rule:

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

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:

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

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  $r = [\underline{r}_1, \underline{r}_2, \dots, \underline{r}_R]$  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.

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

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

#### 4- طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از مجموعه ای از  $n \times M$  اتوماتای یادگیر برای یافتن توابع عضویت بهینه فازی استفاده می‌کند. تعداد ورودی‌های فازی برابر با تعداد ویژگی‌ها یعنی  $n$  و تعداد اتوماتاهای یادگیر هر ویژگی برابر با تعداد دسته‌ها یعنی  $M$  می‌باشد. به هر یک از توابع عضویت یک ویژگی، یک اتوماتای یادگیر تخصیص داده می‌شود. اتوماتای یادگیر  $j$ ام از ویژگی  $i$ ام ( $mf_{ij}$ ) است.

خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل  $i$  توسط  $\beta_i$  مشخص می‌شود. اگر  $\beta_i$  یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل  $P^5$  نامیده می‌شود. در چنین محیطی  $\beta_i(k) = 1$  بعنوان پاسخ نامطلوب<sup>6</sup> یا شکست<sup>7</sup> و  $\beta_i(k) = 0$  بعنوان پاسخ مطلوب<sup>8</sup> یا موفقیت در نظر گرفته می‌شوند. در محیط مدل  $Q^9$ ،  $\beta_i(k)$  شامل تعداد محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه  $[1, 0]$  می‌باشد. درحالی‌که در محیط مدل  $S^{10}$  مقادیر  $\beta_i(k)$  یک متغیر تصادفی در بازه  $[1, 0]$  می‌باشد ( $\beta_i(k) \in [0, 1]$ ).

الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتم‌های یادگیری خطی از نوع  $S$  می‌باشد. فرض کنید عمل  $\alpha_i$  در مرحله  $k$ ام انتخاب شود. اتوماتای یادگیر  $S - L_{Rep}$  با  $r$  عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می‌کند. اگر در تکرار  $k$ ام عمل  $\alpha_i$  انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن  $\beta_i(k)$  باشد، بردار احتمالات اتوماتا طبق رابطه [15] بروز می‌شود.

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

در روابط (1) پارامتر  $b$  پاداش و پارامتر جریمه می‌باشند. با توجه به مقادیر  $a, b$  سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت. زمانی‌که  $a, b$  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 [16]

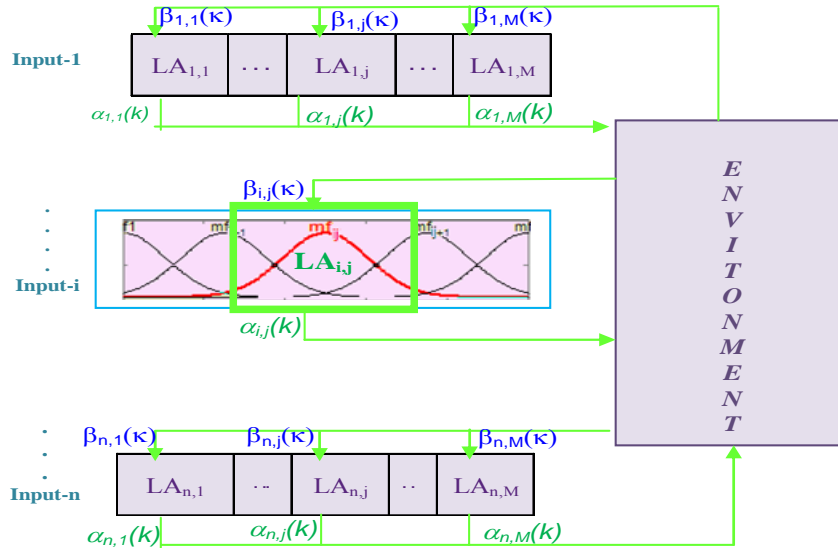
#### 3- طبقه بندی کننده فازی

نحوه ایجاد قواعد فازی در این روش، مطابق با الگوریتم ارائه شده در [12] می‌باشد. بر اساس یک جدول جستجو، بازی هر زوج ورودی-خروجی یک قاعده ایجاد و برای آن یک ضریب اطمینان  $CF$  محاسبه می‌شود. هر قانون فازی به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

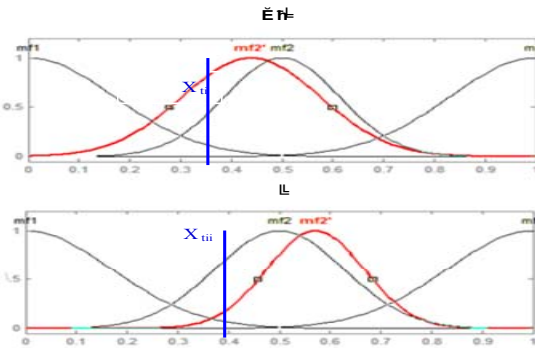
<sup>5</sup> P-model  
<sup>6</sup> Unfavorable  
<sup>7</sup> Failure  
<sup>8</sup> Favorable  
<sup>9</sup> Q-Model  
<sup>10</sup> S-Model

داده شده است.

اتوماتای یادگیر که در این مقاله استفاده شده است از نوع S است. شمای کلی این طبقه بندی کننده در (شکل 2) نشان



شکل 2: شمای کلی طبقه بندی کننده پیشنهادی



شکل 3: الف) اثر افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت ب) اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت

هر داده آموزشی  $\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$  که به طبقه بندی پیشنهادی داده می شود، در یک دسته خاص قرار داده می شود. بر اساس دسته تعیین و درجه قطعیت قانونی که بیشترین نقش را در طبقه بندی داده آموزشی به عهده دارد، به اتوماتاهای یادگیر تخصیص داده شده به توابع عضویتی که ویژگی  $x_{ti}$  به آن بیشترین تعلق را دارد، پاسخ سراسری  $\beta_{ij}$  طبق رابطه 5 داده می شود.  $CF_r$  ضریب قطعیت قانونی است که بیشترین سهم را در دسته بندی داده آموزشی به عهده داشته است.

$\beta_{ij} = \begin{cases} CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ is not classified correctly} \\ 1 - CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ is classify correctly} \end{cases}$	(5)
---	-----

قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم توابع عضویت یک ویژگی توسط اتوماتای یادگیر می پردازیم.  $m_{ij}$  میانگین و  $\sigma_{ij}$  واریانس تابع عضویت  $mf_{ij}$  هستند که اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  به آن تخصیص داده شده است. وظیفه اتوماتای یادگیر تخصیص داده شده به یک تابع عضویت، تنظیم ساختار (میانگین و واریانس) آن تابع عضویت می باشد. بطور مثال اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  عهده دار تنظیم میانگین  $m_{ij}$  و واریانس  $\sigma_{ij}$  تابع عضویت  $mf_{ij}$  است. برای هر دسته از داده های آموزشی یک حداکثر و یک حداقل میانگین و واریانس تابع عضویت تعیین میگردد. میانگین تابع عضویت  $m_{ij}$  می تواند یک مقدار در بازه  $[m_{ij}^{\min}, m_{ij}^{\max}]$  باشد. حداقل مقدار ویژگی زام در دسته نام و  $m_{ij}^{avn}$  حداکثر مقدار ویژگی زام در دسته نام می باشند. هر اتوماتای یادگیر دارای دو عمل "کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" و "افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" می باشد. در شکل 3-الف اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت و شکل 3-ب اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت نشان داده شده است. توابع تعلق به رنگ قرمز در این اشکال توابع تعلق را بعد انجام عمل مورد نظر نشان میدهد.

انتخاب عمل "کاهش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  باعث تغییرات در میانگین  $m_{ij}$  و واریانس  $\sigma_{ij}$  تابع عضویت طبق روابط 6 میگردد. اعمال عمل "کاهش میزان تعلق" باعث فاصله گرفتن میانگین  $m_{ij}$  تابع عضویت  $mf_{ij}$  از ویژگی  $x_{ti}$  و کاهش میزان واریانس  $\sigma_{ij}$  میگردد.

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

انتخاب عمل "افزایش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  باعث تغییرات در میانگین  $m_{ij}$  و واریانس  $\sigma_{ij}$  تابع عضویت طبق روابط 7 میگردد. اعمال عمل "افزایش میزان تعلق" باعث نزدیکتر شدن میانگین  $m_{ij}$  تابع عضویت  $mf_{ij}$  به ویژگی  $x_{ti}$  و افزایش میزان واریانس  $\sigma_{ij}$  میگردد.

$\begin{aligned} & \text{if } m_{ij} > x_{ti} \text{ then} \\ & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm}.CF_r \\ & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} + d_{fs}.CF_r \\ & \text{if } m_{ij} < x_{ti} \text{ then} \\ & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm}.CF_r \\ & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs}.CF_r \end{aligned}$	(7)
--	-----

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

1- به ازای هر ویژگی  $M$  اتوماتای یادگیر در نظر گرفته و بردار احتمال انتخاب اعمال هر اتوماتای یادگیر به  $[0.5, 0.5]$  مقدار دهی اولیه می شود و میانگین و واریانس تابع عضویتی که اتوماتای یادگیر به آن تخصیص یافته، به صورت تصادفی در محدوده ماکزیمم و مینیمم انتخاب می شود.

2- حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم ( نحوه انجام این کار در قسمت 4-1 آورده شده است)

3- هر یک از داده های آموزشی  $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  به طبقه بندی کننده داده میشود. به ازای هر ویژگی  $x_{ti}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متناظر با تابع عضویتی که ویژگی  $x_{ti}$  بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعال شدن می شود (ولی فعال نمیشود).

4- اتوماتاهای یادگیر کاندید فعال شدن که در مرحله قبل تعیین شده اند فعال میشوند. هر کدام از این اتوماتاهای یادگیر یکی از اعمال خود را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب میکند

5- با توجه به عمل انتخابی هر اتوماتای فعال میانگین و واریانس توابع عضویت متناظر با آن طبق رابطه های (6) و (7) بروز میشود. حداقل قوانین فازی را با توجه داده های آموزشی ایجاد می نماییم ( نحوه انجام این کار در قسمت 4-1 آورده شده است)

6- هر یک از داده های آموزشی  $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  مجدداً به طبقه بندی کننده با توابع عضویت بروز شده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. برای هر ویژگی  $x_{ti}$  تابع عضویت  $mf_{ij}$  که بیشترین تعلق را به آن دارد تعیین میگردد و سپس برای اتوماتای یادگیر  $LA_{ij}$  که متناظر با تابع عضویت  $mf_{ij}$  میباشد  $\beta_{ij}(k)$  به عنوان ورودی مرحله  $k$ ام بر طبق رابطه 5 محاسبه میگردد.

7- بردار احتمال انتخاب اعمال هر یک از اتوماتاهای یادگیر فعال بر اساس ورودی  $\beta_{ij}(k)$  و بر طبق رابطه (1) اصلاح می شود.

8- تا زمانی که حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه بندی  $\varepsilon$ ، مراحل 3 تا 7 تکرار میشود.

9- توابع عضویتی که در هیچ یک از قوانین فازی استفاده نشده باشند و توسط توابع عضویت همسایه خود کاملاً پوشش داده شده باشند حذف میشوند.

#### 4-1- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

برای مشخص نمودن قسمت مقدم قانون زام که به فرم "if  $x_1$  is  $A_{j1}$  and  $x_2$  is  $A_{j2}$  and....and  $x_n$  is  $A_{jn}$ " می باشد، 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 که به فرم "then  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  belongs to class  $H_j$  with  $CF = CF_j$ " می باشد، به صورت زیر عمل می نماییم:

داده های آموزشی به صورت بردار  $(x_i, y_i)$ ،  $i = 1, 2, \dots, N$  نشان داده می شوند که  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  ورودی و  $y_i$  خروجی داده آموزشی نام است. به ازای قانون زام،  $H$  و  $CF$  به صورت زیر محاسبه می گردند [8]

$$\theta_t = \sum_{x_p \in \text{Class } t} q_j(x_p), t = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

$$H_j = \arg \max_{t=1}^M \theta_t \quad (9)$$

$$CF_j = \frac{\theta_{H_j} - \theta}{\sum_{t=1}^M \theta_t} \quad (10)$$

$$\theta = \sum_{t=1, t \neq H_j}^M \frac{\theta_t}{M-1} \quad (11)$$

برای حذف قوانین 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. PT یک پارامتر است که با توجه به نوع مساله انتخاب می گردد [27]

#### 5- نتایج آزمایشها

پایگاه داده زنبق [26] شامل 150 داده با 4 ویژگی است که هر کدام از داده ها به یکی از سه کلاس ( Iris Setosa, Iris Versicolour, Iris Virginica ) تعلق دارند. در هر کلاس 50 داده قرار دارد. یکی از کلاسها کاملاً به صورت خطی از سایر کلاسها مجزا است و دو کلاس دیگر به صورت غیر خطی از

یکدیگر قابل تفکیک می باشند. در هر بعد داده ها را در بازه [0,1] نرمال می نماییم. تعداد داده های آموزشی 75 و تعداد داده های آزمایشی 37 و تعداد داده های معتبر سازی 38 داده در نظر گرفته شده است. نتایج ارایه شده میانگین 20 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 4 اتوماتای یادگیر سلولی استفاده میشود. هر اتوماتای یادگیر سلولی دارای سه سلول می باشد. ساختار سیستم فازی از نوع ساگنو 11 می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای  $r$ ،  $dfs$  و  $dfm$  به ترتیب 0.01، 0.01 و 0.008 و حداقل خطای طبقه بندی  $\epsilon$ ، برابر با 0.001 در نظر گرفته شده است. نتیجه آزمایشها در جدول 1 آمده است.

#### 6- نتیجه گیری

در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر پیشنهاد گردید. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. هر کدام از توابع عضویت به یک اتوماتای یادگیر مجهز شده است که عهده دار یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن تابع عضویت میباشد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (Iris) آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان می دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از 11 قانون فازی میتواند داده ها را با راندمان 93/63٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روشهای گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می باشد. این روش هنوز نسبت به روش طبقه بندی فازی مبتنی بر PSO راندمان پایین تری دارد و علت آن این است که چون توابع عضویت با یکدیگر در تعامل نمی باشند، امکان دارد که توابع عضویت در یک مجموعه فازی از یکدیگر فاصله زیادی بگیرند و یا حتی آنقدر به هم نزدیک شوند که یک تابع عضویت به کلی تابع عضویت دیگر را در بر بگیرد. در حال حاضر امکان استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی بجای استفاده از مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر که در این مقاله استفاده شده است برای افزایش کارایی این روش توسط نگارندگان این مقاله در حال بررسی میباشد. راه حل پیشنهادی برای حل این مشکل استفاده

- [9] Simpson, P. K., "Fuzzy Min-Max Neural Networks- Part 1: Classification", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, Sep., pp. 7760-786 1992.
- [10] 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.
- [11] L.-X. Wang and J.M. Mendel, "Generating fuzzy rules by learning from examples", IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, vol. 22, no. 6, pp. 1414-1427, 1992.
- [12] C. C. Chen, "Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems", Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 9, no. 1, pp. 63-70, 2006.
- [13] A. Borji, M. Hamidi and A. M. Eftekhari Moghadam, "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.
- [14] M. Hmaidi, A. M. Eftekhari Moghadam " PSO-based Fuzzy Color Classification System" Proceeding of Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP 2007) , Mashhad, Iran, Feb. 14-15,2007
- [15] Narendra K. S. and Thathachar M. A. L., Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, 1989.
- [16] Meybodi, M. R. and Beigy, H., "A Note on Learning Automata Based Schemes for Adaptation of BP Parameters", Journal of Neurocomputing, Vol. 48, No. 4, pp. 957-974, October 2002
- [17] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "A Learning Automata Based Algorithm for Determination of Minimum Number of Hidden Units for Three Layers Neural Networks", Journal of Amirkabir, Vol. 12, No. 46, pp. 111-136, 2001
- [18] Munetomi, M., Takai, Y., and Sato, Y., "StGA: An Application of Genetic Algorithm to Stochastic Learning Automata", Syst. Comput. Jpn., Vol. 27, PP. 68-78, 1996
- [19] Howell, M. N., Gordon, T. J., and Brandao, F. V., "Genetic Learning Automata for Function Optimization", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 32, No. 6, 2002
- [20] Rastegar, R., Meybodi, M. R. and Badie, K. "A New Discrete Binary Particle Swarm Optimization based on Learning Automata", Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA '04, pp. 456-462, 2004
- [21] 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.
- [22] S. Wolfram, "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Asynchronous Cellular Learning Automata", Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, to appear.

از اتوماتای یادگیر سلولی است که در آن اتوماتاهای یادگیر با یکدیگر در تعامل می باشند.

جدول 1: بررسی انواع روشهای اتوماتیک ایجاد قانون و تابع عضویت در طبقه بندی فازی

		تعداد قانون	راندمان
ANFIS		81	٪99.5
Pruning		28	٪93.3
Multi-rule-table		597.5	٪94.3
GA-based		10	٪90.67
PSO-based Fuzzy		4.75	٪96.8
LA-based Fuzzy (LRP)	Pt=1	12	٪92.23
	Pt=1.5	11	٪93.63
	Pt=2	10	٪93.1
LA-based Fuzzy (LIP)	Pt=1	13	٪92
	Pt=1.5	13	٪93
	Pt=2	10	٪93.1

## مراجع

- [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", In IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, page 32-42, 2002.
- [3] Yager, R. R. and Filev, D. P. Essentials of Fuzzy Modeling and Control, John Wiley, New York, U.S.A., 1994.
- [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] Wang, L. X. and Mendel, J. M., "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples", IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, Vol. 22, pp. 1414-1427, 1992.
- [7] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A GA-Based Method for Constructing Fuzzy Systems Directly from Numerical Data", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics- Part B: Cybernetics, Vol. 30, pp. 904-911, 2000.
- [8] 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.

- [26] Blake, C., Keogh, E. and Merz, C. J., UCI Repository of Machine Learning Database, Univ. California, Irvine, 1998.  
<http://www.ics.uci.edu/~mlearn/>

[27] 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 25-26 بهمن 1385