

یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر

ماندانا حمیدی^{۱,۲} محمد رضا میبدی^۲

^۱ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، قزوین، ایران

^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

^۳ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد زرگان، زرگان، 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 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. 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 ۱۱ قانون فازی میتواند داده‌ها را با راندمان ۶۳/۹۳٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روش‌های گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می‌باشد.

کلید واژه: طبقه بندی فازی، اتوماتاهای یادگیر، سیستم‌های فازی، توابع عضویت فازی

۱- مقدمه

امروزه از سیستم‌های فازی به دلیل نزدیک بودن آن با منطق و زبان طبیعی انسان، استفاده گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف شده است. قابل فهم بودن بیشتر قواعد اگر-آنگاه فازی، استفاده از آن‌ها را در طبقه‌بندی کننده‌ها آسان کرده است [1][2]. برای ایجاد قوانین فازی نیاز به یک فرد خبره است که با توجه به دانش خود از مساله و داده‌های آموزشی، قوانین و توابع عضویت فازی را تنظیم نماید، که نه تنها روشی وقت‌گیر است بلکه امکان دارد با وجود اشراف کامل این فرد به مساله، قوانین ایجاد شده بهترین قوانین نباشند. اخیراً بیشتر تحقیقات بر روی روش‌های تولید اتوماتیک قوانین و توابع عضویت متمرکز شده است.

عموماً از تقسیم فضای مجموعه ورودی فازی جهت مشخص نمودن قسمت شرط قوانین استفاده می‌شود. فضای ورودی فازی را می‌توان به صورت شبکه ای^۱ [3][4][5][6][7] یا به صورت پراکنده و نامنظم^۲ [9][10] تقسیم نمود و به هر قسمت یک تابع عضویت اختصاص داد. در [4] طبقه بندی کننده سیستم تطبیقی استنتاج فازی ANFIS^۳ معرفی شده است که یک روش تطبیقی است و فضایی از ورودی را که توابع عضویت در آن قرار می‌گیرند تنظیم می‌نماید. در این روش توابع عضویت فازی به طور یکنواخت در فضای ورودی قرار داده می‌شوند. هر کدام از این توابع فازی دارای پارامترهایی است که جابجایی و تغییر شکل را برای آن تابع امکان پذیر می‌نمایند. این روش دارای دو

¹ Grid-type Fuzzy Partition

² Scatter-type Fuzzy Partition

³ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

به منظور ایجاد قوانین فازی با استفاده از داده‌های آموزشی،

[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 طبقه‌بندی کننده پیشنهادی با٪ ۹۳/۶۳ استفاده از ۱۱ قانون فازی میتواند داده‌ها را با راندمان ۰/۹۳ انتخاب کند که در مقایسه با بیشتر روش‌های گزارش شده که در جدول ۱ به آنها اشاره شده است نتیجه نسبتاً خوبی می‌باشد.

ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ اتماتاهای یادگیر، در بخش ۳ طبقه‌بندی کننده فازی و در بخش ۴ طبقه‌بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شده است. در بخش ۵ نتایج آزمایش‌ها آمده است. بخش ۶ نتیجه گیری می‌باشد.

۲- اتماتای یادگیر

یک اتماتای 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 اتماتا داده می‌شود و اتماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر می‌گیرد. هدف نهایی این است که اتماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداقل برساند. کارکرد اتماتای یادگیر در تعامل با محیط، در (شکل ۱) مشاهده می‌شود. [15]



شکل ۱: ارتباط بین اتماتای یادگیر و محیط

اتماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل‌های اتماتا، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودی‌های اتماتا، $p = \{p_1, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هریک از عمل‌ها و $T = T[\alpha(k), \beta(k), p(k)]$ $p(k+1) = T[\alpha(k), \beta(k), p(k)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. ورودی محیط یکی از ۲ عمل انتخاب شده اتماتا است.

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

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 مسائلی با ابعاد بالا ضعیف عمل می‌کند، زیرا با افزایش تعداد قوانین، یادگیری الگوریتم ژنتیک زمان زیادی لازم دارد. در [12][13][14] از PSO^۴ به منظور ایجاد حداقل قوانین فازی با حداقل 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 اعصاب 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 طبقه‌بندی کننده فازی مبتنی بر اتماتاهای یادگیر پیشنهاد می‌گردد. در این طبقه‌بندی کننده به کمک مجموعه‌ای از اتماتاهای یادگیر توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند. هر کدام از توابع عضویت به یک اتماتای یادگیر مجهر 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 اتماتای 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 اتماتای یادگیر مدل s استفاده شده است. اتماتاهای یادگیر به ازای هر یک از ویژگیهای الگو که بصورت اشتباہ/صحیح طبقه‌بندی شده است، جریمه/پاداش دریافت می‌نمایند. اتماتای 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

⁴ 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 $CF = CF_j$ $j = 1, 2, \dots, R$ (2)

که R تعداد قوانین فازی، n تعداد ابعاد ورودی، M تعداد دسته‌ها، $CF_j = [0, 1]$ ضریب قطعیت قانون زام 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:

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

که $\underline{m}_{ji} = [m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, \dots, m_{(ji,p)}]$ مجموعه فازی ورودی ام از قانون زام است، که شامل p تابع عضویت می‌باشد. و $r_j = [\underline{m}_{j1}, \underline{m}_{j2}, \dots, \underline{m}_{jM}]$ میانگین تابع عضویت p می‌باشد. قانون فازی زام است و $r = [r_1, r_2, \dots, r_R]$ مجموعه قوانین فازی را مشخص می‌کند. $a = [H_1, CF_1, H_2, CF_2, \dots, H_R, CF_R]$ خروجی مجموعه قوانین است. هنگامیکه یک داده ورودی (x_1, x_2, \dots, x_n) به سیستم فازی اعمال شود، خروجی به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

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

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

4- طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از مجموعه ای از n^*M اتماتای یادگیر برای یافتن توابع عضویت بهینه فازی استفاده می‌کند. تعداد ورودی‌های فازی برابر با تعداد ویژگیها یعنی n و تعداد اتماتاهای یادگیر هر ویژگی برابر با تعداد دسته‌ها یعنی M می‌باشد. به هر یک از توابع عضویت یک ویژگی، یک اتماتای یادگیر تخصیص داده می‌شود. اتماتای یادگیر زام از ویژگی زام (mf_{ij}) (LA_{ij}) معهده دار تنظیم تابع عضویت زام از ویژگی زام (mf_{ij}) است.

خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل i توسط β_i مشخص می‌شود. اگر β_i یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل P⁵ نامیده می‌شود. در چنین محیطی $\beta_i(k) = 1$ بعنوان پاسخ نامطلوب⁶ یا شکست⁷ و $\beta_i(k) = 0$ بعنوان پاسخ مطلوب⁸ یا موفقیت در نظر گرفته می‌شوند. در محیط مدل Q⁹ شامل تعداد محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه $[1, 0]$ می‌باشد. در حالیکه در محیط مدل S¹⁰ مقادیر $\beta_i(k)$ یک متغیر تصادفی در بازه $[0, 1]$ می‌باشد ($\beta_i(k) \in [0, 1]$).

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

$$p_i(k+1) = p_i(k) + a.(1 - \beta_i(k)).(1 - p_i(k)) - b.\beta_i(k).p_i(k) \quad (1)$$

$$p_j(k+1) = p_j(k) - a.(1 - \beta_i(k)).p_j(k) \quad \forall j \quad j \neq i$$

$$+ b.\beta_i(k) \left[\frac{1}{r-1} - p_j(k) \right]$$

در روابط (1) پارامتر پاداش و b 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, b خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{REP} می‌نامیم. 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، بازای 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.

⁵ P-model

⁶ Unfavorable

⁷ Failure

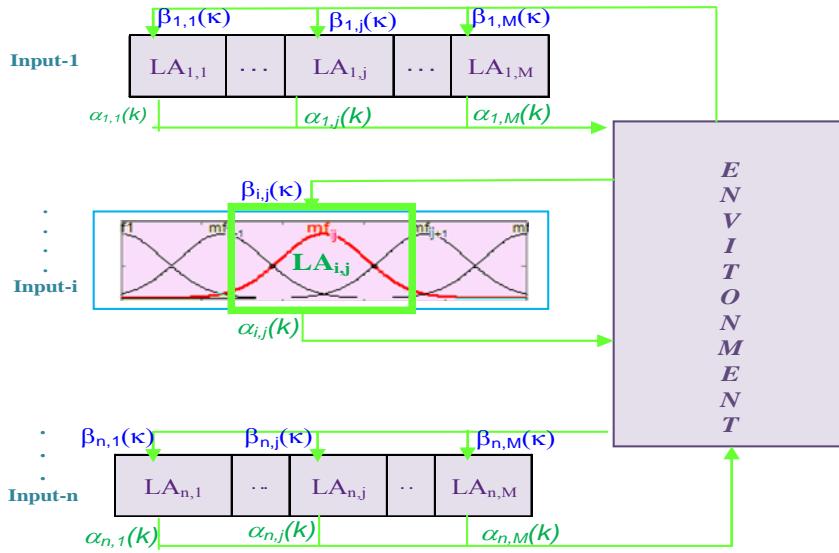
⁸ Favorable

⁹ Q-Model

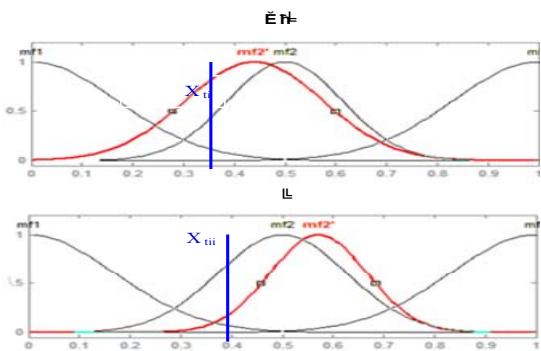
¹⁰ S-Model

داده شده است.

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



شکل 2: شمای کلی طبقه بندی کننده پیشنهادی



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 اتماتاهای یادگیر تخصیص داده شده به تابع عضویتی که ویژگی x_{ti} به آن بیشترین تعلق را دارد، پاسخ سراسری β_{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.

قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم توابع عضویت یک ویژگی توسط اتماتای یادگیر می پردازیم. m_{ij} میانگین و σ_{ij} واریانس تابع عضویت mf_{ij} هستند که اتماتای یادگیر LA_{ij} به آن تخصیص داده شده است. وظیفه اتماتای یادگیر تخصیص داده شده به یک تابع عضویت، تنظیم ساختار (میانگین و واریانس) آن تابع عضویت می باشد. بطور مثال اتماتای یادگیر LA_{ij} دار تنظیم میانگین m_{ij} و واریانس σ_{ij} تابع عضویت mf_{ij} است. برای هر دسته از داده های آموزشی یک حداقل 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. m_{ij}^{\min} حداقل مقدار ویژگی زام در دسته ام و m_{ij}^{\max} حداقل مقدار ویژگی زام در دسته آم می باشدند. هر اتماتای 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 ثرکاهش 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.

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

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

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

5- با توجه به عمل انتخابی هر اتماتاتی فعال میانگین و واریانس تابع 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 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ مجددا به طبقه بندی کننده با تابع عضویت بروز شده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. برای هر ویژگی x_{ti} تابع عضویت m_{fij} که بیشترین تعلق را به آن دارد تعیین میگردد و سپس برای اتماتاتی یادگیر LA_{ij} که متناظر با تابع عضویت j میباشد $(k) \beta_{ij}$ به عنوان ورودی مرحله k ام بر طبق رابطه 5. محاسبه میگردد.

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

8- تا زمانیکه حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه بندی ۴ ، مراحل ۳ تا 7 تکرار میشود.

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

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

$\text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then}$ $m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r$ $\sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r$		
$\text{if } m_{ij} < x_{ii} \text{ then}$ $m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r$ $\sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r$		

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

$\text{if } m_{ij} > x_{ij} \text{ then}$ $m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r$ $\sigma_{ij} = \sigma_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r$		
$\text{if } m_{ij} < x_{ij} \text{ then}$ $m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r$ $\sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r$		

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

1- به ازای هر ویژگی M اتماتاتی یادگیر در نظر گرفته و بردار احتمال انتخاب اعمال هر اتماتاتی یادگیر به ۰.۵ [۰.۵] مقدار دهی اولیه می شود و میانگین و واریانس تابع عضویتی که اتماتاتی 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)

4-1- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

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 ازویژگی ها می باشد و بنابراین از 4 اتماتای یادگیر سلولی استفاده می شود. هر اتماتای یادگیر سلولی دارای سه سلول می باشد. ساختار سیستم فازی از $then$ نوع ساگنو 11 می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای r و dfm به ترتیب 0.01 و 0.008 و 0.01 طبقه بندی ϵ ، 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 اتماتاهای یادگیر پیشنهاد گردید. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتماتاهای یادگیر توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. هر کدام از توابع عضویت به یک اتماتای یادگیر مجهر شده است که عهده دار یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن تابع عضویت می باشد. 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 روش های 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 اتماتاهای یادگیر سلولی بجای استفاده از مجموعه ای از اتماتاهای یادگیر که در این مقاله استفاده شده است برای افزایش کارایی این روش توسط نگارندگان این مقاله در حال بررسی می باشد. راه حل پیشنهادی برای حل این مشکل استفاده

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 (وروودی) از یک داده آموزشیتابع 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 " $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 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 $y_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ (ورودی و خروجی داده آموزشی) می باشد. به ازای قانون زام، H و CF به صورت زیر محاسبه می گردند [8]

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

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

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

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

برای حذف قوانین از یک مجموعه معتبر سازی 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 برندۀ شدن قانون بصورت نادرست F را مشخص محاسبه می نماییم. هر قانونی را که A-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 کلاس ها کاملا به صورت خطی از سایر کلاس ها مجزا است و دو کلاس دیگر به صورت غیر خطی از

- [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 Irainian 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 (L_{RP})	Pt=1	٪92.23
	Pt=1.5	11 ٪93.63
	Pt=2	٪93.1
LA-based Fuzzy (L_{IP})	Pt=1	٪92
	Pt=1.5	٪93
	Pt=2	٪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