

یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای قطعه بندی تصاویر رنگی

ماندانا حمیدی^{۳،۱} محمد رضا میبیدی^۲

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

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

^۳ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، زرقان، ایران

Email: mandana.hamidi@gmail.com, meybodi@ce.aut.ac.ir

چکیده

در این مقاله یک روش قطعه بندی تصاویر رنگی با استفاده از طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد می گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. از اتوماتای یادگیر سلولی نا همگن 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 می پذیرد. روش قطعه بندی پیشنهادی نسبت به تغییرات نور مقاوم می باشد. این روش با سایر روشهای ایجاد اتوماتیک قوانین فازی مقایسه شده است. نتایج نشان می دهند که این روش نسبت به سایر روشها راندمان بالاتری داشته است.

واژه های کلیدی - قطعه بندی تصویر، طبقه بندی فازی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی

۱- مقدمه

ترتیب که سیستم فازی مشخص می کند هر پیکسل به کدام دسته رنگ تعلق دارد. بنابراین هدف، ایجاد یک سیستم فازی است که بتواند رنگهای بیشتری را دسته بندی نماید. برای اینکار نیاز به یک فرد خبره است که به نوع مساله اشراف کامل داشته باشد و بتواند با توجه به داده های آموزشی قوانین و توابع عضویت را تنظیم نماید که این خود امری مشکل و وقت گیر میباشد و چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند [2][1]. لذا نیاز به یک روش اتوماتیک است که با توجه به داده های آموزشی قوانین و توابع عضویت فازی را ایجاد نماید. به منظور ایجاد قوانین فازی با استفاده از داده های آموزشی عموماً از تقسیمات فضای مجموعه ورودی فازی جهت مشخص نمودن قسمت شرط قوانین استفاده می شود. فضای ورودی فازی را می توان به صورت شبکه ای^۱ [20][21][22][23][24][25] یا به صورت پراکنده و نامنظم^۲

تقسیم نمودن تصویر به ناحیه های غیر یکنواخت از نظر بافت و یا رنگ قطعه بندی نامیده می شود. ناحیه ها در واقع اشیاء متفاوت موجود در تصویرند که تفاوت قابل ملاحظه ای با نواحی مجاور خود دارند. [1] قطعه بندی در مواردی چون پردازش تصویر، بینایی ماشین، پردازش تصاویر پزشکی، کتابخانه های دیجیتالی، بازیابی اطلاعات بر پایه محتوا در تصاویر و فیلم، انتقال اطلاعات از طریق اینترنت و فشرده سازی تصاویر کاربرد دارد.

تکنیک های قطعه بندی تصویر را می توان به پنج دسته تقسیم نمود: قطعه بندی بر اساس پیکسل [2]، قطعه بندی بر اساس ناحیه [3]، قطعه بندی بر اساس تشخیص لبه [4][5]، قطعه بندی ترکیبی بر اساس لبه و ناحیه [6] و قطعه بندی بر اساس خوشه بندی [7][8][9][10][11]. قطعه بندی تصاویر رنگی با استفاده از دسته بندی فازی یکی از روشهای قطعه بندی بر اساس پیکسل می باشد. به این

¹ Grid-type Fuzzy Partition

² Scatter-type Fuzzy Partition

[26][27] تقسیم نمود و به هر قسمت یک تابع عضویت اختصاص داد. در [20] از الگوریتم ژنتیک بدین منظور استفاده شده است که این روش در حل مسائلی با ابعاد بالا ضعیف عمل می‌نماید زیرا با افزایش تعداد قوانین یادگیری اجرای الگوریتم ژنتیک بسیار زمانبر می‌باشد. در [21] از طبقه بندی کننده سیستم تطبیقی استنتاج فازی ANFIS³ به منظور ایجاد اتوماتیک قوانین استفاده شده است. این روش دارای دو مشکل عمده می‌باشد. اولاً باید تعداد توابع فازی از ابتدا تعیین شود و دوماً اینکه با افزایش تعداد داده های آموزشی پیچیدگی این سیستم افزایش می یابد. در [30][29][28] از PSO⁴ به منظور ایجاد حداقل قوانین فازی با حداکثر راندمان استفاده شده است. که این روش در مقایسه با الگوریتم ژنتیک دارای سرعت و راندمان بالاتر است و منجر به تولید د قوانین فازی کمتری میشود. این روش مشکل همگرایی زودرس را دارد و به مقدار دهی 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 [41] 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 می شود. مشکل این روش این است که اتوماتاهای یادگیر با هم هیچ تعاملی ندارند و توابع عضویت یا با یکدیگر فاصله زیاد می گیرند یا یک تابع عضویت توسط تابع عضویت دیگر، کاملاً پوشانده می- شود و به همین دلیل قسمتهایی از فضای مجموعه ورودی توسط هیچ تابع عضویتی پوشانده نمی شود.

در این مقاله از یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی⁵ [42] جهت قطعه بندی تصاویر رنگی استفاده شده است. در این طبقه بندی کننده فازی به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می- شوند. از اتوماتای یادگیر سلولی نا همگنِ ناهمگامِ باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار توابع عضویت فازی استفاده شده است. 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 [30][29][26] این است که در این روش تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند کمتر است. همچنین روش قطعه بندی پیشنهادی نسبت به تغییرات نور مقاوم می باشد. ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ قطعه بندی رنگ فازی، در بخش ۳ اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی و در

بخش ۴ طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی به اختصار شرح داده میشود. در بخش ۵ قطعه بندی تصاویر رنگی با روش پیشنهادی و نتایج آزمایشها آمده است. بخش ۶ نتیجه گیری میباشد.

۲- قطعه بندی رنگ فازی

طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی یک روش یادگیری با ناظر است که جهت دسته بندی رنگ ها از آن استفاده می‌شود. این سیستم هر پیکسل رنگی از تصویر ورودی را در یک دسته رنگ قرار می‌دهد. فضاهای رنگ متنوعی مانند RGB, HSL, YIQ, HSV, در پردازش تصاویر استفاده می‌شود [1].

به علت اینکه در فضای HSL رنگ در بعد H نمایش داده می- شود و دو بعد S, L توصیف کننده رنگ می‌باشند لذا در این مقاله از فضای رنگ HSL استفاده شده است [1]. به ازای هر بعد از HSL می‌توان یک مجموعه فازی به عنوان ورودی و در نهایت یک مجموعه فازی نیز به عنوان خروجی در نظر گرفت. بُعد H به صورت دایره‌ای نمایش داده می‌شود که هر رنگ در محدوده‌ای از درجه زوایا قرار دارد. توزیع رنگها در بعد H یکنواخت نمی‌باشد. به عنوان مثال مجموعه فازی H را می توان با ۱۱ تابع عضویت نمایش داد. توابع عضویت می‌توانند به صورت‌های مختلفی چون دوزنقه‌ای، زنگوله‌ای، مثلثی، گوسی و... باشند. در (شکل ۱) نمونه‌ای از توابع عضویت از مجموعه فازی H که دوزنقه‌ای شکل اند، مشاهده می شود. [1]

دو بُعد دیگر S, L عملاً رنگی ندارند و توصیف کننده رنگ می‌باشند. هر بردار به سه قسمت ضعیف، متوسط و قوی تقسیم می‌شود. دو بردار را با هم ترکیب کرده و به صورت نموداری دو بعدی آنها را در نظر می‌گیریم. با ترکیب این دو بردار با هم نه ناحیه توصیف رنگ حاصل می‌گردد (شکل ۳).

بنابراین سه تابع عضویت برای بعد S و سه تابع عضویت برای بعد L در نظر گرفته می‌شود. ترکیب مجموعه‌های فازی فوق الذکر در (شکل ۴) نمایش داده شده است.

هر قانون فازی را به صورت زیر نمایش می دهیم:

j – th rule:

if x_1 is A_{j1} and x_2 is A_{j2} and ...and x_m is A_{jm}
then $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ belongs to

class H_j with $CF = CF_j \quad j = 1, 2, \dots, R$

R تعداد قوانین فازی، m تعداد ابعاد ورودی، $H_j \in \{1, 2, \dots, M\}$ خروجی قوانین، M تعداد دسته‌های رنگ،

³ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

⁴ Particle Swarm Optimization

⁵ Cellular Learning Automata

$CF_j = [0, 1]$ ضریب قطعیت قانون j ام است. درجه عضویت مربوط به مجموعه فازی بر اساس نوع تابع عضویت آن مجموعه فازی محاسبه می-گردد. به عنوان مثال درجه عضویت تابع گوسی با سه پارامتر $m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}$ طبق فرمول زیر محاسبه می-گردد:

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

$\underline{m}_{ji} = [m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, \dots, m_{(ji,p)}]$ تابع عضویت ورودی j ام از قانون j ام می-باشد که p تعداد پارامترهای تابع عضویت است. $\underline{r}_j = [\underline{r}_{j1}, \underline{r}_{j2}, \dots, \underline{r}_{jM}]$ مشخص کننده یک قانون فازی و $\underline{r} = [\underline{r}_1, \underline{r}_2, \dots, \underline{r}_R]$ مجموعه قوانین فازی را مشخص می-کند. $\underline{a} = [H_1, CF_1, H_2, CF_2, \dots, H_R, CF_R]$ خروجی مجموعه قوانین است. هنگامیکه یک داده ورودی $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ به سیستم فازی اعمال شود خروجی به صورت زیر محاسبه می-گردد.

$$q_j(x) = \prod_{i=1}^M \mu_{A_{ji}}(x_i) \quad (3)$$

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

تغییر پارامترهای یک تابع فازی باعث می-گردد که دسته‌بندی فازی به کلی تغییر نماید. بنابراین هدف ما تنظیم پارامترهای بهینه فازی است بطوریکه دسته‌بندی فازی با حداقل خطا انجام گردد.

۳- اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای

یادگیر سلولی

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

۱-۳- اتوماتای سلولی^۶

اتوماتای سلولی [33] 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، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام‌رسانی 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. شبکه سلولها می-تواند ابعاد متفاوتی داشته باشند و یک، دو و یا بیشتر بعد داشته باشند. ویژگیهای اتوماتای سلولی را به اختصار میتوان به صورت زیر بیان نمود: فضا و زمان به صورت گسسته پیش می‌روند. اتوماتا همگن است. عمل به روزرسانی به صورت همگام انجام میشود و قوانین بر اساس همسایه های هر سلول تعریف میشوند. از مشکلات مهم اتوماتای سلولی تعیین فرم قطعی قوانین است. زیرا در اغلب سیستمها نویز و عدم قطعیت وجود دارند که سیستم را تحت تاثیر قرار میدهند. لذا تعیین فرم قطعی قوانین در این سیستمها کاری مشکل و در برخی موارد غیر ممکن است [17].

۲-۳- اتوماتای یادگیر^۷

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) مشاهده میشود. [31]

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 $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می باشد. ورودی محیط یکی از r عمل انتخاب شده اتوماتا است. خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل i توسط β_i مشخص می-شود. اگر β_i یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل P^A نامیده می-شود. در چنین محیطی $\beta_i(n) = 1$ بعنوان پاسخ نامطلوب^۹ یا شکست^{۱۰} و

⁷ Learning Automata

⁸ P-model

⁹ Unfavorable

¹⁰ Failure

⁶ Cellular Automata

$\beta_i(n) = 0$ بعنوان پاسخ مطلوب^{۱۱} یا موفقیت در نظر گرفته می‌شوند. در محیط مدل^{۱۲} $\beta_i(n)$ شامل تعداد محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه $[0,1]$ می‌باشد. درحالیکه در محیط مدل^{۱۳} $\beta_i(n)$ یک متغیر تصادفی در بازه $[0,1]$ می‌باشد $\beta_i(n) \in [0,1]$ می‌باشد (۳۱).

الگوریتم یادگیری $S - L_{REP}$ یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. $S - L_{REP}$ عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می‌کند. اگر در تکرار n ام عمل α_i انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن $\beta_i(n)$ باشد، بردار احتمالات اتوماتا طبق رابطه زیر [31] بروز می‌شود.

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

$$p_j(k+1) = p_j(k) - a(1 - \beta_i(k)) \cdot p_j(k) + b\beta_i(k) \cdot \left[\frac{1}{r-1} - p_j(k) \right] \quad \forall j \neq i$$

در روابط فوق 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. 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 [32].

۳-۳- اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

بسیاری از مسایل را نمی توان با استفاده از یک اتوماتای یادگیر تکی حل کرد بلکه 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 [33] با ترکیب این دو مدل، مدل اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد گردید [35][36][34].

تعریف (اتوماتای یادگیر سلولی): اتوماتای یادگیر سلولی d

بعدی یک چندتایی $CLA = (Z^d, \phi, A, N, F)$ است به طوریکه:

- Z^d یک شبکه از d تایی های مرتب از اعداد صحیح می باشد. این شبکه می تواند یک شبکه متناهی، نیمه متناهی یا متناهی باشد.

- ϕ یک مجموعه متناهی از حالتها می باشد.

- A ، یک مجموعه از اتوماتاهای یادگیر (LA) است که هر یک از آنها به یک سلول از اتوماتای سلولی نسبت داده میشود.

- $N = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_m\}$ یک زیر مجموعه متناهی از Z^d می باشد که بردار همسایگی نامیده می شود.
- $F: \phi^m \rightarrow \beta$ قانون محلی CLA می باشد به طوریکه β مجموعه مقادیری است که می تواند به عنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود.

در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت.

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتوماتا بهنگام می‌گردد. معمولاً عمل بروزرسانی تمام اتوماتا به صورت همزمان انجام می‌شود. 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 [36] اتوماتای یادگیر سلولی را یکنواخت می‌گوییم، اگر برای تمام سلولها، تابع همسایگی، قانون محلی و اتوماتاهای یادگیر یکسان باشند در غیر این صورت اتوماتای یادگیر سلولی غیر یکنواخت نامیده می‌باشد. نوع دیگر اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی باز (OCLA) می‌باشد. در OCLA علاوه بر محیط محلی^{۱۴} یک محیط سراسری^{۱۵} 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 [35] اثبات شده است این مدل همانند CLA بسته، برای قوانین جابجایی پذیر، می‌تواند به نقاط بهینه محلی همگرا شود.

¹⁴ Local Environment

¹⁵ Global Environment

¹¹ Favorable

¹² Q-Model

¹³ S-Model

۴- طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای

یادگیر سلولی

طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از n اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز استفاده میکند. اتوماتای یادگیر سلولی λ ام عهده دار تنظیم توابع عضویت ویژگی λ ام است. هر یک از توابع عضویت ویژگی λ ام به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود. یعنی تابع عضویت دسته λ ام از ویژگی λ ام به سلول λ ام از اتوماتای یادگیر λ ام نگاشت میشود. تعداد سلولها در هر یک از اتوماتاهای یادگیر سلولی برابر تعداد دسته ها یعنی M میباشد. همسایه های یک سلول، سلولهای سمت چپ و سمت راست آن سلول می باشد. شمای کلی این طبقه بندی کننده در (شکل) نشان داده شده است.

قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم توابع عضویت λ ویژگی میپردازیم. فرض کنید m_{ij} میانگین و σ_{ij} واریانس تابع عضویتی هستند که اتوماتای یادگیر j ام از اتوماتای یادگیر سلولی i ام به آن تخصیص داده شده است. اتوماتای یادگیر هر سلول وظیفه تنظیم ساختار (میانگین، واریانس) آن تابع عضویت را به عهده دارد. برای هر دسته از داده های آموزشی یک حداکثر و یک حداقل میانگین واریانس تابع عضویت تعیین می گردد. میانگین تابع عضویت m_{ij} می تواند یکی از مقادیر در بازه $[m_{ij}^{\min}, m_{ij}^{\max}]$ را داشته باشد. m_{ij}^{\min} حداقل مقدار ویژگی λ ام در دسته λ ام و m_{ij}^{\max} حداکثر مقدار ویژگی λ ام در دسته λ ام 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 ۳-الف اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت و شکل ۳-ب اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت نشان داده شده است. توابع تعلق به رنگ قرمز درد این اشکال توابع تعلق بعد انجام عمل مورد نظر می باشد.

انتخاب عمل "کاهش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر LA_{ij} باعث تغییرات در میانگین m_{ij} و واریانس σ_{ij} تابع عضویت طبق روابط ۵ می گردد. اعمال عمل "کاهش میزان تعلق" باعث فاصله گرفتن میانگین m_{ij} تابع عضویت mf_{ij} از ویژگی X_{ti} و کاهش میزان واریانس σ_{ij} می گردد. CF_r ضریب قطعیت قانونی است که بیشترین سهم را در دسته بندی داده آموزشی به عهده داشته است.

if $m_{ij} > x_{ti}$ then

$$m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r$$

$$\sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r$$

(۴)

if $m_{ij} < x_{ti}$ 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 اتوماتای یادگیر LA_{ij}

باعث تغییرات در میانگین m_{ij} و واریانس σ_{ij} تابع عضویت طبق روابط ۶ میگردد. اعمال عمل "افزایش میزان تعلق" باعث نزدیکتر شدن میانگین m_{ij} تابع عضویت mf_{ij} به ویژگی X_{ti} و افزایش میزان واریانس σ_{ij} میگردد.

if $m_{ij} > x_{ti}$ then

$$m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r$$

$$\sigma_{ij} = \sigma_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r$$

(۵)

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

$$m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r$$

$$\sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r$$

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

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 می شود. میانگین و واریانس تابع عضویتی که اتوماتای یادگیر به آن تخصیص یافته را به صورت تصادفی در محدوده ماکزیمم و مینیمم انتخاب می شود.

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 $(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$ به طبقه بندی کننده داده میشود. به ازای هر ویژگی X_{ti} داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متعلق به اتوماتای یادگیر λ ام که متناظر با تابع عضویتی که ویژگی X_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعال شدن می شود.

۴. به ازای هر اتوماتای یادگیر سلولی مراحل زیر را انجام میدهیم:

۴-۱- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

برای مشخص نمودن قسمت مقدم قانون λ م 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 λ بعد (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 " $then\ \underline{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)\ belongs\ to\ class\ H_j\ with\ CF = CF_j$ " می باشد، به صورت زیر عمل می نماییم:

داده های آموزشی به صورت بردار $(\underline{x}_i, \underline{y}_i),\ i = 1, 2, ..., N$ نشان داده می شوند که $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in})$ ورودی و y_i خروجی داده آموزشی λ م است. به ازای قانون λ م، CF و H به صورت زیر محاسبه می گردند [20]

$$\theta_t = \sum_{x_p \in Class\ t} q_j(x_p), t = 1, 2, ..., M \quad (9)$$

$$H_j = \arg \max_{t=1}^M \theta_t \quad (10)$$

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

$$\theta = \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq H_j}}^M \frac{\theta_t}{M-1} \quad (12)$$

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 F نادرست 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. [۴۰]

۵- پیاده سازی و نتایج روش پیشنهادی

در این قسمت جزئیات پیاده سازی روش پیشنهادی و نتایج آن بر روی مساله قطعه بندی تصاویر رنگی زمین فوتبال روبوکاپ بررسی می شود. در قطعه بندی تصاویر رنگی، اشیا از طریق رنگشان از یکدیگر تمیز داده می شوند. رنگ یک شی خاص با تغییرات نور محیط تغییر می کند. بنابراین تصاویر مختلفی که از یک شی در نورهای مختلف گرفته می شود از نظر رنگ با یکدیگر متمایزند. هدف از این مقاله قطعه بندی تصاویر رنگی است که نسبت به تغییرات نور حساس نباشد. بنابراین داده های آموزشی از تصاویر مختلفی که یک روبات با سائز متوسط از زمین فوتبال در نورهای مختلف گرفته بود، جمع آوری شدند. تا بتوان کلیه رنگهای یک شی را در نورهای مختلف به سیستم آموزش داد.

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 5, 6 اصلاح می شود.

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 $\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, ..., x_{tn})$ به طبقه بندی کننده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. به ازای هر ویژگی x_{ti} داده آموزشی، اتوماتای یادگیر LA_{ij} متناظر با تابع عضویتی که ویژگی x_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، پاسخ سراسری، $\beta_{ij}^g(k)$ به عنوان ورودی مرحله k ام بر طبق رابطه (۷) محاسبه میگردد

$$\beta_{ij}^g(k) = \begin{cases} CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ classifies correctly} \\ 1 - CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ doesn't classify correctly} \end{cases} \quad (6)$$

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 β_{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

$$\beta_{ij}^l(k) = 1 - \beta_{ij-1}^g(k) \quad (7)$$

Elseif LA_{ij+1} is Active

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

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

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

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 ε ، 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.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش قطعه بندی تصاویر رنگی با استفاده از طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده است. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. این روش قطعه بندی تصویر نسبت به تغییرات نور مقاوم می باشد، قوانین فازی به طور اتوماتیک ایجاد می شود. این روش با سایر روشهای ایجاد اتوماتیک قوانین فازی مقایسه شد و نتایج نشان می دهند که این روش نسبت به سایر این روشها راندمان بالاتری داشته است و با تعداد ۴۶ قانون رنگها را با راندمان ۹۵٫۹٪ دسته بندی می نماید.

مراجع

- [1] Amine, A. and Isis Truck and Herman A, "Color Image Profiling Using Fuzzy Sets", Turk J Elec Engin, vol. 13, no.3, 2005.
- [2] Ruz, G. A., Estévez P. A. and Perez, C. A., "A Neurofuzzy Colour Image Segmentation Method for Wood Surface Defect Detection. Forest Prod. J. vol. 55, no. 4, pp. 52-58, 2005.
- [3] Moghaddamzadeh, A. and Bourbakis, N., "A Fuzzy Region Growing Approach for Segmentation of Colour Images", Pattern Recognition, vol. 30, no. 6, pp. 867-881, 1997.
- [4] Robinson, G. S., "Colour Edge Detection", Opt. Eng, vol. 16, no. 5, pp. 479-484, 1977.
- [5] Canny, J., "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [6] A. Shiji and N. Hamada. Colour image segmentation method using watershed algorithm and contour information. Proc Inter. Conf. on Image Processing, no. 4, pp. 305 - 309, 1999.
- [7] Zhang, B., "Generalized K-harmonic Means-Boosting in Unsupervised Learning", Technical report HPL-2000-137), Hewlett-Packard Labs, 2000.
- [8] Bezdek, J., "A Convergence Theorem for the Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms", IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 2, pp.1-8, 1980.
- [9] Ball, G. and Hall, D., "A Clustering Technique for Summarizing Multivariate Data", Behav Sci 12, pp. 153-155, 1967.
- [10] Huang, K., "A Synergistic Automatic Clustering Technique (Syneract) for Multispectral Image Analysis. Photogrammetric Eng Remote Sens , vol 1, no. 1, pp. 33-40, 2002.
- [11] Mahamed G. H., Omran Ayed Salman and Andries P. Engelbrecht, "Dynamic Clustering Using Particle Swarm Optimization with Application in Image Segmentation", Pattern Anal Applic 8: 332-344 DOI 10.1007/s10044-005-0015-5, 2005.

داده های آموزشی در ۱۱ دسته رنگ (قرمز ۱، نارنجی، زرد، سبز، سیکلمه، آبی، ارغوانی، بنفش، صورتی و قرمز ۲) قرار داده می شوند. از هر دسته رنگ تعداد ۱۲۰۰ داده انتخاب شد که ۲۵۰ داده به طور تصادفی به عنوان تست و ۹۵۰ داده به عنوان داده آموزشی در نظر گرفته شد. در کل از ۱۳۲۰۰ داده، ۱۰۴۵۰ داده آموزشی و ۲۷۵۰ داده تست یا آزمایشی در نظر گرفته شد. هر داده آموزشی دارای سه بُعد H, S, L می باشد.

جهت قطعه بندی تصاویر رنگی از طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی استفاده شده است. که در آن، به ازای هر یک از ابعاد H, S, L که سه ورودی طبقه بندی فازی هستند، یک اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز وجود دارد. به هر یک از اتوماتاهای یادگیر سلولی ابعاد H و S و L به ترتیب ۱۱ و ۳ و ۳ تابع عضویت اختصاص داده می شود که هر یک از توابع عضویت به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود.

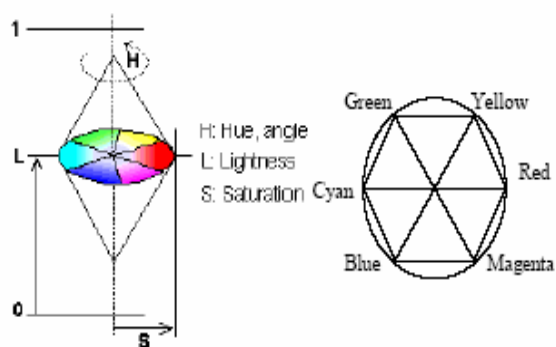
ساختار سیستم فازی از نوع ساگو^{۱۶} می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای d_{fs} ، r و d_{fm} به ترتیب ۰.۰۱، ۰.۰۰۸ و ۰.۰۱ در نظر گرفته شده است. نتایج آزمایشها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱: مقایسه روشهای مختلف با روش پیشنهادی

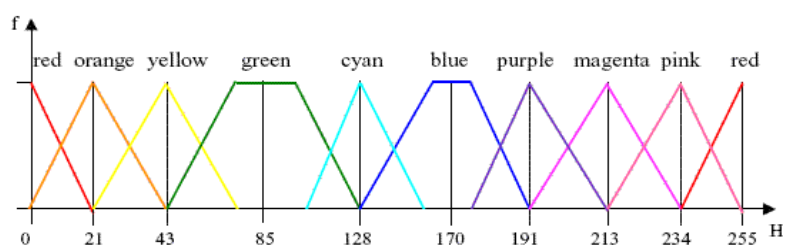
		تعداد قانون	راندمان
ANFIS		۹۰	٪۸۱٫۴۹
PSO-based Fuzzy		۳۹	٪۷۳٫۳۴
CLPSO-based Fuzzy		۳۶	٪۸۹
LA-based Fuzzy (L _{RP})	Pt=1	۶۳	٪۸۵٫۴۹
	Pt=1.5	۵۶	٪۸۷٫۴
	Pt=2	۴۷	٪۸۵٫۳
LA-based Fuzzy (L _{RI})	Pt=1	۶۵	٪۸۵٫۰۱
	Pt=1.5	۵۰	٪۸۶٫۳۴
	Pt=2	۴۲	٪۸۴٫۶
CLA-based Fuzzy (L _{RP})	Pt=1	۵۲	٪۹۳٫۳
	Pt=1.5	۴۵	٪۹۵٫۷
	Pt=2	۳۰	٪۹۲
CLA-based Fuzzy (L _{RI})	Pt=1	۴۹	٪۹۴
	Pt=1.5	۴۶	٪۹۵٫۹
	Pt=2	۳۶	٪۹۳٫۱

¹⁶ Sugeno

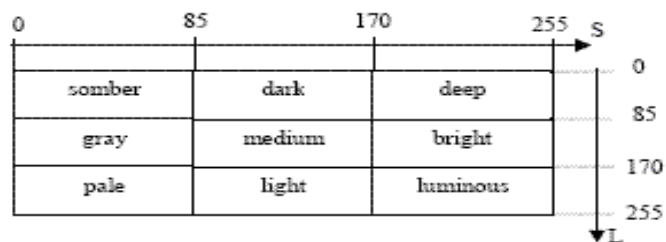
- Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, vol. 29, pp. 686-693 (1999).
- [28] Chen, C. C., "Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems", Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 9, no. 1, pp. 63-70, 2006.
- [29] Borji, A., M. Hamidi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M. "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.
- [30] Hmadi, 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.
- [31] Narendra K. S. and Thathachar M. A. L., Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, 1989.
- [32] 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.
- [33] Wolfram, S., "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] Schönfisch B., Roos A. D.; "Synchronous and Asynchronous Updating in Cellular Automata"; BioSystems, vol 51, pp. 123-143, 1999.
- [37] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Asynchronous Cellular Learning Automata", Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, to appear.
- [38] 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.
- [39] Blake, C., Keogh, E. and Merz, C. J., UCI Repository of Machine Learning Database, Univ. California, Irvine, 1998. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/>
- [] 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
- [41] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "A Fuzzy Classifier based on Learning Automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Azad University, Ghazvin, Iran, 2007.
- [42] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "A Fuzzy Classifier based on Cellular Learning Automata", Technical
- [12] Eberhart, R. "Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization", Proceedings Congress on Evolutionary Computation, Seoul, S. Korea, 2001.
- [13] Kennedy, J. and Medes, R., "Population Structures and Particle Swarm Performance", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Hawaii, USA, 2002..
- [14] Duda, R. O. and Hart, P. E., "Pattern Classification and Scene Analysis", John Wiley & Sons, New-York, 1973.
- [15] Omran M, Engelbrecht A, Salman A , "Particle Swarm Optimization Method for Image Clustering", Int J Pattern Recogn Artif Intell vol. 19, no.3, pp. 297-322, 2005.
- [16] R Eberhart and Shi. "Comparison between Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization", Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming, pp. 611-619. Springer-Verlag, 1998
- [17] Chia-Chong Chen , Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems, Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 9, no 1, pp. 63_70, 2006.
- [18] Butenkov, S. and Krivsha, V., "Classification using Fuzzy Geometric Features", Proc. IEEE Conf. ICAIS'02, Divnomorskoe, Russia, pp. 89-91. 2002.
- [19] 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, pp. 32-42, 2002.
- [20] 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.
- [21] Jang, J. S., "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] Yager, R. R. and Filev, D. P. Essentials of Fuzzy Modeling and Control, John Wiley, New York, U.S.A., 1994.
- [26] Simpson, P. K., "Fuzzy Min-Max Neural Networks- Part 1: Classification," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 3, Sep., pp. 776-786 1992.
- [27] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A Hybrid Clustering and Gradient Descent Approach for Fuzzy Modeling," IEEE



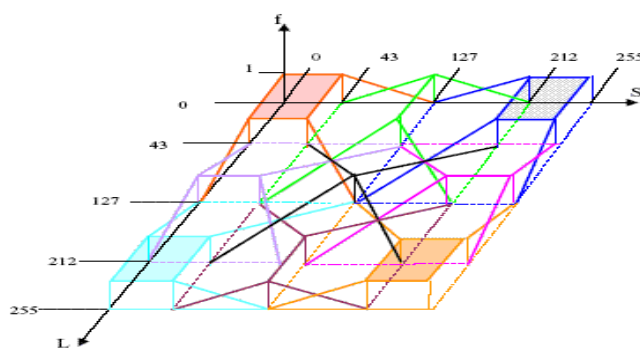
شکل ۱: فضای رنگ HSL



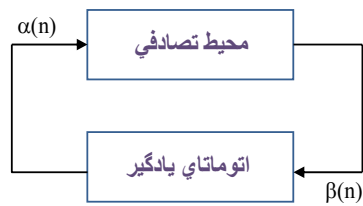
شکل ۲: مجموعه فازي H



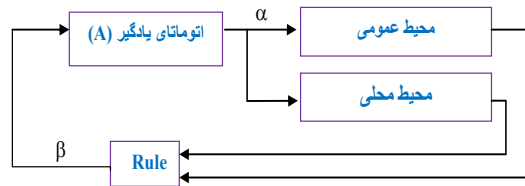
شکل ۳: توصيه کننده رنگ



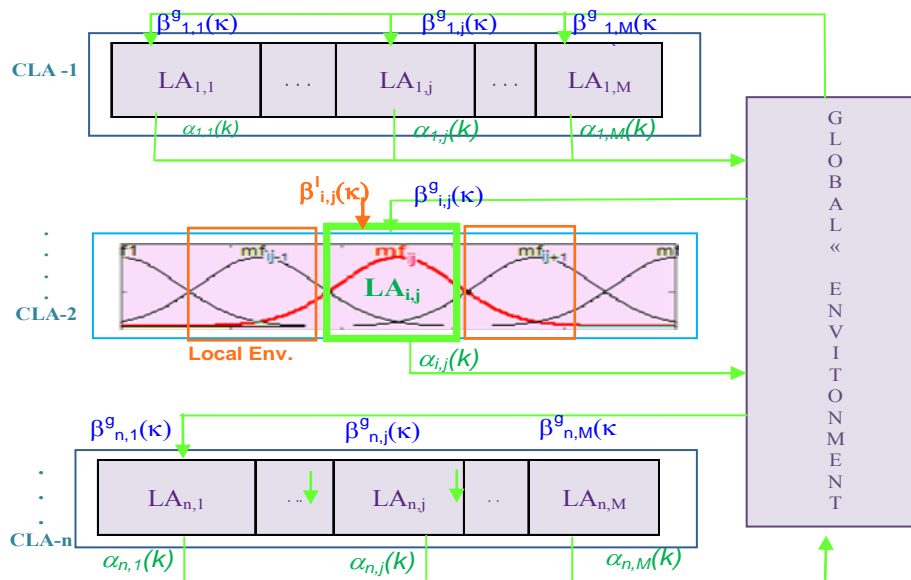
شکل ۴: مجموعه فازي S , L



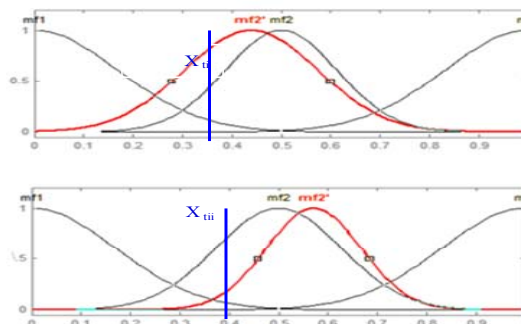
شکل ۵: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط



شکل ۶: ارتباط بین یک اتوماتای یادگیر در اتوماتای سلولی باز با محیطهای محلی و سراسری



شکل ۷: شمای کلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی



شکل ۸: الف) اثرافزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت ب) اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت