

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

ماندانا حمیدی<sup>۱</sup> محمد رضا میبدی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

<sup>۳</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، زرگان، 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 سلوالی پیشنهاد می گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلوالی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. از اتوماتای یادگیر سلوالی ناهمگام باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار توابع عضویت فازی استفاده شده است. در اتوماتای یادگیر سلوالی ناهمگام باز هر سلوول برای انتخاب عمل خود 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 سلوالی

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 می باشد و چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند [1][2]. 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 عموما 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<sup>۱</sup> [21][22][23][24][25] یا به صورت پراکنده و نامنظم<sup>۲</sup>

## ۱- مقدمه

تقسیم نمودن تصویر به ناحیه های غیر یکنواخت از نظر بافت و یا رنگ قطعه بندی نامیده می شود. ناحیه ها در واقع اشیا متفاوت موجود در تصویر نزد 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 محظوظ 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 خوش بندی [7][8][9][10]. قطعه بندی تصاویر رنگی با استفاده از دسته بندی فازی یکی از روش های قطعه بندی بر اساس پیکسل می باشد. به این

<sup>۱</sup> Grid-type Fuzzy Partition

<sup>۲</sup> Scatter-type Fuzzy Partition

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 می دهد. فضاهای رنگ متعدد مانند  $RGB$ ,  $HSL$ ,  $YIQ$ ,  $HSV$ , در پردازش تصاویر استفاده می شود [1].

به علت اینکه در فضای  $HSL$  رنگ در بعد  $H$  نمایش داده می شود و دو بعد  $L$ ,  $S$  توصیف کننده رنگ می باشند لذا در این مقاله از فضای رنگ  $HSL$  استفاده شده است [1] به ازای هر بعد از  $HSL$  می توان یک مجموعه فازی به عنوان ورودی و در نهایت یک مجموعه فازی نیز به عنوان خروجی در نظر گرفت. بعدها به صورت دایره ای نمایش داده می شود که هر رنگ در محدوده ای از درجه زوایا قرار دارد. توزیع رنگها در بعد  $H$  یکنواخت نمی باشد. به عنوان مثال مجموعه فازی  $H$  را می توان با ۱۱ تابع عضویت نمایش داد. تابع عضویت می توانند به صورت های مختلفی چون ذوزنقه ای، زنگوله ای، مثلثی، گوسی و... باشند. در (شکل ۱) نمونه ای از تابع عضویت از مجموعه فازی  $H$  که ذوزنقه ای شکل اند، مشاهده می شود. [1]

دو بعد دیگر  $L$ ,  $S$  عملاً رنگی ندارند و توصیف کننده رنگ می باشند. هر بردار به سه قسمت ضعیف، متوسط و قوی تقسیم می شود. دو بردار را با هم ترکیب کرده و به صورت نموداری دو بعدی آنها را در نظر می گیریم. با ترکیب این دو بردار با هم نه ناحیه توصیف رنگ حاصل می گردد (شکل ۳).

بنابراین سه تابع عضویت برای بعد  $S$  و سه تابع عضویت برای بعد  $L$  در نظر گرفته می شود. ترکیب مجموعه های 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  $(1)$

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

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

[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 می نماید زیرا با افزایش تعداد قوانین یادگیری اجرای الگوریتم ژنتیک بسیار زمانبر میباشد. در [21] از طبقه بندی کننده سیستم طبیقی استنتاج فازی <sup>3</sup>ANFIS به منظور ایجاد اتوماتیک قوانین استفاده شده است. این روش دارای دو مشکل عمده می باشد. 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 [28][29][30] از PSO 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 یه عنوان ابزاری برای ایجاد توابع عضویت و قوانین فازی استفاده شده است. در این روش به هر تابع عضویت فازی یک اتوماتاهای 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 توسعه تابع عضویت دیگر، کاملاً پوشانده می شود و به همین دلیل قسمتهایی از فضای مجموعه ورودی توسعه هیچ تابع عضویتی پوشانده نمی شود.

در این مقاله از یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی <sup>4</sup> [42] جهت قطعه بندی تصاویر رنگی استفاده شده است. در این طبقه بندی کننده فازی به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی تابع 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 تابع عضویت فازی استفاده شده است. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک تابع عضویت و تعداد آنها میباشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خط انجام میگیرد. دیگر مزیت این روش در مقایسه با روش های گزارش شده [26][29][30] 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

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

<sup>4</sup> Particle Swarm Optimization

<sup>5</sup> Cellular Learning Automata

می‌کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گستره بر طبق یک قانون محلی بهنگام رسانی می‌شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهایی که در همسایگی اوی هستند تاثیرگذار هستند و سلولهای دورتر، تاثیری ندارند. شبکه سلولها می‌تواند ابعاد متغیری داشته باشد و یک، دو یا بیشتر بعد داشته باشند. ویژگیهای اتوماتای سلولی را به اختصار می‌توان به صورت زیر بیان نمود: فضا و زمان به صورت گستره پیش می‌روند. اتوماتا همگن است. عمل به روزرسانی به صورت همگام انجام می‌شود و قوانین بر اساس همسایه‌های 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<sup>۷</sup>

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 حداقل برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در (شکل ۱) 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  $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)] = p(n+1)$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. ورودی محیط یکی از ۲ عمل انتخاب شده اتوماتا است. خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل  $\alpha$  توسط  $\beta_i$  مشخص می‌شود. اگر  $\beta_i$  یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل  $P^A$  نامیده می‌شود. در چنین محیطی  $\beta_i(n) = 1$  بعنوان پاسخ نامطلوب<sup>۸</sup> یا شکست<sup>۹</sup> و

$CF_j = [0, 1]$  ضریب قطعیت قانون آم 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:

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

قانون آم تابع عضویت ورودی آم از قانون آم می‌باشد که  $p$  تعداد پارامترهای تابع عضویت است.  $r_j = [m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jM}]$  مشخص کننده یک قانون فازی و  $r = [r_1, r_2, \dots, r_R]$  مجموعه قوانین فازی را مشخص می‌کند.  $a = [H_1, CF_1, H_2, CF_2, \dots, H_R, CF_R]$  است. هنگامیکه یک داده ورودی  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  به سیستم فازی اعمال شود خروجی به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

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

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

تغییر پارامترهای یک تابع فازی باعث می‌گردد که دسته‌بندی فازی به کلی تغییر نماید. بنابراین هدف ما تنظیم پارامترهای بهینه فازی است بطوریکه دسته‌بندی فازی با حداقل خطای 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.

#### ۱-۱- اتوماتای سلولی<sup>۱۰</sup>

اتوماتای سلولی [33] یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری

<sup>7</sup> Learning Automata

<sup>8</sup> P-model

<sup>9</sup> Unfavorable

<sup>10</sup> Failure

<sup>6</sup> Cellular Automata

- باشد که بردار همسایگی نامیده می شود.
- $F: \underline{\phi}^{\bar{m}} \rightarrow \underline{\beta}$  قانون محلی CLA می باشد به طوریکه  $\underline{\beta}$  مجموعه مقادیری است که می تواند به عنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود.

در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلوهای را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت. عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند. این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلوهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می شود. 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 می گردد. عموماً عمل بروزرسانی تمام اتوماتا به صورت همزمان انجام می شود. بعد از بروزرسانی، هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعريف شده برقرار شود، ادامه می یابد. اتوamatای یادگیر سلولی استاندارد، اصطلاحاً بسته خوانده میشود زیرا هیچگونه ارتباطی با دنیای خارج برای آن در نظر گرفته نشده است. اگر در اتوamatای سلولی یادگیر تمامی سلوهای بطور همزمان بروز شود ان را اتوamatای یادگیر سلولی همگام و در غیر این صورت اتوamatای سلولی ناهمگام نامیده میشود [36] اتوamatای یادگیر سلولی را یکنواخت می گوییم، اگر برای تمام سلوهای، تابع همسایگی، قانون محلی و اتوamatاهای یادگیر یکسان باشند در عیر این صورت اتوamatای یادگیر سلولی غیر یکنواخت نامیده میباشد. نوع دیگر اتوamatای یادگیر سلولی، اتوamatای یادگیر سلولی باز (OCLA) میباشد. در OCLA علاوه بر محیط محلی<sup>۱۴</sup> یک محیط سراسری<sup>۱۵</sup> 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، می تواند به نقاط بهینه محلی همگرا شود.

$\beta_i(n) = 0$  بعنوان پاسخ مطلوب<sup>۱۶</sup> یا موفقیت در نظر گرفته می شوند. در محیط مدل<sup>۱۷</sup>  $\beta_i(n)$  شامل تعداد محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه  $[0,1]$  می باشد. در حالیکه در محیط مدل<sup>۱۸</sup>  $S$  مقادیر  $\beta_i(n) \in [0,1]$  یک متغیر تصادفی در بازه  $[0,1]$  می باشد ().

الگوریتم یادگیری  $S - L_{REP}$  یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است.  $S - L_{REP}$  با عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می کند. اگر در تکرار  $n$  عمل  $\alpha_i$  انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن  $\beta_i(n)$  باشد، بردار احتمالهای اتوamatای طبق رابطه زیر [31] بروز می شود.

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

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- اتوamatای یادگیر سلولی (CLA)

بسیاری از مسایل را نمی توان با استفاده از یک اتوamatای یادگیر تکی حل کرد بلکه قدرت اصلی اتوamatای یادگیر زمانی آشکار میشود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و ضعفهای عنوان شده برای اتوamatای سلولی، در [33] با ترکیب این دو مدل، مدل اتوamatای یادگیر سلولی پیشنهاد گردید [35][36][34].

- تعریف (اتوamatای یادگیر سلولی) : اتوamatای یادگیر سلولی 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.
- $\phi$  یک مجموعه متناهی از حالتها می باشد.
- $A$ ، یک مجموعه از اتوamatاهای یادگیر (LA) است که هر یک از آنها به یک سلول از اتوamatای سلولی نسبت داده میشود.

<sup>14</sup> Local Environment  
<sup>15</sup> Global Environment

<sup>11</sup> Favorable  
<sup>12</sup> Q-Model  
<sup>13</sup> S-Model

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r \\
 & \text{if } m_{ij} < x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \tag{4}$$

$LA_{ij}$  انتخاب عمل "افزایش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر باعث تغییرات در میانگین  $m_{ij}$  و واریانس  $\sigma_{ij}$  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  $\sigma_{ij}$  میگردد.

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

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 می‌دهد. بدین نحو تابع عضویت همیشه تمام فضای مجموعه فازی را پوشش می‌دهند.

۱. مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به شرح زیر است.  
۱-۱ اتوماتای یادگیر سلولی که هر کدام دارای  $M$  اتوماتای یادگیر می‌باشدند 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 ماقزیم و مینیمم انتخاب می‌شود.
۲. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده‌های آموزشی ایجاد می‌نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۱-۴ آورده شده است)
۳. هر یک از داده‌های آموزشی  $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$  به طبقه بندی کننده داده میشود. به ازای هر ویژگی  $X_{ti}$  داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متعلق به اتوماتای یادگیر  $A$  که متناظر با تابع عضویتی که ویژگی  $X_{ti}$  بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعل شدن می‌شود.
۴. به ازای هر اتوماتای یادگیر سلولی مراحل زیر را انجام میدهیم:

#### 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 آم عهده دار تنظیم تابع عضویت ویژگی آم است. هر یک از تابع عضویت ویژگی آم به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود. یعنی تابع عضویت دسته آم از ویژگی آم به سلول آم از اتوماتای یادگیر آم نگاشت میشود. تعداد سلولها در هر یک از اتوماتاهای یادگیر سلولی برابر تعداد دسته‌ها یعنی  $M$  میباشد. همسایه‌های یک سلول، سلولهای سمت چپ و سمت راست آن سلول می‌باشد. شمای کلی این طبقه بندی کننده در (شکل) نشان داده شده است.

قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم تابع عضویت ۱ ویژگی میپردازیم. فرض کنید  $m_{ij}$  میانگین و  $\sigma_{ij}$  واریانس تابع عضویتی هستند که اتوماتای یادگیر آم از اتوماتای یادگیر سلولی آم 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 داده‌های آموزشی 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 آم در دسته آم و  $m_{ij}^{axn}$  حداقل مقدار ویژگی آم در دسته آم می‌باشدند.

هر اتوماتای یادگیر دارای دو عمل "کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" و "افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" می‌باشد. در شکل ۳-الف ثرکاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت و شکل ۳-ب اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت نشان داده شده است. تابع تعلق به رنگ قرمز درد این اشکال تابع تعلق بعد انجام عمل مورد نظر می‌باشد.

انتخاب عمل "کاهش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر  $X_{ti}$  باعث تغییرات در میانگین  $m_{ij}$  و واریانس  $\sigma_{ij}$  تابع عضویت طبق روابط ۵ 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. ضریب قطعیت قانونی است که بیشترین سهم را در دسته بندی داده آموزشی به عهده داشته است.

## ۴- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

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

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

$$\theta_t = \sum_{\underline{x}_p \in Class_t} q_j(\underline{x}_p), t = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

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

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

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

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 نادرست  $F$  را مشخص محاسبه می نماییم. هر قانونی را که  $A-F^*PT$  از حد آستانهای  $(tr)$  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 فوتیال 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 سایز متوسط از زمین فوتیال در نورهای مختلف گرفته بود، جمع آوری شدند. تا سیستم آموزش داد کلیه رنگهای یک شی را در نورهای مختلف به سیستم آموزش داد.

۴.۱. اتماتاهای یادگیر کاندیدای فعال شدن را فعال نموده و هر کدام ، یکی از عمال خود را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب میکند.

۴.۲. بر اساس عمل انتخاب شده توسط اتماتاهای یادگیر میانگین و واریانس توابع عضویت تخصیص داده شده به اتماتاهای یادگیر، طبق رابطه های ۵، ۶ اصلاح می شود.

۵. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم ( نحوه انجام این کار در قسمت ۱-۴ آورده شده است )

۶. هر یک از داده های آموزشی  $(\underline{x}_t, x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$  به طبقه بندی کننده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. به ازای هر ویژگی  $X_{ti}$  داده آموزشی، اتماتای یادگیر  $LA_{ij}$  منتظر 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 سلو (i,j) عمل "کاهش میزان تعلق" و یا "افزایش میزان تعلق" را انتخاب کرده باشند پاسخ محلی  $\beta_{ij}^l$  به اتماتای یادگیر  $ij$  آن سلو 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 اتماتای یادگیر

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

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

۱۰. تا زمانیکه حداقل تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه بندی ۶، 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 کاملا 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 اتماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده است. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتماتاهای 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 اتماتیک قوانین فازی مقایسه شد و نتایج نشان می دهد که این روش نسبت به سایر این روشها راندمان بالاتری داشته است و با تعداد ۴۶ قانون رنگها را با راندمان ۹۵,۹٪ دیته 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 د در نظر گرفته شد. هر داده آموزشی دارای سه بعد  $H, S, L$  می باشد.

جهت قطعه بندی تصاویر رنگی از طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتماتای 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 اتماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگن باز وجود دارد. به هر یک از اتماتاهای 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 اتماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت می شود.

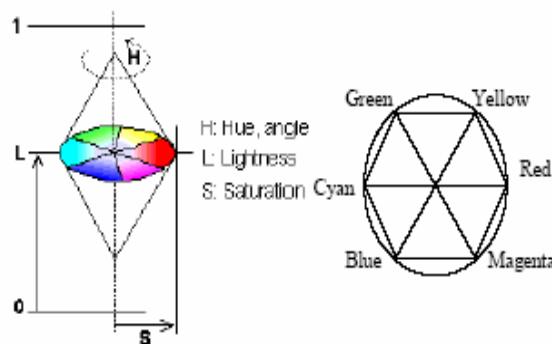
ساختار سیستم فازی از نوع ساگنو<sup>۱۶</sup> می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای  $d_{fm}$  و  $r$  به ترتیب ۰.۰۱ و ۰.۰۰۸ و ۰.۰۱ در نظر گرفته شده است. نتیج آزمایشها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱: مقایسه روشهای مختلف با روش پیشنهادی

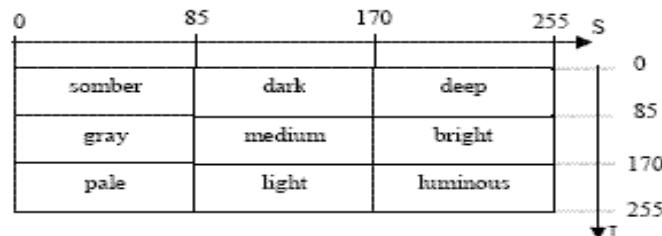
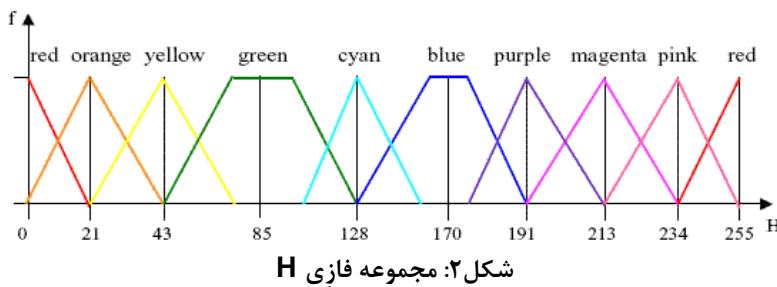
	تعداد قانون	راندمان
ANFIS	۹۰	%۸۱,۴۹
PSO-based Fuzzy	۳۹	%۷۳,۳۴
CLPSO-based Fuzzy	۳۶	%۸۹
LA-based Fuzzy (L <sub>RP</sub> )	Pt=1	%۸۵,۴۹
	Pt=1.5	%۸۷,۴
	Pt=2	%۸۵,۳
LA-based Fuzzy (L <sub>RI</sub> )	Pt=1	%۸۵,۰۱
	Pt=1.5	%۸۶,۳۴
	Pt=2	%۸۴,۶
CLA-based Fuzzy (L <sub>RP</sub> )	Pt=1	%۹۳,۳
	Pt=1.5	%۹۵,۷
	Pt=2	%۹۲
CLA-based Fuzzy (L <sub>RI</sub> )	Pt=1	%۹۴
	Pt=1.5	%۹۵,۹
	Pt=2	%۹۳,۱

<sup>۱۶</sup> Sugeno

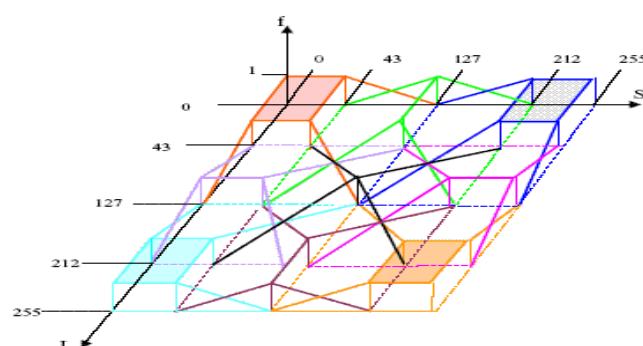
- Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, vol. 29, pp. 686-693 (1999).
- [28] Chen, C. C., "Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems", Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 9, no. 1, pp. 63-70, 2006.
- [29] Borji, A., M. Hamidi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M. "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] Hmaidi, 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/~mlearn/>
- [ ] 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 ۱۳۸۵ ۲۶-۲۵ 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., "Populalion 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

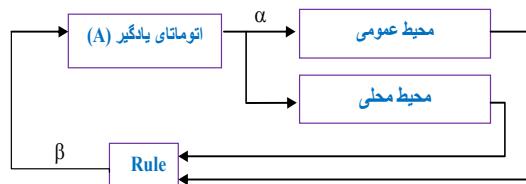


شکل ۳: توصیه کننده رنگ

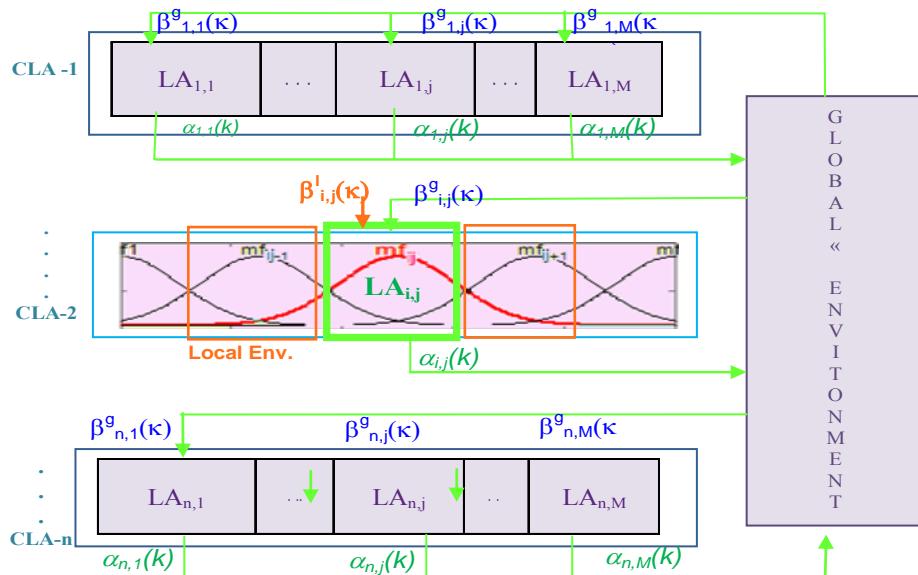




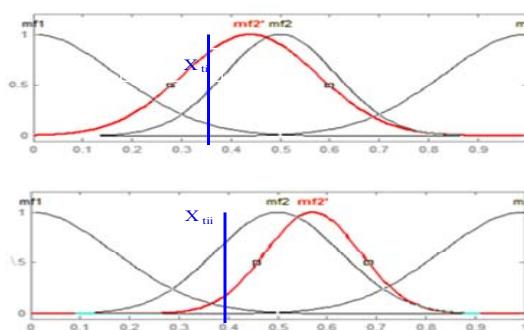
شکل ۵: ارتباط بین اتماتای یادگیر و محیط



شکل ۶: ارتباط بین یک اتماتای یادگیر در اتماتای 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