يك طبقه بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي براي قطعه بندي تصاوير رنگي

ماندانا حميدي[۳،۱]   محمد رضا ميبدي[۲]

چكيده

در اين مقاله يك روش قطعه بندي تصاوير رنگي با استفاده از طبقه‌بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي پيشنهاد مي‌گردد. در اين طبقه‌بندي كننده به كمك مجموعه اي از اتوماتاهاي يادگير سلولي توابع عضويت و قوانين فازي به طور اتوماتيک توليد مي‌شوند. از اتوماتاي يادگير سلولي نا همگن ناهمگام باز به عنوان ابزاري براي يافتن بهترين ساختار توابع عضويت فازي استفاده شده است. در اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگام باز هر سلول براي انتخاب عمل خود علاوه بر پاسخ سراسري محيط از نتيجه اعمال انتخابي توسط اتوماتاهاي يادگير همسايه خود نيز تاثير ميپذيرد. روش قطعه بندي پيشنهادي نسبت به تغييرات نور مقاوم مي باشد. اين روش با ساير روشهاي ايجاد اتوماتيک قوانين فازي مقايسه شده است. نتايج نشان مي دهند كه اين روش نسبت به ساير روشها راندمان بالاتري داشته است.

كلمات كليدي

قطعه بندي تصوير، طبقه بندي فازي، اتوماتاهاي يادگير، اتوماتاي يادگير سلولي

A Cellular Learning Automata based Fuzzy Classifier for Color Image Segmentation

Mandana Hamidi[3]   Mohammad Reza Meybodi[2]

ABSTRACT

In this paper a cellular learning automata (CLA) based fuzzy classifier for color image segmentation is proposed. In the proposed classifier using a set of open asynchronous cellular learning automata, fuzzy membership functions and the rules for the fuzzy classifier are automatically generated. Each membership function is equipped with an open cellular learning automaton which is responsible for determining the best mean and variance for the corresponding membership function. In open CLA, the action of each cell in the next stage of its evolution not only depends on the local environment (actions of its neighbors) it also depends on the external environment. In order to show the performance of the proposed classifier it is compared with other methods in which the fuzzy rules are generated automatically. The result of the comparison has shown the efficiency of the proposed method. The proposed segmentation method is robust to light variation.

KEYWORDS

Image Segmentation, Fuzzy Classifier, Learning Automata, Cellular Learning Automata

۱. مقدمه

تقسيم نمودن تصوير به ناحيه‌هاي غير يكنواخت از نظر بافت و يا رنگ قطعه‌بندي ناميده مي‌شود. ناحيه ها در واقع اشيا متفاوت موجود در تصويرند كه تفاوت قابل ملاحظه‌اي با نواحي مجاور خود دارند.[1] قطعه بندي در مواردي چون پردازش تصوير, بينايي ماشين،

پردازش تصاوير پزشكي, كتابخانه‌هاي ديجيتالي، بازيابي اطلاعات بر پايه محتوا در تصاوير و فيلم، انتقال اطلاعات از طريق اينترنت و فشرده سازي تصاوير كاربرد دارد.

تکنيک‌هاي قطعه‌بندي تصوير را مي‌توان به پنج دسته تقسيم نمود: قطعه‌بندي بر اساس پيكسل [2]، قطعه‌بندي بر اساس ناحيه[3]، قطعه‌بندي براساس تشخيص لبه [4][5]، قطعه‌بندي تركيبي بر اساس لبه و ناحيه[6] و قطعه‌بندي بر اساس خوشه‌بندي [7][8][9][10][11]. قطعه بندي تصاوير رنگي با استفاده از دسته بندي فازي يكي از روشهاي قطعه‌بندي بر اساس پيكسل مي‌باشد .به اين ترتيب كه سيستم فازي مشخص مي‌كند هر پيكسل به كدام دسته رنگ تعلق دارد. بنابراين هدف، ايجاد يک سيستم فازي است كه بتواند رنگهاي بيشتري را دسته بندي نمايد. براي اينكار نياز به يک فرد خبره است كه به نوع مساله اشراف كامل داشته باشد و بتواند با توجه به داده‌هاي آموزشي قوانين و توابع عضويت را تنظيم نمايد كه اين خود امري مشكل و وقت‌گير ميباشد و چه بسا كه قوانين نهايي نيز بهترين قوانين نباشند [2][1]. لذا نياز به يک روش اتوماتيک است كه با توجه به داده‌هاي آموزشي قوانين و توابع عضويت فازي را ايجاد نمايد. به منظور ايجاد قوانين فازي با استفاده از داده هاي آموزشي عموما از تقسيمات فضاي مجموعه ورودي فازي جهت مشخص نمودن قسمت شرط قوانين استفاده مي شود. فضاي ورودي فازي را مي‌توان به صورت شبكه اي[1] [20][21][22][23][24][25] يا به صورت پراكنده و نامنظم[2] [26][27] تقسيم نمود و به هر قسمت يک تابع عضويت اختصاص داد. در[20] از الگوريتم ژنتيک بدين منظور استفاده شده است كه اين روش در حل مسائلي با ابعاد بالا ضعيف عمل مي‌نمايد زيرا با افزايش تعداد قوانين يادگيري، اجراي الگوريتم ژنتيک بسيار زمانبر مي‌باشد. در [21] از طبقه بندي كننده سيستم تطبيقي استنتاج فازي ANFIS[3] به منظور ايجاد اتوماتيک قوانين استفاده شده است. اين روش داراي دو مشكل عمده مي‌باشد. اولا بايد تعداد توابع فازي از ابتدا تعيين شود و دوما اينكه با افزايش تعداد داده‌هاي آموزشي پيچيدگي اين سيستم افزايش مي يابد. در[30][29][28] از بهینه سازی گروه ذرات PSO[4] به منظور ايجاد حداقل قوانين فازي با حداكثر راندمان استفاده شده است. كه اين روش در مقايسه با الگوريتم ژنتيک داراي سرعت و راندمان بالاتر است و منجر به توليد قوانين فازي كمتري ميشود. اين روش مشكل همگرايي زودرس را دارد و به مقدار دهي اوليه اعضاي جمعيت و مقادير پارامترها حساسيت بالايي دارد. همچنين در اين روش تعداد تابع عضويت فازي را بايستي به صورت دستي از قبل تعيين نمود. در [41] از اتوماتاي يادگير به عنوان ابزاري براي ايجاد توابع عضويت و قوانين فازي استفاده شده است. در اين روش به هر تابع عضويت فازي يک اتوماتاي يادگير اختصاص داده مي‌شود. مشكل اين روش اين است كه اتوماتاهاي يادگير با هم هيچ تعاملي ندارند و توابع عضويت يا با يكديگر فاصله زياد مي‌گيرند يا يک تابع عضويت توسط تابع عضويت ديگر، كاملا پوشانده مي‌شود و به همين دليل قسمتهايي از فضاي مجموعه ورودي توسط هيچ تابع عضويتي پوشانده نمي شود.

در اين مقاله از يك طبقه بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي[5] [42] جهت قطعه بندي تصاوير رنگي استفاده شده است. در اين طبقه بندي كننده فازي به كمك مجموعه‌اي از اتوماتاهاي يادگير سلولي توابع عضويت و قوانين فازي به طور اتوماتيک توليد مي‌شوند. از اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگن ناهمگام باز به عنوان ابزاري براي يافتن بهترين ساختار توابع عضويت فازي استفاده شده است. يكي از مزاياي اين روش تعيين اتوماتيك توابع عضويت و تعداد آنها ميباشد كه در ساير روشها از طريق آزمايش و خطا انجام ميگيرد. ديگر مزيت اين روش در مقايسه با روشهاي گزارش شده [30][29][26] اين است كه در اين روش تعداد پارامترهايي كه بايستي با توجه به نوع مساله تنظيم شوند كمتر است. همچنين روش قطعه بندي پيشنهادي نسبت به تغييرات نور مقاوم مي باشد.

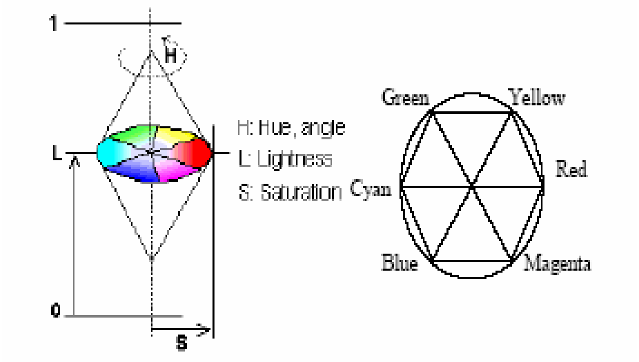
ادامه مقاله بدين صورت سازماندهي شده است. در بخش دوم قطعه بندي رنگ فازي، در بخش سوم اتوماتاي سلولي، اتوماتاي يادگير و اتوماتاي يادگير سلولي و در بخش چهارم طبقه‌بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي به اختصار شرح داده ميشود. در بخش پنجم قطعه بندي تصاوير رنگي با روش پيشنهادي و نتايج آزمايشها آمده است. بخش ششم نتيجه گيري ميباشد.

---

[1] Grid-type Fuzzy Partition
[2] Scatter-type Fuzzy Partition
[3] Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
[4] Particle Swarm Optimization
[5] Cellular Learning Automata

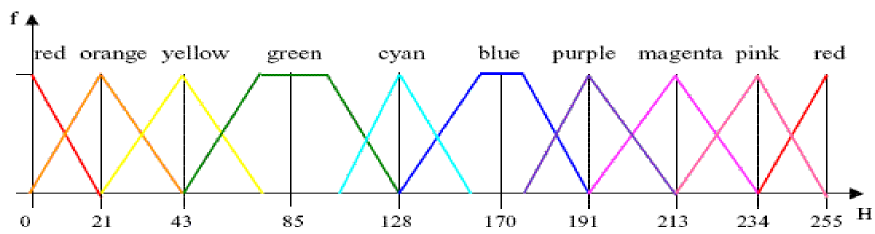
۲. قطعه بندي رنگ فازي

طبقه بندي کننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي يک روش يادگيري با ناظر است که جهت دسته بندي رنگ ها از آن استفاده مي‌شود. اين سيستم هر پيکسل رنگي از تصوير ورودي را در يک دسته رنگ قرار مي‌دهد. فضاهاي رنگ متنوعي مانند RGB ,HSL ,HSV ,YIQ, در پردازش تصاوير استفاده مي‌شود[1].



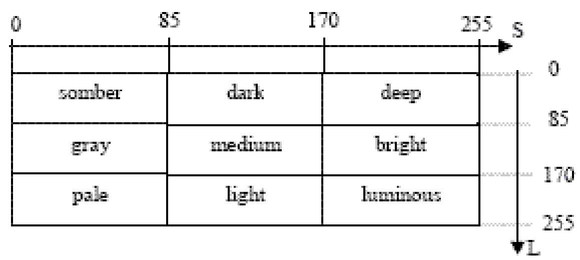
شکل ۱: فضاي رنگ **HSL**

به علت اينکه در فضاي HSL رنگ در بعد H نمايش داده مي‌شود و دو بعد S ,L توصيف کننده رنگ مي‌باشند لذا در اين مقاله از فضاي رنگ HSL استفاده شده است [1].به ازاي هر بعد ازHSL مي‌توان يک مجموعه فازي به عنوان ورودي و در نهايت يک مجموعه فازي نيز به عنوان خروجي در نظر گرفت.بُعد H به صورت دايره‌اي نمايش داده مي‌شود که هر رنگ در محدوده‌اي از درجه زوايا قرار دارد. توزيع رنگها در بعد H يکنواخت نمي‌باشد. به عنوان مثال مجموعه فازي H را مي توان با ۱۱ تابع عضويت نمايش داد. توابع عضويت مي-توانند به صورت‌هاي مختلفي چون ذوزنقه‌اي, زنگوله‌اي, مثلثي, گوسي و... باشند. در (شکل ۲)نمونه‌اي از توابع عضويت از مجموعه فازي H که ذوزنقه‌اي شکل اند, مشاهده مي شود. [1]



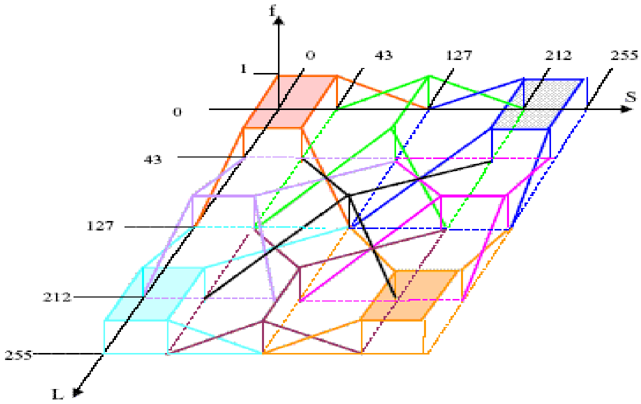
شکل ۲: مجموعه فازي **H**

دو بُعد ديگر S ,L عملاً رنگي ندارند و توصيف کننده رنگ مي‌باشند. هر بردار به سه قسمت ضعيف, متوسط و قوي تقسيم مي‌شود. دو بردار را با هم ترکيب کرده و به صورت نموداري دو بعدي آنها را در نظر مي‌گيريم. با ترکيب اين دو بردار با هم نه ناحيه توصيف رنگ حاصل مي‌گردد (شکل ۳).



شکل ۳:توصيف کننده رنگ

بنابراين سه تابع عضويت براي بعد S و سه تابع عضويت براي بعد L در نظر گرفته مي‌شود .ترکيب مجموعه‌هاي فازي فوق الذکر در (شکل ۴) نمايش داده شده است



شكل ۴: مجموعه فازي L , S

هر قانون فازي را به صورت زير نمايش مي دهيم:

$$
\begin{aligned}
& j-th\ rule: \\
& if\ x_1\ is\ A_{j1}\ \ and\ x_2\ is\ A_{j2}\ \ and \ldots and\ x_m\ is\ A_{jm} \\
& then\ \bar{x}=(x_1,x_2,\ldots,x_m)\ belongs\ to\ class\ H_j\ \ with\ \ CF=CF_j \\
& j=1,2,\ldots,R
\end{aligned}
\tag{۱}
$$

R تعداد قوانين فازي, m تعداد ابعاد ورودي, $H_j\ \varepsilon\ \{1,2,\ldots,M\}$ خروجي قوانين, M تعداد دسته‌هاي رنگ, $CF_j=[0,\ 1]$ ضريب قطعيت قانون زام است. درجه عضويت مربوط به مجموعه فازي بر اساس نوع تابع عضويت آن مجموعه فازي محاسبه مي‌گردد. به عنوان مثال درجه عضويت تابع گوسي با سه پارامتر $m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}$ طبق فرمول زير محاسبه مي‌گردد:

$$
\mu_{A_{ji}}(m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}; x_i)
= \begin{cases}
\exp\left(-\left(\dfrac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,2)}}\right)^2\right), if\ \ x_i \le m_{(ji,1)} \\
\exp\left(-\left(\dfrac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,3)}}\right)^2\right), if\ \ x_i > m_{(ji,1)}
\end{cases}
\tag{۲}
$$

$\underline{m}_{ji}=[m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)},\ldots, m_{(ji,p)}]$ تابع عضويت ورودي ام از قانون زام مي‌باشد كه p تعداد پارامترهاي تابع عضويت است. $\underline{r}_j=[\underline{m}_{j1},\ \underline{m}_{j2},\ldots,\ \underline{m}_{jM}]$ مشخص كننده يک قانون فازي و $r=[\underline{r}_1,\ \underline{r}_2,\ldots,\ \underline{r}_R]$ مجموعه قوانين فازي را مشخص مي‌كند. $\underline{a}=[H_1,CF_1,H_2,CF_2,\ldots.H_R,CF_R]$ خروجي مجموعه قوانين است. هنگاميكه يک داده ورودي $x=(x_1,\ x_2,\ldots,\ x_m)$ به سيستم فازي اعمال شود خروجي به صورت زير محاسبه مي‌گردد.

$$
\begin{aligned}
& q_j(x) = \prod_{i=1}^{M} \mu_{A_{ji}}(x_i) \\
& y = \arg\max_{j=1}^{R}\ \ q_j(x).CF_j
\end{aligned}
\tag{۳}
$$

تغيير پارامترهاي يک تابع فازي باعث مي‌گردد كه دسته‌بندي فازي به كلي تغيير نمايد. بنابراين هدف ما تنظيم پارامترهاي بهينه فازي است بطوريكه دسته‌بندي فازي با حداقل خطا انجام گردد.

۳. اتوماتاي سلولي، اتوماتاي يادگير و اتوماتاي يادگير سلولي

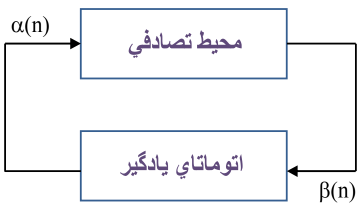
در اين قسمت اتوماتاي سلولي، اتوماتاي يادگير و اتوماتاي يادگير سلولي به اختصار شرح داده ميشود.

۱,۳. اتوماتاي سلولي[6]

اتوماتاي سلولي[33] يک مدل رياضي براي سيستمهايي است که در آنها چندين مؤلفه ساده براي توليد الگوهاي پيچيده با هم همکاري مي‌کنند. در اتوماتاي سلولي يک مجموعه منظم از سلولها وجود دارند که هر کدام مي‌توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهي است، مقداردهي شوند. اين سلولها به صورت همگام و در زمانهاي گسسته بر طبق يک قانون محلي بهنگام‌رساني مي‌شوند. محلي بودن به اين معناست که در تعيين مقدار جديد هر سلول، سلولهايي که در همسايگي وي هستند تاثيرگذار هستند و سلولهاي دورتر، تاثيري ندارند. شبکه سلولها مي‌تواند ابعاد متفاوتي داشته باشند و يک, دو و يا بيشتر بعد داشته باشند. ويژگيهاي اتوماتاي سلولي را به اختصار ميتوان به صورت زير بيان نمود: فضا و زمان به صورت گسسته پيش ميروند. اتوماتا همگن است. عمل به روزرساني به صورت همگام انجام ميشود و قوانين بر اساس همسايه هاي هر سلول تعريف ميشوند. از مشکلات مهم اتوماتاي سلولي تعيين فرم قطعي قوانين است. زيرا در اغلب سيستمها نويز و عدم قطعيت وجود دارند که سيستم را تحت تاثير قرار ميدهند. لذا تعيين فرم قطعي قوانين در اين سيستمها کاري مشکل و در برخي موارد غير ممکن است[17].

۲,۳. اتوماتاي يادگير[7]

اتوماتاي يادگير ماشيني است که ميتواند تعدادي متناهي عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط يک محيط احتمالي ارزيابي ميشود و نتيجه ارزيابي در قالب سيگنالي مثبت يا منفي به اتوماتا داده ميشود و اتوماتا از اين پاسخ در انتخاب عمل بعدي تاثير ميگيرد. هدف نهايي اين است که اتوماتا ياد بگيرد تا از بين اعمال خود بهترين عمل را انتخاب کند. بهترين عمل، عملي است که احتمال دريافت پاداش از محيط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتاي يادگير در تعامل با محيط، در (شکل ۵) مشاهده ميشود. [31]



شکل ۵: ارتباط بين اتوماتاي يادگير و محيط

اتوماتاي يادگير با ساختار متغير را ميتوان توسط چهارتايي $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \ldots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهاي اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \ldots, \beta_m\}$ مجموعه وروديهاي اتوماتا، $p = \{p_1, \ldots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هريک از عملها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوريتم يادگيري مي باشد. ورودي محيط يکي از r عمل انتخاب شده اتوماتا است. خروجي(پاسخ) محيط به هر عمل i توسط β_i مشخص مي‌شود. اگر β_i يک پاسخ دودويي باشد، محيط مدل**P**[8] ناميده مي‌شود. در چنين محيطي $\beta_i(n) = 1$ بعنوان پاسخ نامطلوب[9] يا شکست[10] و $\beta_i(n) = 0$ بعنوان پاسخ مطلوب[11] يا موفقيت در نظر گرفته

---

[6] Cellular Automata
[7] Learning Automata
[8] P-model
[9] Unfavorable
[10] Failure
[11] Favorable

مي‌شوند. در محيط مدلQ[12]، $\beta_i(n)$ شامل تعداد محدودي از مقادير قرار گرفته در بازه [۱،۰] مي‌باشد. درحاليكه در محيط مدلS[13] مقادير $\beta_i(n)$ يک متغير تصادفي در بازه [۱،۰] مي‌باشد ($\beta_i(n) \in [0,1]$).

الگوريتم يادگيري $S-L_{R\varepsilon P}$ يک نمونه از الگوريتمهاي يادگيري خطي است. $S-L_{R\varepsilon P}$ با r عمل بصورت زير بردار عملهاي خود را بروز مي‌كند. اگر در تكرار nأم عمل α_i انتخاب شده باشد و پاسخ محيط به آن $\beta_i(n)$ باشد، بردار احتمالهاي اتوماتا طبق رابطه [31] بروز مي‌شود.

$$
\begin{aligned}
p_i(k+1) &= p_i(k) + a.(1-\beta_i(k)).(1-p_i(k)) - b.\beta_i(k).p_i(k) \\
p_j(k+1) &= p_j(k) - a.(1-\beta_i(k)).p_j(k) + b.\beta_i(k).\left[\frac{1}{r-1} - p_j(k)\right] \quad \forall j \quad j \neq i
\end{aligned}
\tag{۴}
$$

در روابط(۴) a پارامتر پاداش وb پارامتر جريمه مي باشند. با توجه به مقادير a و b سه حالت زير را مي توان در نظر گرفت. زمانيكه a و b با هم برابر باشند، الگوريتم را L_{RP} مي ناميم، زمانيكه b ازa خيلي كوچكتر باشد، الگوريتم را $L_{R\varepsilon P}$ مي ناميم. و زمانيكه b مساوي صفر باشد الگوريتم را L_{RI} مينامیم [32] .

۲،۳. اتوماتاي يادگير سلولي (CLA)

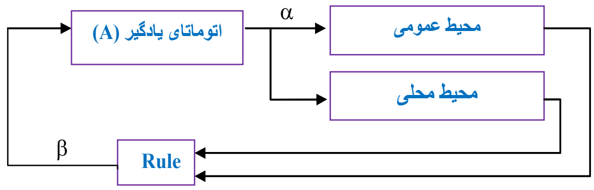
بسياري از مسايل را نمي‌توان با استفاده از يک اتوماتاي يادگير تكي حل كرد بلكه قدرت اصلي اتوماتاي يادگير زماني آشكار ميشود كه آنها به صورت دسته جمعي بكار روند. با توجه به اين مساله و ضعفهاي عنوان شده براي اتوماتاي سلولي، در[33] با تركيب اين دو مدل، مدل اتوماتاي يادگير سلولي پيشنهاد گرديد[35][36][34].

در اتوماتاي يادگير سلولي مي‌توان از ساختارهاي مختلفي براي همسايگي استفاده نمود. در حالت كلي هر مجموعه مرتب از سلولها را مي‌توان به عنوان همسايه در نظر گرفت. عملكرد اتوماتاي يادگير سلولي را مي‌توان به شرح زير بيان كرد. در هر لحظه هر اتوماتاي يادگير در اتوماتاي يادگير سلولي يك عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب مي‌كند. اين عمل مي‌تواند بر اساس مشاهدات قبلي و يا به صورت تصادفي انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهاي همسايه و قانون حاكم بر اتوماتاي يادگير سلولي پاداش داده و يا جريمه مي‌شود. با توجه به اينكه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و يا جريمه شده است, اتوماتا رفتار خود را تصحيح كرده و ساختار داخلي اتوماتا بهنگام مي‌گردد. معمولاً عمل بروزرساني تمام اتوماتا به صورت همزمان انجام مي‌شود. بعد از بروزرساني، هر اتوماتاي يادگير در اتوماتاي يادگير سلولي دوباره يك عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب كرده و انجام مي‌دهد. فرآيند انتخاب عمل و دادن پاداش و يا جريمه تا زماني كه سيستم به حالت پايدار برسد و يا يك معيار از قبل تعريف شده برقرار شود, ادامه مي‌يابد. اتوماتاي يادگير سلولي استاندارد، اصطلاحا بسته خوانده ميشود زيرا هيچگونه ارتباطي با دنياي خارج براي آن در نظر گرفته نشده است. اگر در اتوماتاي سلولي يادگير تمامي سلولها بطور همزمان بروز شود آن را اتوماتاي يادگير سلولي همگام و در غير اين صورت اتوماتاي سلولي ناهمگام ناميده ميشود [36] اتوماتاي يادگير سلولي را يكنواخت مي‌گوييم، اگر براي تمام سلولها، تابع همسايگي، قانون محلي و اتوماتاهاي يادگير يكسان باشند در غير اين صورت اتوماتاي يادگير سلولي غير يكنواخت ناميده ميباشد.

نوع ديگر اتوماتاي يادگير سلولي، اتوماتاي يادگير سلولي باز (OCLA) ميباشد. در OCLA علاوه بر محيط محلي[14] يك محيط سراسري[15] نيز براي آن در نظر گرفته شده است(شكل ۶). در OCLA دادن جريمه و يا پاداش به عمل انتخاب شده توسط يك سلول علاوه بر اعمال انتخابي توسط همسايگانش به پاسخ محيط سراسري نيز بستگي دارد. در [35] اثبات شده است اين مدل همانند CLA بسته، براي قوانين جابجايي‌پذير، مي‌تواند به نقاط بهينه محلي همگرا شود.

---

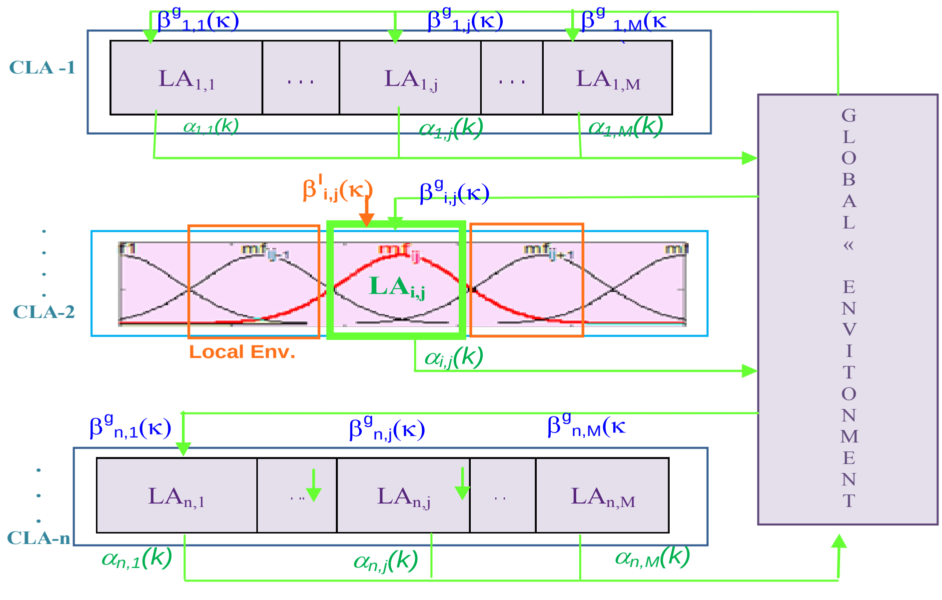
[12] Q-Model
[13] S-Model
[14] Local Environment
[15] Global Environment



شكل ٦: ارتباط بين يك اتوماتاي يادگير در اتوماتاي سلولي باز با محيطهاي محلي و سراسري

۴. طبقه بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي

طبقه بندي كننده فازي پيشنهادي از n اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگن ناهمگام باز استفاده ميكند. اتوماتاي يادگير سلولي iام عهده دار تنظيم توابع عضويت ويژگي iام است. هر يك از توابع عضويت ويژگي iام به يكي از سلولها در اتوماتاي يادگير سلولي متناظر با آن نگاشت ميشود. يعني تابع عضويت دسته jام از ويژگي iام به سلول jام از اتوماتاي يادگير iام نگاشت ميشود. تعداد سلولها در هر يك از اتوماتاهاي يادگير سلولي برابر تعداد دسته ها يعني M ميباشد. همسايه هاي يک سلول، سلولهاي سمت چپ و سمت راست آن سلول مي باشد. شماي كلي اين طبقه بندي كننده در (شكل ۷) نشان داده شده است.

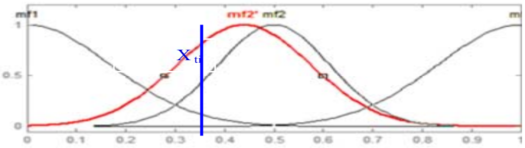


شكل ۷: شماي كلي طبقه بندي كننده فازي پيشنهادي

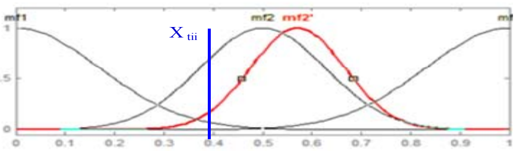
قبل از اينكه مراحل اصلي طبقه بندي كننده فازي پيشنهادي شرح داده شود به چگونگي تنظيم توابع عضويت \ ويژگي ميپردازيم. فرض كنيد m_{ij} ميانگين و σ_{ij} واريانس تابع عضويتي هستند كه اتوماتاي يادگير j ام از اتوماتاي يادگير سلولي i ام به آن تخصيص داده شده است. اتوماتاي يادگير هر سلول وظيفه تنظيم ساختار (ميانگين، واريانس) آن تابع عضويت را به عهده دارد. براي هر دسته از داده هاي آموزشي يك حداكثر و يك حداقل ميانگين وواريانس تابع عضويت تعيين ميگردد. ميانگين تابع عضويت m_{ij} ميتواند يكي از مقادير در بازه [m_{ij}^{min} m_{ij}^{max}] را داشته باشد. m_{ij}^{min} حداقل مقدار ويژگيiام در دسته iام و m_{ij}^{axn} حداكثر مقدار ويژگيiام در دسته iام مي باشند.

هر اتوماتاي يادگير داراي دو عمل "*كاهش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت*" و "*افزايش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت*" مي باشد. در شكل ۸-الف ترکاهش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت و شكل ۸-ب اثر كاهش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت نشان داده شده است. توابع تعلق به رنگ قرمز در اين اشكال، توابع تعلق بعد انجام عمل مورد نظر ميباشد.

الف



ب



شکل ۸: الف) اثرافزايش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت ب) اثر كاهش ميزان تعلق ويژگي به تابع عضويت

انتخاب عمل "كاهش ميزان تعلق" توسط اتوماتاي يادگير LA_{ij} باعث تغييرات در ميانگين m_{ij} و واريانس σ_{ij} تابع عضويت طبق روابط ۵ مي‌گردد. اعمال عمل "كاهش ميزان تعلق" باعث فاصله گرفتن ميانگين m_{ij} تابع عضويت mf_{ij} از ويژگي x_{ti} و كاهش ميزان واريانس σ_{ij} مي‌گردد. CF_r ضريب قطعيت قانوني است كه بيشترين سهم را در دسته بندي داده آموزشي به عهده داشته است.

$$\begin{aligned}
&if\ m_{ij} > x_{ti}\ then\\
&\quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm}.CF_r\\
&\quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs}.CF_r\\
&if\ m_{ij} < x_{ti}\ then\\
&\quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm}.CF_r\\
&\quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs}.CF_r
\end{aligned} \tag{۵}$$

انتخاب عمل "افزايش ميزان تعلق" توسط اتوماتاي يادگير LA_{ij} باعث تغييرات در ميانگين m_{ij} و واريانس σ_{ij} تابع عضويت طبق روابط ۶ ميگردد. اعمال عمل "افزايش ميزان تعلق" باعث نزديكتر شدن ميانگين m_{ij} تابع عضويت mf_{ij} به ويژگي x_{ti} و افزايش ميزان واريانس σ_{ij} ميگردد.

$$\begin{aligned}
&f\ m_{ij} > x_{tj}\ then\\
&\quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm}.CF_r\\
&\quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} + d_{fs}.CF_r\\
&if\ m_{ij} < x_{tj}\ then\\
&\quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm}.CF_r\\
&\quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs}.CF_r
\end{aligned} \tag{۶}$$

هر اتوماتاي يادگيري كه عمل *"ميزان كاهش تعلق"* را انتخاب نموده است، ميزان تعلق ويژگي x_{ti} را به تابع عضويت متناظر خود كاهش ميدهد. در عوض اتوماتاي يادگير سلول مجاور آن اتوماتاي يادگير ميزان تعلق ويژگي x_{ti} را به تابع عضويت متناظر خود افزايش مي‌دهد. بدين نحو توابع عضويت هميشه تمام فضاي مجموعه فازي را پوشش مي دهند.

مراحل اصلي طبقه بندي كننده فازي پيشنهادي به شرح زير است.

۱. n اتوماتاي يادگير سلولي كه هر كدام داراي M اتوماتاي يادگير مي باشند ايجاد ميشود و بردار احتمال انتخاب اعمال هريك از اتوماتاهاي يادگير به [0.5 0.5]مقدار دهي اوليه مي‌شود. ميانگين و واريانس تابع عضويتي كه اتوماتاي يادگير به آن تخصيص يافته را به صورت تصادفي در محدوده ماكزيمم و مينيمم انتخاب مي شود.
۲. حداقل قوانين فازي را با توجه به داده هاي آموزشي ايجاد مي نماييم (نحوه انجام اين كار در قسمت ۱,۴. آورده شده است)

۳. هر یک از داده هاي آموزشي $(\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, ..., x_{tn})$ به طبقه بندي کننده داده میشود. به ازاي هر ویژگي x_{ti} داده آموزشي، اتوماتاي یادگیر متعلق به اتوماتاي یادگیرنام که متناظر با تابع عضویتي که ویژگي x_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیداي فعال شدن مي شود.

۴. به ازاي هر اتوماتاي یادگیر سلولي مراحل زیر را انجام میدهیم:

۱,۴. اتوماتاهاي یادگیر کاندیداي فعال شدن را فعال نموده و هر کدام ، یکي از اعمال خود را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب میکند.

۲,۴. بر اساس عمل انتخاب شده توسط اتوماتاهاي یادگیر، میانگین و واریانس توابع عضویت تخصیص داده شده به اتوماتاهاي یادگیر، طبق رابطه هاي ۵ و۶ اصلاح مي شود.

۵. حداقل قوانین فازي را با توجه به داده هاي آموزشي ایجاد مي نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۴-۱ آورده شده است)

۶. هر یک از داده هاي آموزشي به طبقه بندي کننده داده میشود و دسته این داده آموزشي تعیین میگردد. به ازاي هر ویژگي x_{ti} داده آموزشي، اتوماتاي یادگیر LA_{ij} متناظر با تابع عضویتي که ویژگي x_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، پاسخ سراسري، $\beta_{ij}^{g}(k)$ به عنوان ورودي مرحله kام بر طبق رابطه (۷) محاسبه ميگردد

$$\beta_{ij}^{g}(k) = \begin{cases} CF_r \quad if\ x_{ti}\ classifies\ correctly \\ 1 - CF_r \quad if\ x_{ti}\ dosen't\ classify\ correctly \end{cases} \qquad (۷)$$

۷. در صورتیکه حداقل یکي از همسایه‌هاي سلول (i,j) عمل "کاهش میزان تعلق" و یا "افزایش میزان تعلق" را انتخاب کرده باشند پاسخ محلي β_{ij}^{l} به اتوماتاي یادگیر LA_{ij} آن سلول داده مي شود، طبق رابطه(۸) محاسبه مي گردد. پاسخ محلي به گونه اي تنظیم شده است که

If LA_{ij-1} is Active

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

Elseif LA_{ij+1} is Active

$$\beta_{ij}^{l}(k) = 1 - \beta_{ij+1}^{g}(k) \qquad (۸)$$

۸. با توجه به دو پاسخ محیط محلي و سراسري هر اتوماتاي یادگیر، β_{ij} در مرحله kآم طبق رابطه زیر محاسبه مي گردد

$$\beta_{ij}(k) = \beta_{ij}^{l}(k) + \beta_{ij-1}^{g}(k) \qquad (۹)$$

۹. بردار احتمال انتخاب اعمال اتوماتاهاي یادگیر فعال طبق رابطه (۱) اصلاح مي شود.

۱۰. تا زمانیکه حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطاي طبقه بندي ε ، مراحل ۳ تا ۷ تکرار میشود.

۱۱. حذف توابع عضویتي که در هیچ یک از قوانین فازي استفاده نشده باشند و توسط توابع عضویت همسایه خود کاملا پوشانده شده باشند. زیرا این قوانین هیچ تاثیري در طبقه بندي ندارند.

۱,۴. نحوه ایجاد حداقل قوانین فازي

براي مشخص نمودن قسمت مقدم قانونjام که به فرم " $if\ x_1\ is\ A_{j1}\ and\ x_2\ is\ A_{j2}\ and ....and\ x_n\ is\ A_{jn}$ " مي باشد، به ازاي هر بُعد (ورودي) از یک داده آموزشي تابع عضویت آن ورودي xi را که بیشترین تعلق. را در بین توابع دیگر دارد پیدا مي‌کنیم و براي مشخص نمودن قسمت تالي قانون که به فرم " $then\ \underline{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)\ belongs\ to\ class\ H_j\ with\ CF = CF_j$ " مي‌باشد، به صورت زیر عمل مي نماییم:

داده‌هاي آموزشي به صورت بردار $(\underline{x}_i, \underline{y}_i), \quad i = 1, 2, ..., N$ نشان داده مي شوند که $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in})$ ورودي و y_i خروجي داده آموزشي iام است. به ازاي قانون jام، Hو CF به صورت زیر محاسبه مي‌گردند [20]

$$\theta_t = \sum_{\underline{x}_p \in Class\ t} q_j(\underline{x}_p), t = 1,2,...., M \qquad (۱۰)$$

$$H_j = \arg \max_{t=1}^{M} \theta_t \qquad (۱۱)$$

$$CF_j = \frac{\theta_{H_j} - \theta}{\sum_{t=1}^{M} \theta_t} \qquad (۱۲)$$

$$\theta = \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq H_j}}^{M} \frac{\theta_t}{M-1} \qquad (۱۳)$$

از يک مجموعة معتبرسازي براي تعيين ميزان تاثير قواعد ايجاد شده استفاده مي شود. داده هاي مجموعه معتبر سازي را با سيستم حاصله آزمايش نموده و تعداد دفعات ارجاع به هر قانون Aو تعداد دفعات برنده شدن قانون بصورت نادرستF را مشخص محاسبه مي نماييم. هر قانوني را كه A-F*PT از حد آستانه‌اي(tr) كمتر بود حذف مي گردد. پارامترPT با توجه به نوع مساله انتخاب مي‌شود.[۴۰]

۵.   پياده سازي و نتايج روش پيشنهادي

در اين قسمت جزييات پياده سازي روش پيشنهادي و نتايج آن بر روي مساله قطعه بندي تصاوير رنگي زمين فوتبال روبوكاپ بررسي مي شود. در قطعه بندي تصاوير رنگي، اشيا از طريق رنگشان از يكديگر تميز داده مي شوند. رنگ يک شي خاص با تغييرات نور محيط تغيير مي كند. بنابراين تصاوير مختلفي كه از يک شي در نورهاي مختلف گرفته مي شود از نظر رنگ با يكديگر متمايزند. هدف از اين مقاله قطعه بندي تصاوير رنگي است كه نسبت به تغييرات نور حساس نباشد. بنابراين داده‌هاي آموزشي از تصاوير مختلفي كه يک روبات با سايز متوسط از زمين فوتبال در نورهاي مختلف گرفته بود، جمع‌آوري شدند.تا بتوان كليه رنگهاي يک شي را در نورهاي مختلف به سيستم آموزش داد. داده‌هاي آموزشي در ۱۱ دسته رنگ (قرمز۱, نارنجي, زرد, سبز, سيكلمه, آبي, ارغواني, بنفش, صورتي و قرمز۲) قرار داده مي‌شوند. از هر دسته رنگ تعداد ۱۲۰۰ داده انتخاب شد كه ۲۵۰ داده به طور تصادفي به عنوان تست و ۹۵۰ داده به عنوان داده آموزشي در نظر گرفته شد. در كل از ۱۳۲۰۰ داده، ۱۰۴۵۰ داده آموزشي و ۲۷۵۰ داده تست يا آزمايشي د در نظر گرفته شد. هر داده آموزشي داراي سه ‌بُعدH,S وL مي باشد.

جدول ۱:مقايسه روشهاي مختلف با روش پيشنهادي

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

جهت قطعه‌بندي تصاوير رنگي از طبقه‌بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي استفاده شده است. كه درآن، به ازاي هر يک از ابعاد H,S,L كه سه ورودي طبقه‌بندي فازي هستند، يک اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگن ناهمگام باز وجود دارد. به هر يک از اتوماتاهاي يادگير سلولي ابعاد H و Sو L به ترتيب ۱۱و۳و۳ تابع عضويت اختصاص داده مي شود كه هر يك از توابع عضويت به يكي از سلولها در اتوماتاي يادگير سلولي متناظر با آن نگاشت ميشود. ساختار سيستم فازي از نوع ساگنو 16 مي‌باشد. توابع عضويت گوسي و مقادير اوليه براي dfs ، r و dfm به ترتيب 0.01،0.008 و0.01 در نظر گرفته شده است. نتيج آزمايشها در جدول ۱ آمده است.

---

[16] Sugeno

۶. نتیجه گیري

در اين مقاله يك روش قطعه بندي تصاوير رنگي با استفاده از طبقه بندي كننده فازي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي پيشنهاد شده است. در اين طبقه بندي كننده به كمك مجموعه اي از اتوماتاهاي يادگير سلولي توابع عضويت و قوانين فازي به طور اتوماتیک توليد مي‌شوند. اين روش قطعه بندي تصوير نسبت به تغييرات نور مقاوم مي باشد، قوانين فازي به طور اتوماتیک ايجاد مي شود. اين روش با ساير روشهاي ايجاد اتوماتیک قوانين فازي مقايسه شد و نتايج نشان مي دهند که اين روش نسبت به ساير اين روشها راندمان بالاتري داشته است و با تعداد ۴۶ قانون رنگها را با راندمان ۹۵,۹% ديته بندي مي نمايد.

۷. 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] Shiji, A. and Hamada N. *"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.
[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 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., Hamidi A., Eftekhari Moghadam, A. M., Meybodi M.R. *“Soccer Field Image Colour Segmentation using PSO-based Fuzzy”*, Proceeding of the4th International Conference on Computational Intelligence, Robotics and Autonomous Systems Massey University, Palmerston North, New Zealand, CIRAS 2007,pp. 28-30 ,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/

[۴۰] م. زيارت بان، م . ح. مرادي و م. ازوجي "بهبود كارايي طبقه بندي كننده فازي با آموزش توابع عضويت و انتخاب قواعد به منظور تشخيص ارقام دست نويس" مجموعه مقالات چهارمين كنفرانس ماشين بينايي و پردازش تصوير ايران ۲۵-۲۶ بهمن ۱۳۸۵

[41] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "*A Fuzzy Classifier based on Learning Automata*", 3th International Conference on Information and Knowledge Technology, Nov. 27-29, 2007, Ferdowsi Univ. of Mashhad, Iran

[42] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "*A Fuzzy Classifier based on Cellular Learning Automata*",,13th International CSI Computer Conference, CSICC2008, Sharif University, Iran. 2008