

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی

در قطعه بندی تصاویر

محمد رفیع خوارزمی محمد رضا میدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

چکیده: اتوماتای یادگیر سلولی مدلی برای سیستمهای است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده‌ای تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی^۱ برای طراحی الگوریتم‌های تکراری بمنظور، قسمت بندی تصویر ارائه می‌شود. از مهمترین خصیصه‌های روش پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت بندی تصویر در صورت وجود نویز، دقت بالای آنها نسبت به روش‌های غیر تکراری، توزیعی بودن آنها که امکان موازی سازی آنها را فراهم می‌سازد. همچنین این روش ممکن بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشد که پیاده سازی آن را ساده‌تر مینماید.

کلمات کلیدی: اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، قطعه بندی تصاویر

۱- مقدمه:

قطعه بندی نواحی یکنواخت تصویر در سیستمهای بینائی ماشین و مخصوصاً در تصاویر به صورت بافت از اهمیت زیادی برخوردار است [11]. برای حل این مسئله دو نکته را باید مورد توجه قرار دهیم. اولاً برای قطعه بندی تصویر باید بتوانیم یک مدل ریاضی از مفهوم همگن بودن مشابهت بین نواحی مختلف تصویر بدست آوریم. مخصوصاً در تصاویر به صورت بافت مفهوم مشابهت باید علاوه بر در نظر گرفتن تغییرات درون یک بافت بتواند بافت‌های مختلف را جاسازی کند. ثانیاً پس از آنکه یک معیار مشابهت تعریف شد باید یک الگوریتم کارآمد با محاسبات کم جهت دسته بندی طراحی کرد. بشاهی قطعه بندی تصویر را می‌توان به چهار گروه روش‌های تشخیص ناحیه، روش‌های متکی بر تشخیص لبه، روش‌های متکی بر تشخیص مرز بین نواحی و روش‌های بهینه سازی سراسری بر اساس یکتابع انرژی یا یک معیار خاص تقسیم کرد [1][9][12]. سه روش اول بر اساس یک سری فرضیات و مشخصه‌های خاص و به کار بردن سطح آستانه به صورت مستقیم یا غیر مستقیم عمل می‌کنند. روش‌های متکی بر تشخیص لبه فقط از اطلاعات محلی استفاده کرده و بدست آوردن یک مسیر بسته پیوسته

را نمی توانند تضمین کنند. روش‌های تشخیص مرز فقط اطلاعات اطراف مرز را در نظر می گیرند و بهمین دلیل به تخمین اولیه دقیق نیاز دارند. در نظر گرفتن اطلاعات آماری درون تصویر از مزیتها روش‌های تشخیص ناحیه می باشد اما معمولاً مرزها را محدودش کرده و نواحی خالی کوچک در تصویر ایجاد می کنند. هر سه این روشها فاقد یک معیار سراسری برای قطعه بندی تصویر می باشند. در روش‌های بهینه سازی سراسری هدف مینیمم کردن یک تابع ارزیابی (تابع انرژی) که بر اساس اطلاعات قبلی از تصویر و داده های مشاهده شده استخراج می شود می باشد. یکی از این روشها Simulated Annealing می باشد. در این روش یک تابع انرژی در تظر گرفته می شود. در هر مرحله از تکرار الگوریتم تعلق بک پیکسل به کلاس خاص به صورت تصادفی یکنواخت انتخاب می شود. سپس مقدار انرژی آن محاسبه می شود. اگر این مقدار از مقدار قبلی محاسبه شده برای همان پیکسل کمتر باشد پیکسل به کلاس جدید تعلق خواهد یافت. در غیر اینصورت یا کلاس خود را حفظ خواهد کرد و یا با یک احتمال به کلاس جدید تعلق خواهد یافت.

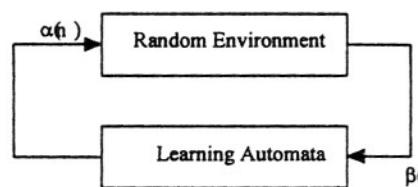
تحقیقات اخیر در زمینه قطعه بندی تصویر به سمت الگوریتمهای متکی بر اطلاعات قبلی از تصویر و میزان تشاهابات محلی در اجزای تصویر میل کرده است. این روشها برای هر کلاس از تصویر یک یا چند معیار اندازه گیری در نظر می گیرند و سپس هر پیکسل از تصویر را به کلاسی نسبت می دهند که به معیارهای آن کلاس نزدیکتر باشد. طراحی این چنین الگوریتم ها میتواند از طریق در نظر گرفتن اطلاعات در مورد همسایگان هر پیکسل و همچنین تکراری بودن الگوریتم امکان پذیر گردد.

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی برای طراحی الگوریتمهای تکراری بمنظور قسمت بندی تصویر ارائه می شود. از مهمترین خصیصه های روش پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت بندی تصویر در صورت وجود نویز، دقت بالای آنها نسبت به روش‌های غیر تکراری، توزیعی بودن آنها که امکان موازی سازی آنها را فراهم می‌سازد میباشد. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشند که پیاده سازی آنها را ساده تر مینماید. اتوماتای یادگیر سلولی با اندازه گیری میزان مشابهت هر پیکسل با همسایگان خود، آن پیکسل را با احتمال بیشتر به کلاسی نسبت می دهد که دارای بیشترین مشابهت می باشد و از این طریق پیکر بندی تصویر به سمت نواحی مشابه و همگن میل می کند.

ادامه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ به معرفی اتوماتای یادگیر می پردازم و در بخش ۳ اتوماتای یادگیر سلولی را مورد بررسی قرار می دهیم. در بخش ۴ چگونگی استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی در قطعه بندی تصویر ارایه خواهد گردید و در پایان نتایج بدست آمده را بررسی خواهیم کرد.

۲- اتوماتان یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که دارای تعدادی محدود عمل میباشد. هر عمل انتخاب شده توسط محیط احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می کند.^{[5][7]}. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می دهد.

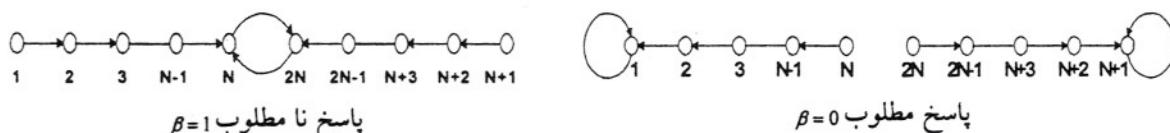


شکل ۱: ارتباط بین اوتوماتای یادگیر و محیط

محیط را می توان توسط سه تابی $E = \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ مجموعه ورودیها، $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ مجموعه خروجیها و $c = \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می باشد. هر گاه β مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می شود. در محیط از نوع Q ، $\beta(n)$ می تواند به طور گسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله $[0,1]$ و در محیط از نوع S ، $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله $[0,1]$ است. c_i احتمال اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب داشته باشد می باشد. در محیط ایستا^۱ مقادیر c_i بدون تغییر می مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا^۲ این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اوتوماتای یادگیری دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند.

اووماتای یادگیر با ساختار ثابت^۳: اوتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تابی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده می شود که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ مجموعه عمل های اوتوماتا $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ مجموعه ورودیهای اوتوماتا $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_r\}$ مجموعه وضعیت های داخلی اوتوماتا، $F: \phi \times \beta \rightarrow \mathbb{R}$ تابع تولید وضعیت جدید اوتوماتا و $G: \phi \rightarrow \mathbb{R}$ تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می نگارد. اکنون به بررسی سه نمونه از اوتوماتاهای با ساختار ثابت می پردازیم.

اووماتای $L_{2N,2}$: این اوتوماتا تعداد پاداش ها و جریمه های در یافت شده برای هر عمل را نگهداری کرده و تنها زمانی که تعداد جریمه ها بیشتر از تعداد پاداش ها می گردد، عمل دیگر را انتخاب می کند. نمودار تغییر وضعیت این اوتوماتا مطابق شکل ۲ می باشد.

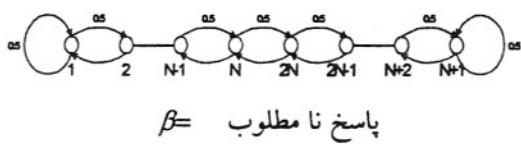


شکل ۲: اوتوماتای $L_{2N,2}$

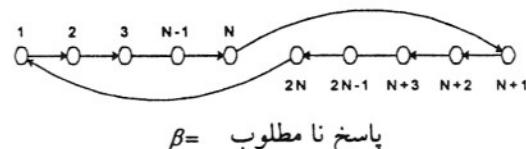
اووماتای $G_{2N,2}$: در این اوتوماتا برخلاف $L_{2N,2}$ ، عمل α_2 حداقل N بار انجام می شود تا اینکه نهایتاً عمل α_1 دوباره انتخاب شود. گراف تغییر وضعیت این اوتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اوتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۳ می باشد.

Stationary^۱
Non-Stationary^۲
Fixed Structure^۳

اتوماتای Krylov: در این اتماتا زمانی که پاسخ محیط مطلوب است، تغییر وضعیت مانند اتماتان $L_{2N,2}$ می باشد. اما زمانیکه پاسخ محیط نامطلوب می باشد، هر وضعیت $\phi_{i \neq 1, N, N+1, 2N}$ با احتمال ۰/۵ به وضعیت ϕ_{i+1} و با احتمال ۰/۵ به وضعیت ϕ_{i-1} مطابق شکل ۴ منتقل می شود.



شکل ۴ : اتماتای Krylov

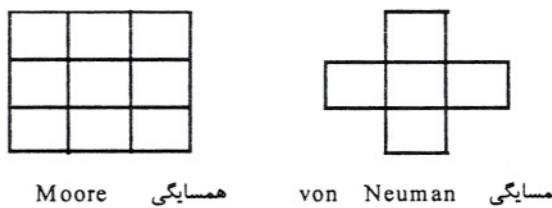


شکل ۳ : اتماتای $G_{2N,2}$

برای اطلاعات بیشتر در باره اتماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و با ساختار متغیر می توان به [7][5][4] مراجعه کرد

۳- اتماتای یادگیر سلوی

اتوماتای یادگیر سلوی که اخیراً پیشنهاد شده است [8][6] مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای از خود نشان دهند. هر اتماتای یادگیر سلوی، از یک اتماتای سلوی تشکیل شده است که هر سلوول آن به یک یا چند اتماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلوول را مشخص می سازد. مانند اتماتای سلوی [10] یک قانون محلی در محیط حاکم است. این قانون تعیین می کند که آیا به عمل انتخاب شده توسط یک اتماتان در یک سلوول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتماتای یادگیر سلوی بمنظور نیل به یک هدف مشخص می گردد. در اتماتای یادگیر سلوی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلوولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومن، مور می باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند. این همسایگی ها در شکل ۵ نشان داده شده اند.

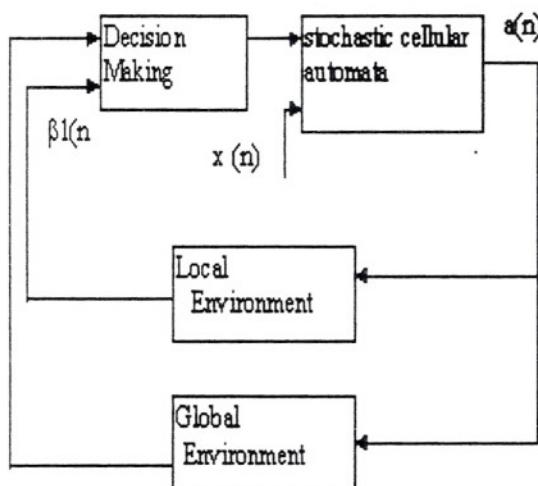


شکل ۵ : همسایگی ون نیومن ، مور

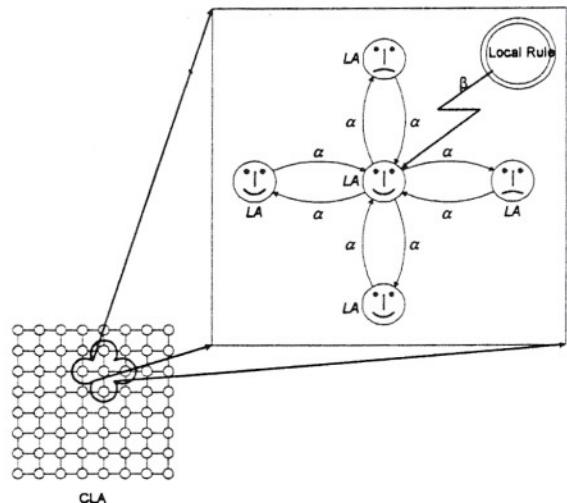
عملکرد اتماتای یادگیر سلوی: عملکرد اتماتای یادگیر سلوی را می توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتماتای یادگیر در اتماتای یادگیر سلوی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلوولهای همسایه و قانون حاکم بر اتماتای یادگیر سلوی پاداش داده و یا جریمه می شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است اتماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتماتا بهنگام می

گردد. معمولاً عمل به روز در آوردن تمام اتماتاها به صورت همزمان انجام می شود. بعد از به روز در آوردن، هر اتماتا در اتماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می دهد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانیکه سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعريف شده ای برقرار شود ادامه می یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتماتاهای موجود در اتماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می شود. در حاکت کلی در یک اتماتای یادگیر سلولی اگر همه حالتها با هم تغییر کنند آن را همزمان گویند و اگر در هر لحظه یک حالت تغییر کند آن را سریال و اگر حالتها به صورت تصادفی یکنواخت تغییر کنند آن را غیر همزمان می نامند. شکل ۶ اتماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Newman استفاده شده است. در این شکل، اتماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.

اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری: در اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری که در این مقاله معرفی میگردد هر سلول برای تصمیم گیری در مورد پاداش دادن و یا جریمه کردن اقدام خود علاوه بر در نظر گرفتن وضعیت اتماتاهای اطراف خود از پاسخ محیط سراسری حاکم بر کل شبکه نیز استفاده می کند. این ساختار برای کاربردهایی که علاوه بر مشابهت محلی یک معیار سراسری نیز مورد نظر باشد بسیار مناسب می باشد. ساختار هر سلول اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری و ارتباط آن با محیط محلی و محیط سراسری در شکل ۸ نشان داده شده است. برای کسب اطلاعات بیشتر درباره اتماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن می توان به مراجع [8]-[13] مراجعه نمود.



شکل ۷: ساختار یک سلول اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری



شکل ۶: اتماتای یادگیر سلولی (CLA)

۴- قسمت بندی تصویر با اتماتای یادگیر سلولی

فرض کنید یک تصویر با یک میدان تصادفی $\{X_{i,j}\}_{i,j \in L}$ که در آن L یک ماتریس $N \times N$ و $X_{i,j}$ یک متغیر تصادفی بیان کننده سطح خاکستری پیکسل (i,j) است توصیف شده باشد. الگوریتم قسمت بندی باید قادر باشد هر پیکسل تصویر را به یکی از k کلاس از مجموعه $\{q_1, q_2, \dots, q_k\} = Q$ نسبت دهد. اگر $x: L \rightarrow Q$ فضای حالت باشد هدف پیدا کردن وضعیتی از فضای حالت مانند Y میباشد بطوریکه احتمال $P(X/Y) = P(x: L \rightarrow Q | Y)$ ماقریم شود. ماقریم کردن تابع احتمال $P(X/Y)$ معادل مینیمم کردن تابع انرژی زیر خواهد بود..

$$E = \min_{w \in Q} \left(\sum_{x \in X} \frac{(\mu_w - x)^2}{2\delta^2} + \sum_{c \in C} v_c(w) \right)$$

که در آن μ و δ به ترتیب میانگین و واریانس کلاس w و C مجموعه ای از کلیکها بر روی یک همسایگی محلی پیکسل (j,i) است. میزان مشابهت سطح خاکستری پیکسل (j,i) با کلیک c توسطتابع زیر محاسبه میشود [2].

$$v_c(i,j) = \begin{cases} -\beta & x_i = x_j \\ \beta & \text{otherwise} \end{cases}$$

الگوریتم پیشنهادی از اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری استفاده می کند. این الگوریتم به ازای هر پیکسل یک اتماتا با k اقدام، برابر با تعداد کلاسهای ممکن در نظر می گیرد. هر کلاس دارای یک مقدار میانگین و یک مقدار واریانس می باشد که به عنوان متغیرهای سراسری عمل می کنند. اتماتاهای در اتماتای سلولی یادگیر به صورت همزمان و در فواصل زمانی گسته بهنگام میشوند. در ابتدای هر مرحله میانگین و واریانس هر کلاس بر اساس هیستوگرام تصویری که اتماتای سلولی یادگیر تعیین میکند تخمین زده می شود. سپس هر اتماتا یک اقدام (یعنی تعلق به یک کلاس خاص) را از مجموعه اقدامهای خود را انتخاب کرده و با توجه به اقدامهای انتخاب شده توسط هشت همسایه خود و همچنین مقادیر سراسری میانگین و واریانس برای هر کلاس تصمیم می گیرد که آیا به اقدام انتخاب شده پاداش دهد یا آن را جریمه کند. در واقع با توجه به مشابهت این اقدام با اقدامهای همسایگانش و همچنین فاصله آن از میانگین و واریانس سراسری اتماتا تصمیم می گیرد که ایا عمل انتخاب شده را پاداش دهد و یا جریمه کند. مقادیر سراسری در انتهای هر مرحله به هنگام می شود. میزان مشابهت یک پیکسل توسط رابطه زیر محاسبه می شود.

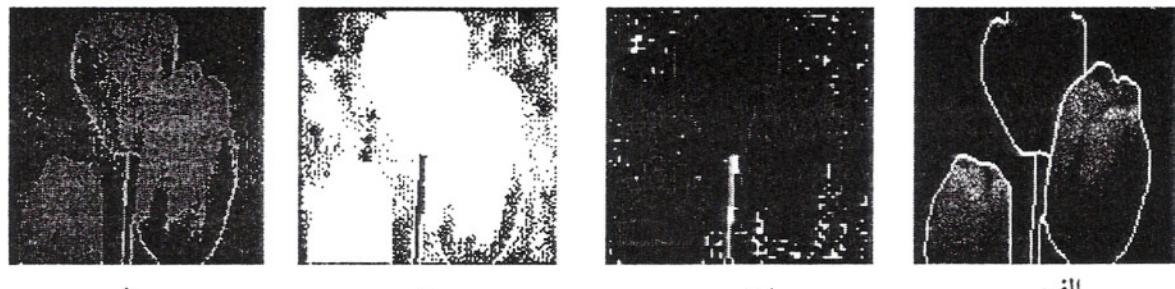
$$E_{w \in Q} = \frac{(\mu_w - x_{ij})^2}{2\delta^2} + \sum_{c \in C} v_c(i,j))$$

که ترم اول در این رابطه میزان نزدیکی سطح خاکستری پیکسل را با میانگین سطح خاکستری کلاس w و ترم دوم میزان مشابهت پیکسل (j,i) را با همسایگانش بیان میکند. تابع فوق برای تمام کلاسها محاسبه میشود. اگر مقدار این تابع برای کلاس انتخاب شده توسط اتماتا مقدار مینیمم را در بین مقادیر محاسبه شده برای کلاسها دارا باشد اتماتا پاداش میگیرد و در غیر این صورت جریمه میگردد. اتماتای یادگیر سلولی متوقف میشود اگر تغییری در وضعیت هیچ کدام از اتماتاهای در طی تعدادی مرحله حاصل نشود.

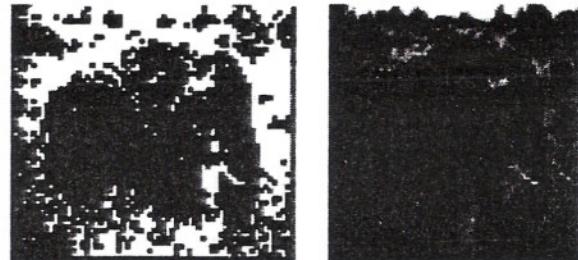
۵- نتایج شبیه سازی

بمنظور بررسی عملکرد اتماتای یادگیر سلولی در قسمت بندی تصاویر از اتماتای با ساختار ثابت کرایلف با عمق حافظه دو در هر سلول استفاده شده است. هر اتماتا دارای k اقدام برابر با تعداد کلاسهای ممکن است. آزمایشها بر روی پنج تصویر 128×128 پیکسل با 256 سطح خاکستری و تعداد کلاسهای مختلف انجام گرفته است. یک اتماتای یادگیر سلولی 128×128 متناظر با تصویر در نظر گرفته شده است. وضعیت هر اتماتا در هر لحظه

بيانگر تعلق پیکسل به يك کلاس خاص است. نتایج شبیه سازی و مقایسه روش پیشنهادی با سایر روشها در شکلهاي ۸ تا ۱۲ نشان داده شده است.

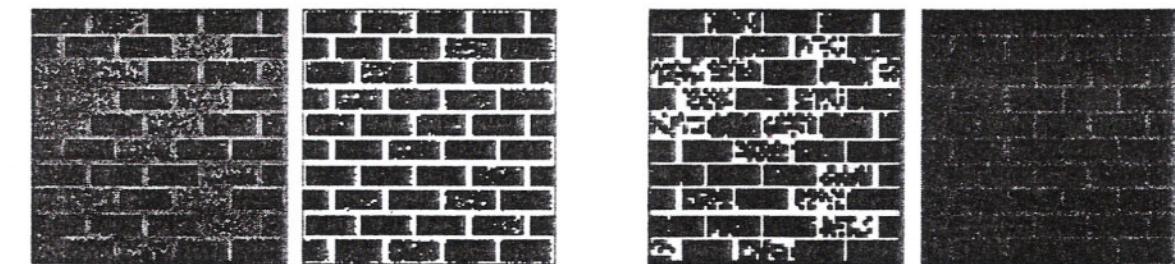


ج - سطح آستانه د - اتماتای یادگیر سلوی

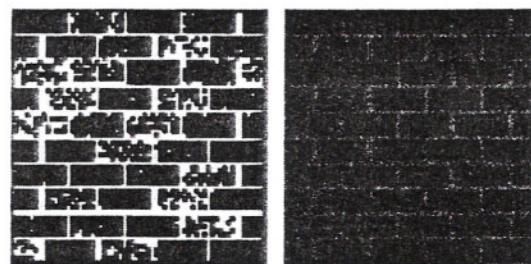


ج - سطح آستانه د - اتماتای یادگیر سلوی

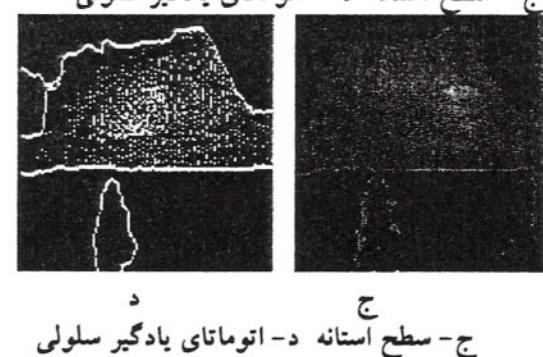
الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.



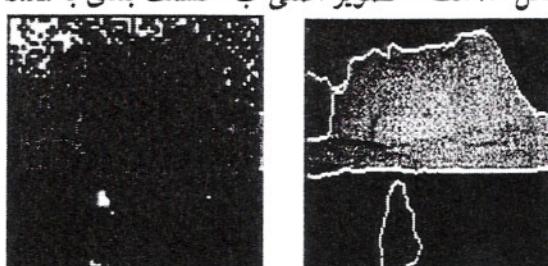
ج - سطح آستانه د - اتماتای یادگیر سلوی



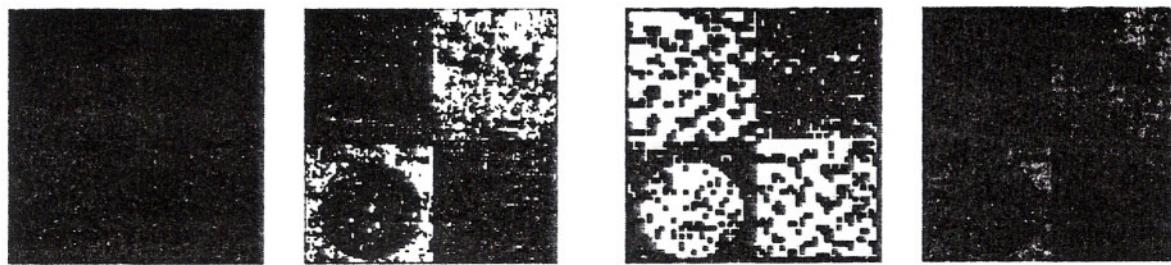
الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.



ج - سطح آستانه د - اتماتای یادگیر سلوی



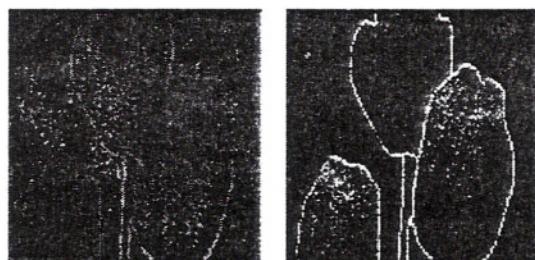
الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.



شکل ۱۲: الف- تصویر اصلی ب- قسمت بندی با S.A.
ج- سطح آستانه د- اتماتای یادگیر سلوالی

همانگونه که مشاهده می شود تکنیکهای تشخیص لبه در تصاویری که اختلاف زمینه از شی کاملاً مشخص باشد خوب عمل می کند. از طرف دیگر تکنیکهای سطح آستانه نقاط نزدیک به هم و مرزها را محدودش کرده و نقاط خالی درون نواحی ایجاد می کنند. اما اتماتای سلوالی با در نظر گرفتن یک معیار محلی برای اندازه گیری میزان مشابهت و معیارهای سراسری برای بهینه سازی عملکرد خود از کارائی بسیار خوبی در حفظ لبه ها و پر کردن گستگی های درون تصویر برخوردار است.

جهت مقایسه، میانگین واقعی و میانگین محاسبه شده توسط اتماتای سلوالی یادگیر در جدول شماره ۱ آورده شده است. همانگونه که مشاهده می شود میانگین های محاسبه شده توسط اتماتای یادگیر سلوالی به میانگین های واقعی بسیار نزدیک می باشند. این الگوریتم در قطعه بندی تصویر نویز دار نیز از کارائی خوبی برخوردار است. عملکرد این روش با ۲۰٪ نویز یکنواخت اضافه شده به تصویر شکل ۸ در شکل ۱۳ نشان داده شده است.



شکل ۱۳: الف - تصویر با ۲۰٪ نویز ب- قطعه بندی با CLA

جدول شماره ۱: میانگین واقعی هر قطعه از تصویر و میانگین محاسبه شده بوسیله CLA

	میانگین محاسبه شده			میانگین واقعی			
	μ_3	μ_2	μ	μ_3	μ_2	μ	
	1	1	1	1	1	1	
تصویر ۹	۱۷۵	۸۲	۱	۱۰۹	۹۵	۹	
تصویر ۱۰	۱۹۸	۹۴	۳۱	۱۶۰	۹۸	۳۶	
تصویر ۱۱	۱۸۹	۱۴۵	۷۵	۱۸۸	۱۳۴	۸۰	
تصویر ۱۲	۲۲۲	۱۵۹	۶۱	۲۲۰	۱۰۹	۹۵	
تصویر ۱۳	۱۷۲	۸۴	۱	۱۰۸	۹۴	۱۳	

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش تکراری جدید مبتنی بر اتماتای یادگیر سلولی برای قطعه بندی تصویر ارائه گردید. یکی از مهمترین خصیصه های روش پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت بندی تصویر در صورت وجود نویز، دقت بالای آنها نسبت به روش های غیر تکراری، توزیعی بودن آنها که امکان موازی سازی آنها را فراهم می سازد. همچنین این روش ممکن است بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی آنها را ساده تر مینماید. روش پیشنهادی با روش تکراری Simulated Annealing مقایسه گردید و برتری آن نسبت به این روش از طریق شبیه سازی نشان داده شد.

۷- مراجع

- [1] Beveridge J.R. et al. "Segmenting images using localizing histograms and region merging". Int.J.of Compt.vision. vol.2. 1989.
- [2] D. Geman, G. Reynolds, "Constrained Restoration and the Recover of Discontinuities,". IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. vol. 14, 1992.
- [3] Haralich, R.M. and Shapiro, L.G., "Survey: Image Segmentation,", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 29, pp. 100-123.
- [4] Lakshmivarahan, S., "Learning Algorithms: Theory and Applications", New York, Springer Verlag, 1981.
- [5] Mars, P., Chen, J.R. and Nambir, R., "Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications", CRC Press, Inc., pp. 5-24, 1996.
- [6] Meybodi, M.R., Beigy, H., and Taherkhani, M., "Cellular Learning Automata and Its Application", Technical Report, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, March 2000.
- [7] Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L., "Learning Automata: An Introduction", Prentice Hall, Inc., 1989.
- [8] Taherkhani, M., "Proposing and Studying of Cellular Learning Automata as a Tool for Modeling Systems", M.Sc. Thesis, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2000.
- [9] Weska, J.S. , "A Survey of Threshold Selection Techniques,", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 2, pp. 259-265, 1978.
- [10] Wolfrom, S., "Theory and Application of Cellular Automata", Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.
- [11] Chou, K.C., willsky, A.S. and Benveniste, A., "Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization", IEEE Trans. Automatic Control vol. 39 1994.
- [12] R.C Gonzales and R.E Woods, "Digital Image Processing ", Addison Wesley , 1995.
- [13] Meybodi, M. R., Beigy, H., and Taherkhani, M., "Cellular Learning Automata And Its Applications", Technical Report, Amirkabir University of Technology, Computer Engineering Department, March 2000.
- [14] Meybodi, M. R. and Taherkhani, M., "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Rumour Diffusion", Proceedings of Ninth Conferene on Electrical Engineering, Power & Water Institute of Technology, 8-10, May 2001, pp. 23-1, 23-10.
- [15] Meybodi, M. R., Beigy, H. and Taherkhani, M., " Cellular Learning Automata", Proceedings of 6th Annual CSI Computer Conference, CE Dept., University of Isfahan, pp. 153 -163, 20-22 Feb. 2001.
- [16] Meybodi, M. R., Beigy, H. and Taherkhani, M., "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing", Proceedings of First Conference in Mathmatics and Communication, Telecommunication Research Center, Tehran, Iran, 20 Oct. 2000.
- [17] Meybodi, M. R. and Kharazmi, M. R., " An Algorithm Based on Cellular Learning Automata for Image Restoration", Proceedings of The First Iranian Conferance on Machine Vision & Image Processing , University of Birjand, pp. 244 -254, 7-9 March 2001.
- [18] Meybodi, M. R. and Khojasteh, M. R., "Cellular Learning Automata as a Model for Commerce Networks", Proc. of 6th Annual CSI Computer Conference, University of Isfahan, pp. 284 -295, 20-22 Feb. 2001.



دهمین کنفرانس مهندسی برق ایران

۱۳۸۱ اردیبهشت ۲۶ الی ۲۴

مجموعه مقالات



جلد اول

گروه مهندسی برق
دانشکده فنی
دانشگاه تبریز