

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی

در قطعه بندی تصاویر

محمدرفع خوارزمی محمدرضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

چکیده: اتوماتای یادگیر سلولی 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. در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی^۱ 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 آن را ساده تر 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. روشهای قطعه بندی تصویر را می توان 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 یک تابع انرژی یا یک معیار خاص تقسیم کرد [12][9][3][1]. سه روش اول بر اساس یک سری فرضیات و مشخصه های خاص و به کار بردن سطح آستانه به صورت مستقیم یا غیر مستقیم عمل می کنند. 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 مزیت‌های روشهای تشخیص ناحیه می باشد اما معمولاً مرزها را مخدوش کرده و 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 مینیم 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 نظر گرفته می شود. در هر مرحله از تکرار الگوریتم تعلق یک پیکسل به کلاس خاص به صورت تصادفی بکنواخت انتخاب می شود. سپس مقدار انرژی آن محاسبه میشود. 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.

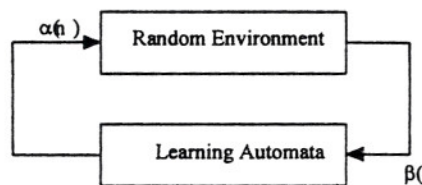
تحقیقات اخیر در زمینه قطعه بندی تصویر به سمت الگوریتمهای متکی بر اطلاعات قبلی از تصویر و میزان تشابهات محلی در اجزای تصویر میل کرده است. این روشها برای هر کلاس از تصویر یک یا چند معیار اندازه گیری در نظر می گیرند و سپس هر پیکسل از تصویر را به کلاسی نسبت می دهند که به معیارهای آن کلاس نزدیکتر باشد. طراحی 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 شباهت هر پیکسل با همسایگان خود، آن پیکسل را با احتمال بیشتر به کلاسی نسبت می دهد که دارای بیشترین شباهت 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 پردازیم 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 محیطی 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.

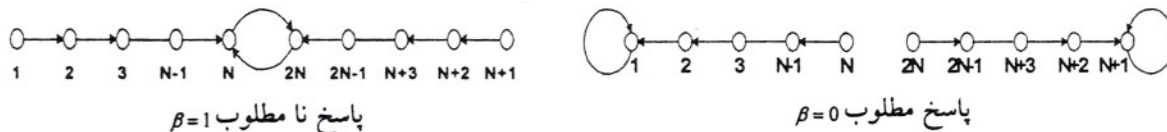


شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط را می توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالات جرمیه می باشد. هر گاه β مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جرمیه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می شود. در محیط از نوع Q، $\beta(n)$ می تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله $[0, 1]$ و در محیط از نوع S، 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. اتوماتای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند.

اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت^۳: اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ϕ تائی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده می شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل های اتوماتا $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s\}$ مجموعه وضعیتهای داخلی اتوماتا، $F: \phi \times \beta \rightarrow \phi$ تابع تولید وضعیت جدید اتوماتا و $G: \phi \rightarrow \alpha$ تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می نگارد. اکنون به بررسی سه نمونه از اتوماتاهای با ساختار ثابت می پردازیم.

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



شکل ۲: اتوماتای $L_{2N,2}$

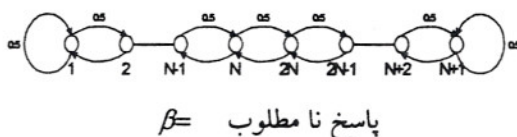
اتوماتای $G_{2N,2}$: در این اتوماتا بر خلاف $L_{2N,2}$ ، عمل α_2 حداقل N بار انجام می شود تا اینکه نهایتاً عمل α_1 دوباره انتخاب شود. گراف تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۳ می باشد.

^۱ Stationary

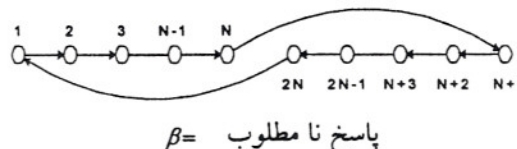
^۲ Non-Stationary

^۳ Fixed Structure

اتوماتای Krylov: در این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط مطلوب است، تغییر وضعیت مانند اتوماتان $L_{2N,2}$ می باشد. اما زمانی که پاسخ محیط نامطلوب می باشد، هر وضعیت $\phi_i (i \neq 1, N, N+1, 2N)$ 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: اتوماتای Krylov

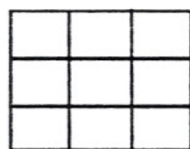


شکل ۳: اتوماتای $G_{2N,2}$

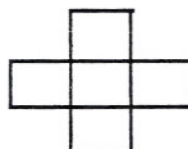
برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و با ساختار متغیر می توان به [7][5][4] مراجعه کرد

۳- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی 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 اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می سازد. مانند اتوماتای سلولی [10] یک قانون محلی در محیط حاکم است. این قانون تعیین می کند که آیا به عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص می گردد. در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها 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.



همسایگی Moore



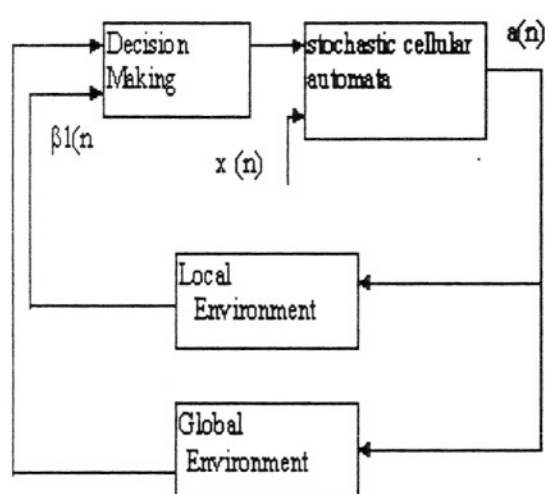
همسایگی von Neuman

شکل ۵: همسایگی ون نیومن، مور

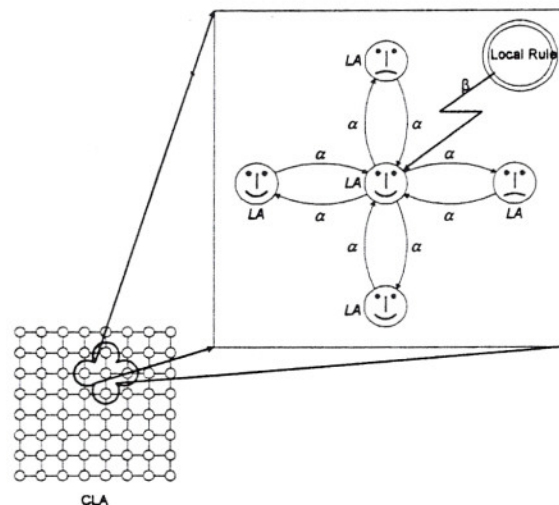
عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی: عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای 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. معمولاً عمل به روز در آوردن تمام اتوماتاها به صورت همزمان انجام می شود. بعد از به روز در آوردن، هر اتوماتا در اتوماتای 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 تعریف شده ای بر قرار شود ادامه می یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتوماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می شود. در حاکت کلی در یک اتوماتای یادگیر سلولی اگر همه حالاتها با هم تغییر کنند آن را همزمان گویند و اگر در هر لحظه یک حالت تغییر کند آن را سریال و اگر حالاتها به صورت تصادفی یکنواخت تغییر کنند آن را غیر همزمان می نامند. شکل ۶ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Newman استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.

اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری: در اتوماتای 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 اتوماتاهای 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 اتوماتای 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 در باره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد های آن می توان به مراجع [8][13-18] مراجعه نمود.



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



شکل ۶: اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

۴- قسمت بندی تصویر با اتوماتای یادگیر سلولی

فرض کنید یک تصویر با یک میدان تصادفی $X = \{X_{ij} : (i,j) \in L\}$ که در آن L یک ماتریس $N \times N$ و X_{ij} 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 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ نسبت دهد. اگر $\Omega = \{x: L \rightarrow Q\} = Q^N$ فضای حالت باشد هدف پیدا کردن وضعیتی از فضای حالت مانند Y می باشد بطوریکه احتمال $P(X/Y)$ ماکزیمم شود. ماکزیمم کردن تابع احتمال $P(X/Y)$ معادل مینیمم کردن تابع انرژی زیر خواهد بود..

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

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

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

الگوریتم پیشنهادی از اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری استفاده می کند. این الگوریتم به ازای هر پیکسل یک اتوماتا 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. اتوماتاها در اتوماتای سلولی یادگیر به صورت همزمان و در فواصل زمانی گسسته بهنگام میشوند. در ابتدای هر مرحله میانگین و واریانس هر کلاس بر اساس هیستوگرام تصویری که اتوماتای سلولی یادگیر تعیین میکند تخمین زده می شود. سپس هر اتوماتا 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 اتوماتا تصمیم می گیرد که آیا 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.

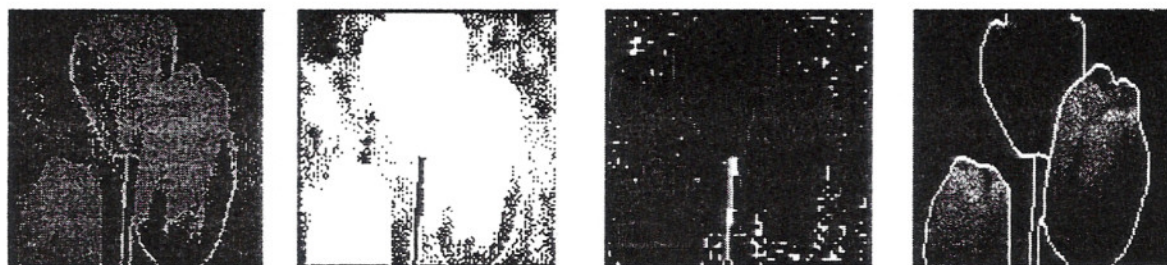
$$E_{w \in Q} = \frac{(\mu_w - x_{ij})^2}{2\delta^2} + \sum_{c \in C} v_c(i,j)$$

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

۵- نتایج شبیه سازی

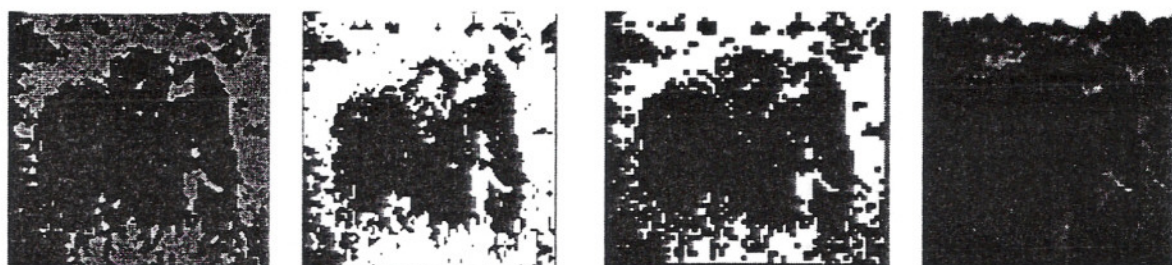
بمنظور بررسی عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی در قسمت بندی تصاویر از اتوماتای با ساختار ثابت کرایلف با عمق حافظه دو در هر سلول استفاده شده است. هر اتوماتا دارای k اقدام برابر با تعداد کلاسهای ممکن است. آزمایشها بر روی پنج تصویر 128×128 پیکسل با ۲۵۶ سطح خاکستری و تعداد کلاسهای مختلف انجام گرفته است. یک اتوماتای یادگیر سلولی 128×128 متناظر با تصویر در نظر گرفته شده است. وضعیت هر اتوماتا در هر لحظه

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



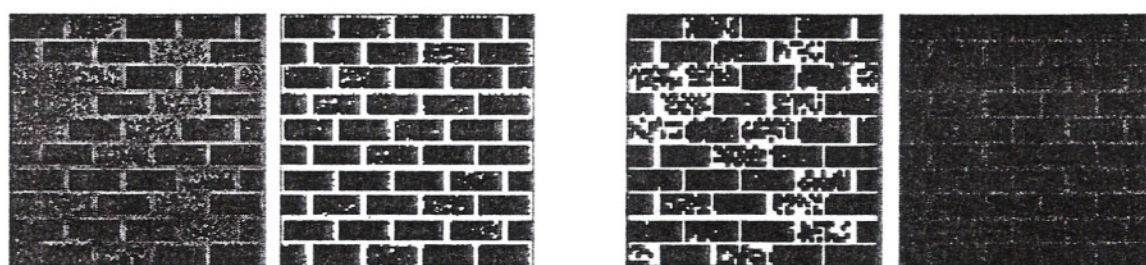
شکل ۸: الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.

ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی



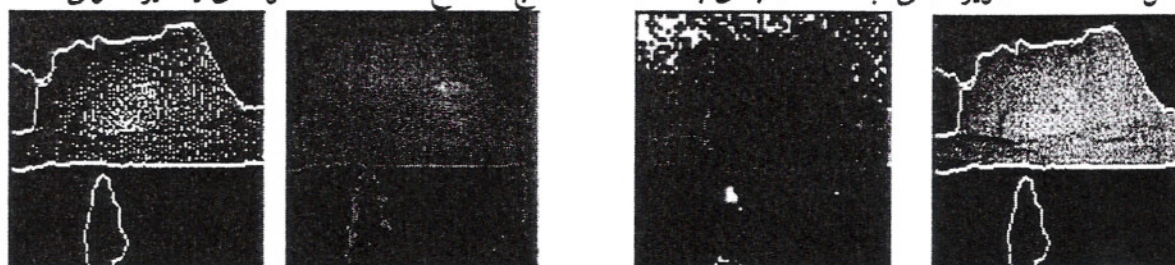
شکل ۹: الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.

ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی



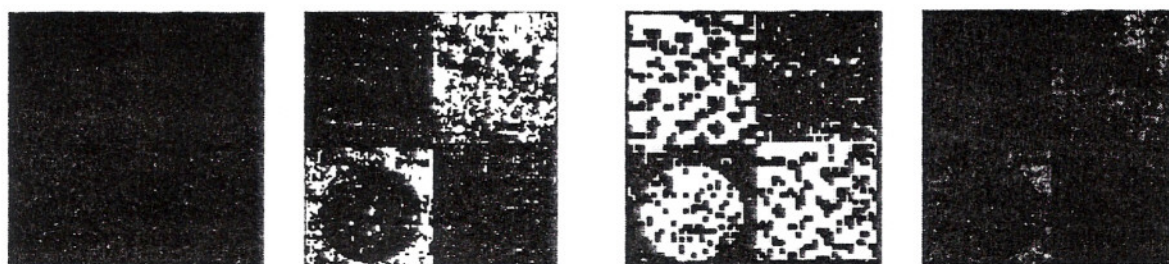
شکل ۱۰: الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.

ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی



شکل ۱۱: الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با S.A.

ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی



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

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

جهت مقایسه، میانگین واقعی و میانگین محاسبه شده توسط اتوماتای سلولی یادگیر در جدول شماره ۱ آورده شده است. همانگونه که مشاهده می شود میانگین های محاسبه شده توسط اتوماتای یادگیر سلولی به میانگین های واقعی بسیار نزدیک می باشند. این الگوریتم در قطعه بندی تصویر نویز دار نیز از کارایی 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 واقعی			میانگین محاسبه شده		
μ_1	μ_2	μ_3	μ_1	μ_2	μ_3
۹۵	۱۵۹	۱۷۵	۸۲	۱۷۵	۱۷۵
۳۶	۹۸	۱۶۰	۳۱	۹۴	۱۹۸
۸۰	۱۳۴	۱۸۸	۷۵	۱۴۵	۱۸۹
۹۵	۱۵۹	۲۲۰	۶۱	۱۵۹	۲۲۲
۹۴	۱۵۸	۱۷۲	۸۴	۱۷۲	۱۷۲

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش تکراری جدید مبتنی بر اتوماتای 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 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 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 Benvensite, 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 Conference 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 Mathematics 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 Conference 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

۲۴ الی ۲۶ اردیبهشت ۱۳۸۱

مجموعه مقالات

الکترونیک، کامپیوتر
و مهندسی پزشکی

جلد اول

گروه مهندسی برق
دانشکده فنی
دانشگاه تبریز