

اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن در پردازش تصاویر^۱

محمد رضا میبیدی

محمد رفیع خوارزمی

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات،
دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دانشکده صنعت الکترونیک، دانشگاه شیراز

چکیده

اتوماتای یادگیر سلولی مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل‌دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی^۲ برای حذف نویز، قسمت‌بندی تصویر و استخراج ویژگی‌های تصویر^۳ ارائه می‌شود. یکی از مهمترین خصیصه‌های روشهای پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت‌بندی و استخراج ویژگی‌های تصویر در شرایطی که تصویر نویزی است میباشد. از دیگر مشخصه‌های روشهای پیشنهادی توزیعی بودن آنها است که موازی‌سازی آنها را بسادگی امکان‌پذیر می‌سازد. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشند که پیاده‌سازی آنها را ساده‌تر می‌نماید.

کلمات کلیدی

اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، پردازش تصویر، حذف نویز، قسمت‌بندی تصویر، استخراج ویژگیها

Applications of Cellular Learning Automata to Image Processing

M. R. Meybodi

M. R. Kharazmi

Computer Engineering and Information
Technology Department,
Amirkabir University of Technology

Department of Electronic,
University of Shiraz

Abstract

A cellular learning automaton (CLA) is a collection of learning automata arranged in a grid similar to cellular automata and interacts with each other. Each learning automaton based on the actions chosen by their neighbors tries to find its best action in order for the cellular learning automata to reach a particular goal. In this paper several applications of cellular learning automata to designing image processing operations such as noise removal, image segmentation, and feature extraction are presented. The proposed algorithms have number of good characteristics such as: effectiveness in the presence of noise, higher accuracy comparing to other image processing algorithms, parallel nature, and locality.

Keywords

Cellular Automata, Learning Automata, Cellular Learning Automata, Image segmentation, Noise removal, Feature Extraction

تکنیکهای پردازش تصویر و شناسایی الگو کاربردهای فراوانی در پزشکی، صنعت، بینایی ماشین و کنترل دارد [۴]. در بینایی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگیهای تصویر نظیر لبه‌ها، خطوط، انحناها، گوشه‌ها و مرزها را می‌توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحنه‌های تصویر را آسان‌تر می‌سازد. در سالهای اخیر الگوریتمهای مختلفی برای استخراج ویژگیهای تصویر ارائه شده است. [۱۶] [۳] [۲۳]. به عنوان مثال لیو^۱ با جستجوی مرزها روشی برای یافتن مسیرهای بسته ارائه داد [۱۳]. میر^۲ از تشابه نواحی برای یافتن لبه‌ها استفاده کرد [۱۶]. کیم^۱ ویژگیهای توپولوژیکی را مستقیماً از تصویر استخراج کرد [۱۱]. در روشهای موجود برای استخراج ویژگیها، کلیه الگوهای ویژگیها باید جستجو و شناسایی شده و مشخص گردند. در این روشها نتایج بدست آمده حساس به نویز می‌باشند و همچنین در بسیاری از این روشها استخراج ویژگیها وابسته به پیچیدگی الگوهای تصویر می‌باشد.

قبل از استخراج ویژگیها از روشهای حذف نویز برای بهبود کیفیت و قسمت‌بندی تصویر برای جداسازی نواحی مورد نظر استفاده می‌شود. در مسئله بازیابی تصویر، معمولاً فرایندی به صورت نویز تصادفی بر روی تصویر اصلی اثر گذاشته و باعث تضعیف آن می‌شود. زمانی که کیفیت تصویر مناسب نباشد از تکنیکهای بازیابی تصویر در بهبود کیفیت تصویر استفاده می‌شود. هدف اصلی در بازیابی تصویر باید به گونه‌ای باشد تا تصویر بدست آمده از تصویر اصلی بهتر باشد [۸]. پس از بازیابی تصویر عمل قسمت‌بندی بر روی تصویر انجام می‌شود. قسمت‌بندی تصویر به نواحی جدا از هم باید به گونه‌ای باشد که در آن هر ناحیه مجموعه‌ای از پیکسلهای مجاور و متصل به هم باشند. برای حل این مسئله دو نکته را باید مورد توجه قرار دهیم. اولاً برای قسمت‌بندی تصویر باید بتوانیم مدلی از مفهوم همگن بودن و مشابهت بین نواحی مختلف تصویر بدست آوریم. ثانیاً پس از آنکه یک معیار مشابهت تعریف شد، باید یک الگوریتم کارآمد با محاسبات کم جهت قسمت‌بندی تصویر طراحی کرد.

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [۳۰][۳۲][۳۳]، مدلی است برای سیستمهایی که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل‌دهنده این مدل از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای 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 می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. یک قانون محلی تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه گردد. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص میگردد.

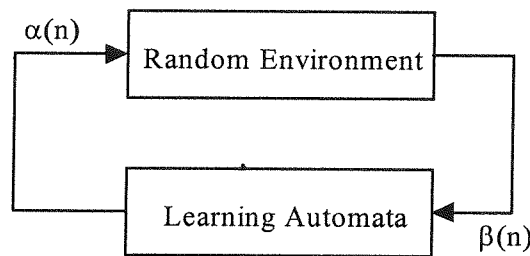
در این مقاله از اتوماتای یادگیر سلولی برای بازیابی، قسمت‌بندی و استخراج ویژگیهای تصویر استفاده شده است. در بازیابی تصویر، اتوماتای یادگیر سلولی سعی می‌کند گسستگیها و جاهای خالی را پر کند یعنی نقاط سفید کوچک درون تصویر سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف کند. چون این دو عمل به صورت همزمان بر روی تصویر عمل می‌شود باعث حفظ لبه‌ها می‌شود. این روش در مورد تصاویر سطح خاکستری سعی می‌کند به جای هر پیکسل، پیکسلی را که بیشترین شباهت را به همسایگان خود دارد جایگزین کند. این عمل باعث می‌شود تصویر یکنواخت شده و توان نویز تصویر بازیابی شده به میزان قابل توجه‌ای کاهش یابد. همچنین به دلیل احتمالی بودن اتوماتای یادگیر سلولی این امکان فراهم میشود تا مدلهای احتمالی تصویر را بر آنها منطبق ساخت. اتوماتای یادگیر سلولی با اندازه‌گیری میزان مشابهت هر پیکسل به همسایگان خود، آن پیکسل را با احتمال بیشتر به کلاسی نسبت می‌دهد که دارای بیشترین مشابهت می‌باشد. بنابراین در نهایت پیکربندی تصویر به سمت نواحی مشابه و همگن میل می‌کند. اتوماتای یادگیر سلولی با خاصیت پردازش موازی و توزیع شده خود عملکرد مطلوبی در استخراج ویژگیهای تصویر دارد. یکی از مهمترین خصیصه‌های روشهای پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت‌بندی و استخراج ویژگیهای تصویر در شرایطی که تصویر نویزی است میباشد. از دیگر مشخصه‌های روشهای پیشنهادی توزیعی بودن آنها است که موازی‌سازی آنها را بسادگی امکان پذیر می‌سازد. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشند که پیاده‌سازی آنها را ساده‌تر می‌نماید.

ادامه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ ابتدا به شرح مختصری از اتوماتای یادگیر می‌پردازیم و سپس اتوماتای یادگیر

سلولی را معرفی می‌کنیم. در بخش ۴ کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در بازیابی تصویر و در بخش ۵ کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در قسمت‌بندی تصویر را مورد بررسی قرار می‌دهیم. در بخش ۶ عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی‌های تصویر را خواهیم دید و در پایان به بررسی نتایج بدست آمده می‌پردازیم.

۱- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد معدودی عمل را می‌تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می‌کند. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد.

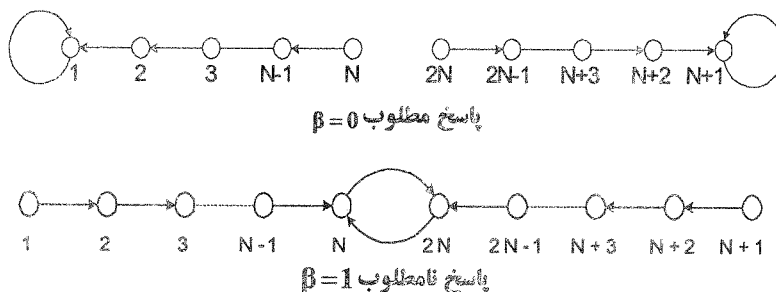


شکل (۱) ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط.

محیط γ : محیط را می‌توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می‌باشد. هر گاه β مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q، $\beta(n)$ می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله $[0, 1]$ و در محیط از نوع $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله $[0, 1]$ است. c_i احتمال اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب^۱ داشته باشد می‌باشد. در محیط ایستا^۲ مقادیر c_i بدون تغییر می‌مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا^۱ این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتاهای یادگیریه دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم‌بندی می‌گردند.

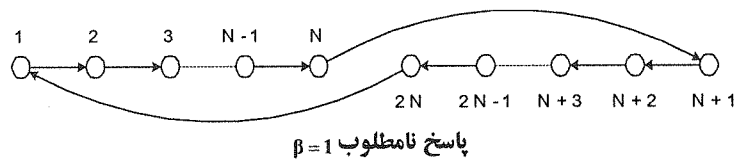
اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت^۱: اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط Δ تایی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل‌های اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s\}$ 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 می‌نگارد می‌باشد. اکنون به بررسی چند نمونه از اتوماتاهای با ساختار ثابت می‌پردازیم.

اتوماتای $L_{2N,2}$: این اتوماتا تعداد پاداش‌ها و جریمه‌های در یافت شده برای هر عمل را نگهداری کرده و تنها زمانی که تعداد جریمه‌ها بیشتر از تعداد پاداش‌ها می‌گردد، عمل دیگر را انتخاب می‌کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا مطابق شکل ۲ می‌باشد.



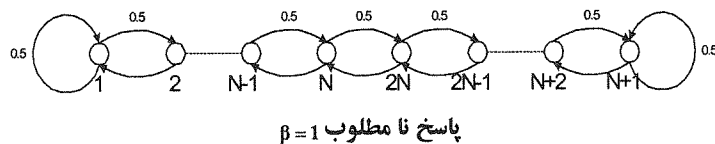
شکل (۲) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $L_{2N,2}$.

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



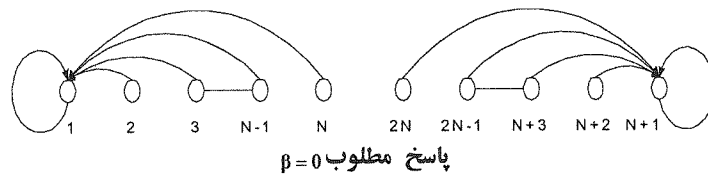
شکل (۳) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $G_{2N,2}$. پاسخ نامطلوب $\beta=1$

اتوماتای Krylov: در این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط مطلوب است، تغییر وضعیت مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ می‌باشد. اما زمانی که پاسخ محیط نامطلوب می‌باشد، هر وضعیت $\phi_i (i \neq 1, N, N+1, 2N)$ با احتمال 0.5 به وضعیت ϕ_{i+1} و با احتمال 0.5 به وضعیت ϕ_{i-1} منتقل می‌شود.



شکل (۴) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krylov. پاسخ نامطلوب $\beta=1$

اتوماتای Krinsky: در این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط نامطلوب است، تغییر وضعیت مانند اتوماتا $L_{2N,2}$ رفتار می‌کند. اما زمانی که پاسخ محیط مطلوب می‌باشد هر وضعیت $\phi_i (i = 1, 2, \dots, N)$ به وضعیت ϕ_1 و هر وضعیت $\phi_i (i = N+1, N+2, \dots, 2N)$ به وضعیت ϕ_{N+1} می‌رود. بنابر این N پاسخ نامطلوب متوالی باعث می‌شود که اتوماتا عمل خود را تغییر دهد. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۵ می‌باشد.



شکل (۵) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krinsky. پاسخ مطلوب $\beta=0$

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر^{۱۳}: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها، و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. در این نوع از اتوماتای‌ها، اگر عمل α_i در مرحله n ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش یافته و سایر احتمالها کاهش می‌یابند و برای پاسخ نامطلوب احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالها افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرد تا حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است.

الف - پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$

$$p_j(n+1) = (1 - a)p_j(n) \quad j \neq i \quad \forall j$$

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad j \neq i \quad \forall j$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت را می‌توان در نظر گرفت. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} ^{۱۴} می‌نامیم. زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{REP} ^{۱۵} می‌نامیم. زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} ^{۱۶} می‌نامیم. برای مطالعه بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر می‌توان به [۱۲][۱۴][۱۷][۱۸][۲۰] مراجعه کرد.

۲- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل‌دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای 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 می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. یک قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط اتوماتای یادگیر 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 می‌گردد.

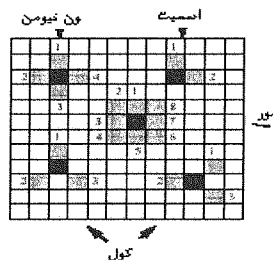
یک اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج تایی $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi \rangle$ نشان داده می‌شود. $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ مجموعه سلولهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد که در یک شبکه کارتیزین قرار گرفته‌اند $V = \{V_i, i \in L\}$ مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است. $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ مجموعه اعمال مجاز یک اتوماتای ساکن در یک سلول و $\Omega = \{x : L \rightarrow Q\} = Q^N$ فضای حالت و Φ قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد.

همسایگی: مجموعه $V = \{V_i, i \in L\}$ در صورتی سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است که دارای دو خصوصیت زیر باشد:

$$i \notin v_i \quad \forall i \in L \quad (1)$$

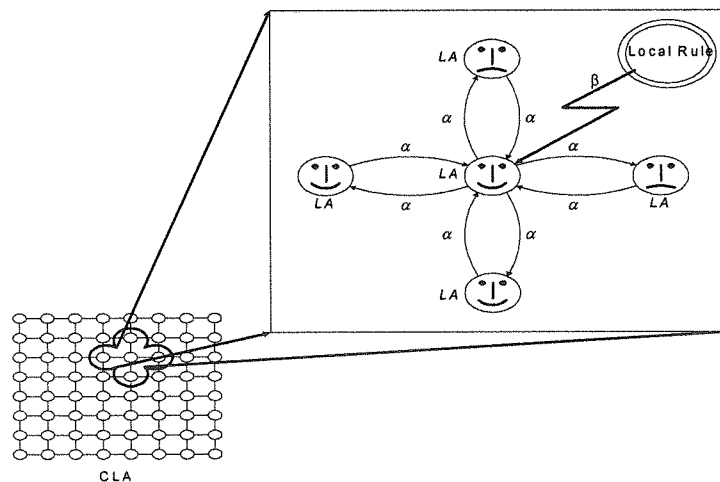
$$i \in v_j \quad \text{iff } j \in v_i \quad \forall i, j \in L \quad (2)$$

در آنصورت v_i را همسایگی i می‌نامند. در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومن، مور، اسمیت و کول می‌باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می‌باشند. این همسایگی‌ها در شکل ۶ نشان داده شده‌اند.



شکل (۶) همسایگی ون نیومن، مور، اسمیت و کول.

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی: عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان به صورت زیر شرح داد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا پاداش گرفته و یا جریمه شده است اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی خود را بهنگام کند. عمل به هنگام سازی تمام اتوماتاها به صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از به هنگام سازی، هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانیکه سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده‌ای برقرار شود ادامه می‌یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتوماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می‌شود. یک اتوماتای یادگیر سلولی که در آن همه سلولها بطور همزمان بهنگام میشوند اتوماتای یادگیر سلولی همزمان^{۱۷} و در غیر این صورت غیر همزمان^{۱۸} نامیده می‌شود. شکل ۷ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد که در آن از همسایگی فون نیومن^{۱۹} استفاده شده است. در این شکل اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده‌اند.



شکل (۷) اتوماتای یادگیر سلولی (CLA).

قوانین: قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته عمومی^{۲۰}، کلی گرا^{۲۱} و کلی گرای خارجی^{۲۲} تقسیم می‌گردند [۲۷][۱۹]. در قوانین عمومی مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه‌های آن سلول بستگی دارد. در قوانین کلی گرا مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه‌های آن سلول بستگی دارد و در قوانین کلی گرای خارجی مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه‌های آن سلول و هم به مقدار خود سلول بستگی دارد. قوانین عمومی: برای بیان قوانین عمومی از همسایگی فون نیومن استفاده شده و همسایگان را بصورت زیر نامگذاری می‌کنیم.

	A	B	C
1			
2			
3			

برای قوانین عمومی تعریف شده در زیر هر اتوماتا در CLA دارای دو عمل می‌باشد. اگر اتوماتان عمل α_1 را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت پر و اگر اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت خالی نشان داده می‌شود. برای آشنائی با قوانین عمومی چند نمونه از این قوانین در زیر آمده است.

قانون And All: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می‌شود که خود اتوماتا و تمام هشت

همسایه‌اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می‌شود. قانون And All به صورت زیر بیان می‌شود.

$AND(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)$

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا می‌باشد (اگر برای ارزیابی عبارت منطقی فوق سلول پر TRUE و سلول خالی FALSE در نظر گرفته شود) میتوان این قانون را به صورت دیگری نیز بیان کرد. اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب کند آن عمل قطعاً جریمه خواهد شد و اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند و همچنین تمام هشت همسایه این اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا یعنی عمل α_1 پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می‌شود. لازم به ذکر است که برای قوانین عمومی مقدار True برای یک قانون بعنوان پاسخ مناسب محیط در نظر گرفته می‌شود.

قانون Or All: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می‌شود که خود اتوماتا یا یکی از هشت همسایه‌اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می‌شود. قانون Or All به صورت زیر بیان می‌شود.

$OR(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)$

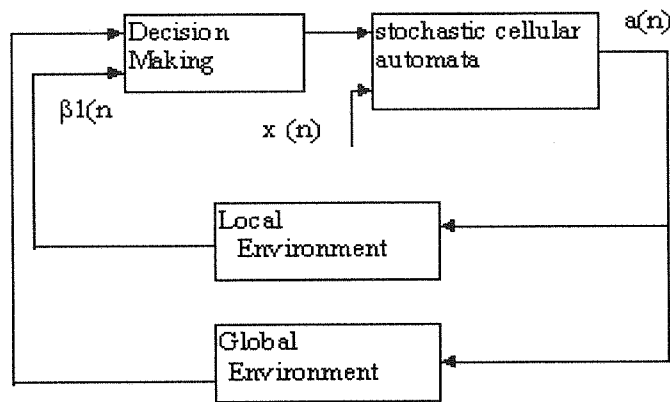
به بیان دیگر بر اساس این قانون اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند آن عمل قطعاً پاداش خواهد گرفت و اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و حداقل یکی از هشت همسایه این اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می‌شود.

قوانین کلی گرا: این دسته از قوانین همانند نوع مشابه خود در اتوماتای سلولی می‌باشند [۱۹][۲۷] با این تفاوت که از نتیجه قانون برای پاداش یا جریمه استفاده می‌شود. این قوانین به صورت $N-M$ نشان داده می‌شوند که $M=\{M_1,M_2,\dots\}$ و $N=\{N_1,N_2,\dots\}$ میباشد و به صورت زیر تفسیر می‌گردند.

اگر اتوماتای سلول مرکزی عمل α_1 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه M باشد اتوماتای مرکزی جریمه شده و در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه N باشد اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. به عنوان نمونه یک قانون کلی گرا در زیر شرح داده می‌شود.

قانون ۸۹-۱۲۳۴۵۶۷-۰: در این قانون اگر اتوماتای مرکزی عمل α_1 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند بزرگتر یا مساوی ۸ باشد. (متعلق به مجموعه M باشد) اتوماتای مرکزی جریمه در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد و اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند کوچکتر یا مساوی ۷ باشد (متعلق به مجموعه N باشد) اتوماتای مرکزی جریمه در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. برای مطالعه بیشتر در باره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن می‌توان به [۲۹-۳۲][۳۴-۴۱] مراجعه نمود. برای پیاده‌سازی سخت‌افزاری اتوماتای سلولی یادگیر میتوان به [۳۹] مراجعه نمود.

اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری: در اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری هر سلول برای تصمیم‌گیری 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 اتوماتای یادگیر سلولی نیز استفاده می‌کند. این ساختار برای کاربردهایی که علاوه بر مشابهت محلی یک معیار سراسری نیز مورد نظر باشد مناسب است. 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.



شکل (۸) ساختار یک سلول اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری.

۳- کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در بازیابی تصاویر

در این بخش از مقاله ابتدا به مدل کردن یک تصویر به صورت میدان تصادفی گیبز^{۲۳} پرداخته میشود و سپس مدل پیشنهادی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای بازیابی تصاویر ارایه خواهد شد. فرض کنید که تصویر اصلی با یک میدان تصادفی به صورت $X = \{X_{ij} : (i,j) \in L\}$ و تصویر تخریب شده با یک میدان تصادفی به صورت $Y = \{Y_{ij} : (i,j) \in L\}$ توصیف شده باشد که در آن L یک ماتریس $N \times N$ و X_{ij} و Y_{ij} متغیرهای تصادفی بیان کننده سطح خاکستری پیکسل (i,j) باشند [۱][۱۵]. در این مدل هر پیکسل دارای k حالت متفاوت است و احتمال مشاهده تصویر تخریب شده برابر با $P(Y/X) = \prod_{i,j \in L} p(y_{i,j} / x_{i,j})$ خواهد بود. اگر احتمال عدم تخریب هر پیکسل را ρ فرض کنیم آنگاه خواهیم داشت:

$$p(y_{i,j} = k / x_{i,j} = k') = \begin{cases} \rho & k = k' \\ \frac{1-\rho}{M-1} & k \neq k' \end{cases}$$

که در آن $0 \leq \rho \leq 1$ و $k, k' \in M$ می باشند. با توجه به رابطه فوق هر پیکسل با احتمال ρ تغییر نخواهد کرد و با احتمال $\frac{1-\rho}{M-1}$ تخریب خواهد شد. فرض کنید تصویر اصلی X توسط نویز نرمال η با میانگین صفر و واریانس σ^2 تغییر یافته باشد و تصویر تخریب شده $Y = X + \eta$ حاصل شده باشد. هدف بدست آوردن تصویر Y به گونه ای است که کمترین تغییر را نسبت به X داشته باشد. برای بدست آوردن این تخمین از مینیمم کردن یک تابع انرژی به صورت $H(X) = \|Y - X\|^2 + \Phi(X)$ استفاده می شود. مینیمم کردن این تابع انرژی معادل ماکزیمم کردن احتمال $P(X/Y)$ خواهد بود [۶][۷]. نشان داده شده است که این احتمال را می توان به صورت زیر محاسبه کرد [۲۸].

$$P(X/Y) = \sum_{N \times N} p(y/x)p(x)$$

اکنون هر کدام از مقادیر سمت راست قابل محاسبه می باشد.

$$P(Y/X) = \rho \sum_N \sum_N \delta(y_{i,j}, x_{i,j}) * W$$

$$W = \left(\frac{1-\rho}{M-1} \right) \sum_N \sum_N (1 - \delta(y_{i,j}, x_{i,j}))$$

که

۹

$$P(x) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{T(k)} U(x_{i,j})\right)}{\sum_{m=1}^M \exp\left(-\frac{1}{T(k)} U(m)\right)}$$

9

$$U(m) = \sum_{c:(k,l) \in R} \left[V_c(m, x_{kl}) + \frac{(z_{ij} - m)^2}{2\sigma^2} \right]$$

در معادله فوق $U(x)$ را تابع گیبز می‌نامند و به صورت $U(X) = \sum_{c \in C} V_c(X)$ تعریف می‌شود که در آن C مجموعه‌ای از کلیکها بر روی یک همسایگی محلی پیکسل (i,j) است و c یک زوج کلیک است که با رابطه زیر تعریف می‌شود.

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

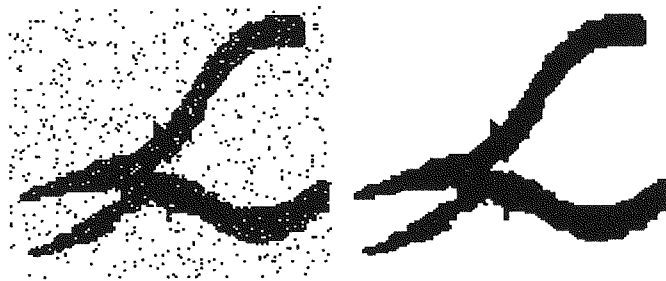
این تابع یکسان بودن سطح خاکستری دو پیکسل داخل یک کلیک را اندازه می‌گیرد. به عنوان مثال برای کلیک مرتبه اول خواهیم داشت:

$$U(a(i,j)) = \sum_{n=-1}^1 \sum_{m=-1}^1 V(a(i,j), a(i+m, j+n))$$

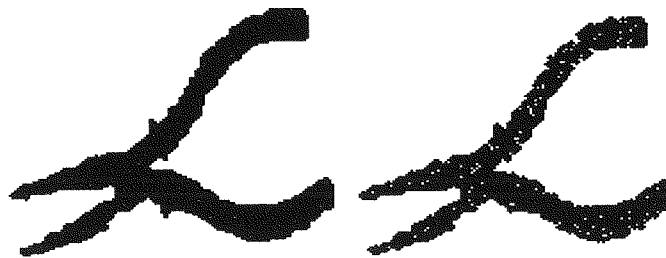
در حالت کلی می‌توان ضرائب $V(x)$ را متفاوت در نظر گرفت. مثلاً برای پیکسلهای عمودی و افقی ضریب بیشتر و برای پیکسلهای قطری ضریب کمتری اعمال نمود.

روش پیشنهادی: برای بازیابی تصاویر تخریب شده شبکه‌ای دو بعدی از اتوماتای‌های یادگیر سلولی را در نظر می‌گیریم. به هر پیکسل از تصویر یک اتوماتا را نسبت می‌دهیم و مجموعه اقدامهای هر اتوماتا را برابر تعداد سطوح خاکستری تصویر در نظر می‌گیریم. قانون حاکم بر هر اتوماتا از نوع عمومی می‌باشد. یعنی جریمه شدن و یا پاداش دادن اقدام انتخاب شده توسط هر اتوماتا در مرحله بعد فقط بستگی به اعمال انتخاب شده توسط اتوماتاهای همسایه دارد.

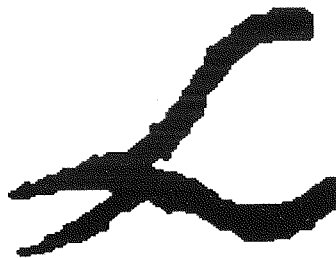
مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویر با M سطح خاکستری به شرح زیر عمل می‌کند. به ازای هر پیکسل یک اتوماتا با M اقدام در نظر گرفته می‌شود. در هر مرحله از تکرار هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی یک اقدام از مجموعه اقدامهای خود را به صورت تصادفی انتخاب کرده و با توجه به اقدام همسایگان خود و میزان مشابهت این اقدام با آنها احتمال $P(X/Y)$ را محاسبه می‌نماید. سپس احتمال موفقیت اقدام انتخاب شده خود را برابر با احتمال $P(X/Y)$ در نظر می‌گیرد. به عبارت دیگر اقدام هر اتوماتا با احتمال $P(X/Y)$ پاداش می‌گیرد و با احتمال $1-P(X/Y)$ جریمه می‌شود. بدین طریق تصویر به سمت مینیمم کردن تابع انرژی خود میل می‌کند. برای کلیه آزمایشهای انجام گرفته از اتوماتاهای با ساختار متغیر استفاده شده است. احتمال اولیه اقدامها در تصاویر سطح خاکستری برابر $1/M$ و برای تصاویر دو سطحی برای نقاط سیاه $p_1=0.8$ و $p_2=0.2$ و برای نقاط سفید $p_1=0.8$ و $p_2=0.2$ در نظر گرفته شده است. نتایج شبیه‌سازی و مقایسه روش پیشنهادی با فیلتر میانه $[8]$ و فیلتر مورفولوژی $[24]$ [10] در شکل‌های ۹ تا ۲۲ نشان داده شده است. برای اضافه کردن نویز فلفل نمکی به تصویر تعداد 20% از نقاط تصویر به صورت تصادفی انتخاب شده و نیمی از آنها را به نقاط سیاه و نیم دیگر را به نقاط سفید تبدیل می‌کنیم. همچنین جهت اضافه کردن نویز یکنواخت به سطح خاکستری هر نقطه از تصویر به صورت تصادفی عددی بین ۱ تا ۲۰ اضافه یا کم شده است.



شکل (۹) الف - تصویر اصلی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز فلفل - نمکی. ب



شکل (۱۰) الف - حذف نویز با فیلتر مورفولوژی ب - با فیلتر میانه. ب



شکل (۱۱) حذف نویز با اتوماتای سلولی یادگیر.



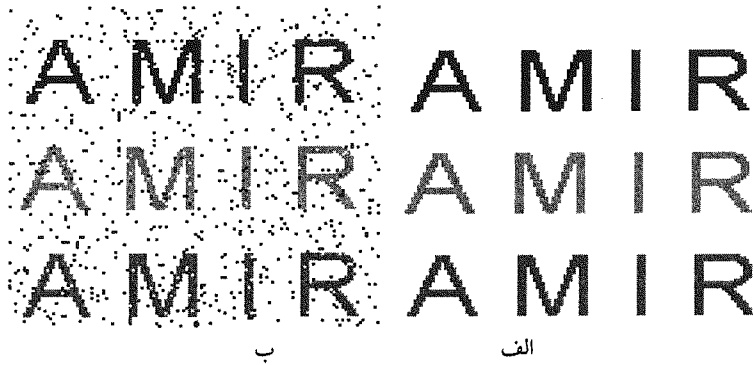
شکل (۱۲) الف - تصویر اصلی متن دوسطحی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز فلفل نمکی. ب



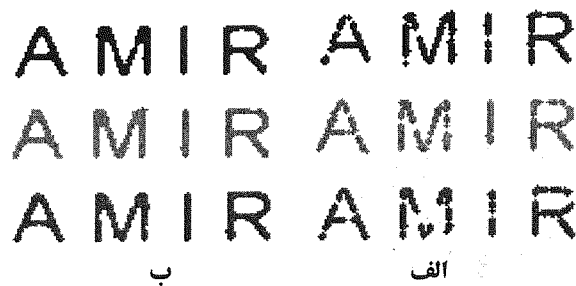
شکل (۱۳) الف - حذف نویز با فیلتر مورفولوژی ب - با فیلتر میانه. ب

AB

شکل (۱۴) حذف نویز با اتوماتای یادگیر سلولی.



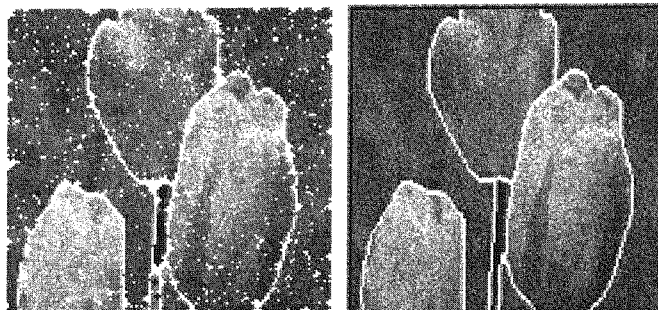
شکل (۱۵) الف - تصویر اصلی متن چهارسطحی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز فلفل - نمکی.



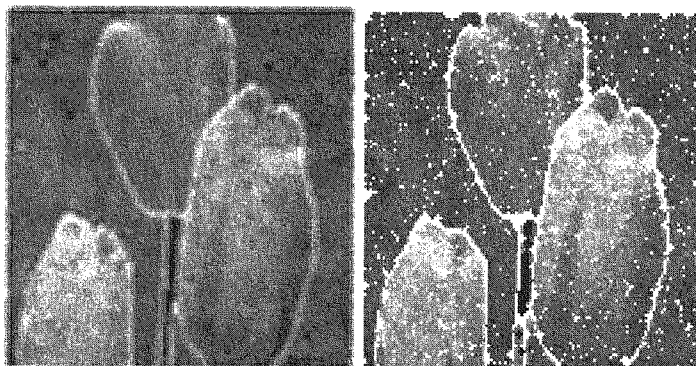
شکل (۱۶) الف - حذف نویز با فیلتر مورفولوژی [Ster86] ب - با فیلتر میانه [Gonz95]



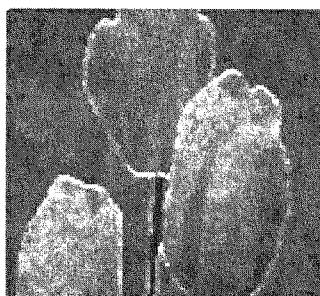
شکل (۱۷) حذف نویز با اتوماتای یادگیر سلولی.



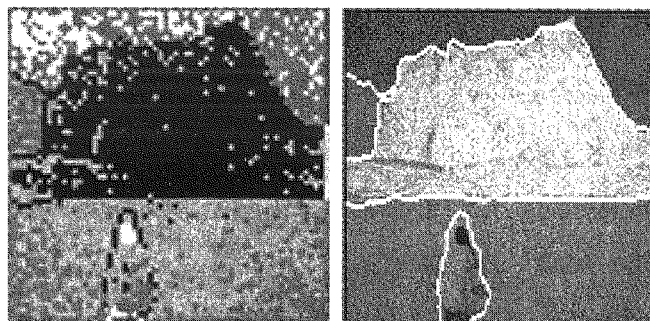
شکل (۱۸) الف - تصویر اصلی ۲۵۶ سطحی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز.



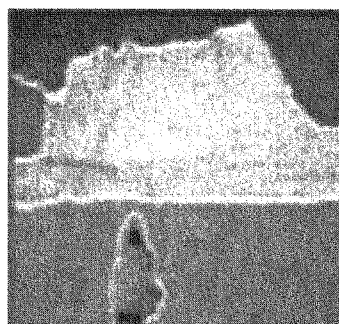
شکل (۱۹) الف - حذف نویز با فیلتر مورفولوژی ب - با فیلتر میانه.



شکل (۲۰) حذف نویز با اتوماتای یادگیر سلولی.



شکل (۲۱) الف - تصویر اصلی ۲۵۶ سطحی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز.



شکل (۲۲) حذف نویز توسط اتوماتای یادگیر سلولی.

ع- کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در قسمت بندی^{۲۴} تصویر

فرایند قطعه بندی تصویر عبارت از تقسیم تصویر به نواحی جدا از هم به گونه ای می باشد که هر ناحیه مجموعه ای از پیکسل های

مجاور و متصل به هم باشند [۹]. اگر بین هر دو پیکسل از نقاط یک ناحیه یک مسیر پیوسته که از میان همسایگان عبور کند وجود داشته باشد آن ناحیه را متصل می‌گوئیم. معمولاً برای هر پیکسل از دو مفهوم چهار اتصاله (بالا - پائین - چپ - راست) و یا هشت اتصاله که پیکسلهای قطری را نیز در نظر می‌گیرد استفاده می‌شود. روشهای قسمت‌بندی را می‌توان به چهار دسته تقسیم کرد:

- روشهای تشخیص ناحیه

- روشهای متکی بر تشخیص لبه

- روشهای متکی بر تشخیص مرز بین نواحی

- روشهای بهینه‌سازی سراسری بر اساس یک تابع انرژی یا یک معیار خاص

در ادامه این بخش به شرح مختصری از هر یک از روشهای فوق می‌پردازیم.

روشهای تشخیص ناحیه: یکی از ساده‌ترین روشهای تشخیص ناحیه استفاده از تکنیکهای متکی بر سطح آستانه می‌باشد.

در این روشها با استفاده از هیستوگرام تصویر، سطوح آستانه مختلف بدست آمده و به کمک این سطوح آستانه، تصویر به کلاسهای مختلف تقسیم می‌شود. تعداد قله‌های هیستوگرام تعداد کلاسها را مشخص می‌کند. قبل از بدست آوردن قله‌های هیستوگرام با استفاده از فیلترهای پائین گذر و بالا گذر نمودار هیستوگرام را یکنواخت می‌کنند. اگر هیستوگرام دارای n قله باشد $n+1$ سطح آستانه به صورت (T_0, T_1, \dots, T_n) انتخاب می‌شود. T_0 را برابر مینیمم و T_n را برابر ماکزیمم سطح خاکستری تصویر در نظر می‌گیرند و هر پیکسل $x(i,j)$ اگر $T_k < x(i,j) \leq T_{k+1}$ باشد به کلاس W_k نسبت داده می‌شود. برای مطالعه بیشتر در مورد روشهای انتخاب سطح آستانه به مراجع [۲۶] و [۲] مراجعه شود.

روشهای تشخیص لبه: روشهای تشخیص ناحیه، پیکسلهای متعلق به یک ناحیه را از نواحی دیگر جدا می‌سازند اما در

روشهای تشخیص لبه، هدف بدست آوردن پیکسلهای متعلق به مرزهای یک ناحیه می‌باشد. اگر یک پیکسل به مرز یک ناحیه متعلق باشد همسایگان آن دارای سطح خاکستری متفاوتی نسبت به آن پیکسل خواهند داشت. شیب تغییر سطح خاکستری معیار مناسبی برای تشخیص لبه می‌باشد. عملوندهای تشخیص لبه، شیب و جهت تغییر سطح خاکستری همسایگی هر پیکسل را اندازه می‌گیرند [۳].

بهینه‌سازی سراسری: در این روشها هدف مینیمم کردن یک تابع ارزیابی یا تابع انرژی که بر اساس اطلاعات قبلی از

تصویر و داده‌های مشاهده شده استخراج می‌شود می‌باشد. یکی از این روشها Simulated Annealing می‌باشد [۲۵]. در این روش یک تابع انرژی در نظر گرفته می‌شود. در هر مرحله از تکرار تعلق یک پیکسل به کلاس خاص به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و تابع انرژی آن محاسبه میگردد. اگر این تابع انرژی از تابع انرژی قبلی پیکسل کمتر باشد پیکسل به کلاس جدید تعلق خواهد یافت و در غیر اینصورت یا کلاس خود را حفظ خواهد کرد و یا با احتمال $\frac{-\Delta E}{T}$ به کلاس جدید تعلق خواهد یافت. T پارامتر دما میباشد که در طی مراحل تکرار به تدریج از مقدار آن کاسته می‌شود.

قسمت بندی با اتوماتای یادگیر سلولی: مسئله قسمت‌بندی تصویر را می‌توان به شرح زیر بیان کرد. اگر یک تصویر با

یک میدان تصادفی به صورت $X = \{X_{ij} : (i,j) \in L\}$ که در آن L یک ماتریس $N \times N$ و X_{ij} یک متغیر تصادفی بیان‌کننده سطح خاکستری پیکسل (i,j) است توصیف شده باشد، الگوریتم قسمت‌بندی هر پیکسل تصویر را به یکی از k کلاس از مجموعه $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ نسبت می‌دهد. اگر

$$\Omega = \{x: L \rightarrow Q\} = Q^N$$

فضای حالت باشد اکنون باید وضعیتی از فضای حالت مانند Y را بطرفی بدست آوریم تا 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 و C مجموعه‌ای از کلیکها بر روی یک همسایگی محلی پیکسل (i, j) است و c یک زوج کلیک است که با رابطه زیر تعریف می‌شود [۷].

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

روش پیشنهادی: الگوریتم پیشنهادی از اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری استفاده می‌کند. این الگوریتم به ازای هر پیکسل یک اتوماتا با k اقدام، برابر با تعداد کلاسهای ممکن در نظر می‌گیرد. هر کلاس دارای یک مقدار میانگین و یک مقدار واریانس می‌باشد که به عنوان متغیرهای سراسری برای اتوماتای یادگیر عمل می‌کنند.

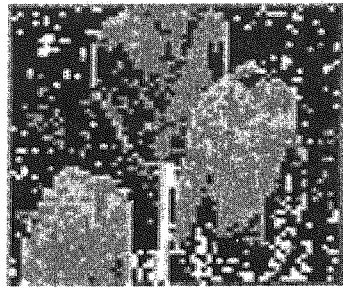
اتوماتاها در اتوماتای سلولی یادگیر به صورت همزمان و در فواصل زمانی گسسته بهنگام میشوند. در ابتدای هر مرحله میانگین و واریانس هر کلاس بر اساس هیستوگرام تصویری که اتوماتای سلولی یادگیر تعیین میکند تخمین زده می‌شود. سپس هر اتوماتا یک اقدام (یعنی تعلق به یک کلاس خاص) را از مجموعه اقدامهای خود را انتخاب کرده و با توجه به اقدامهای انتخاب شده توسط هشت همسایه خود و همچنین مقادیر سراسری میانگین و واریانس برای هر کلاس تصمیم می‌گیرد که آیا به اقدام انتخاب شده پاداش دهد یا آن را جریمه کند. با توجه به مشابهت این اقدام به اقدامهای همسایگانش و همچنین فاصله آن از میانگین و واریانس سراسری، اتوماتا تصمیم می‌گیرد که آیا عمل انتخاب شده را حفظ کند و یا آن را تغییر دهد. مقادیر سراسری در انتهای هر مرحله به هنگام می‌شود. میزان مشابهت یک پیکسل با همسایگانش بصورت زیر محاسبه می‌شود.

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

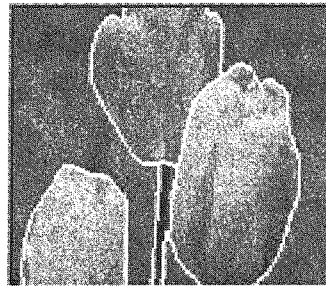
با استفاده از تابع انرژی محاسبه شده برای کلیه کلاسها اگر تابع انرژی محاسبه شده برای کلاس انتخاب شده مینیمم باشد اتوماتای مرکزی پاداش می‌گیرد و در غیر اینصورت جریمه می‌شود. اتوماتای یادگیر سلولی زمانی متوقف میشود که تغییری در وضعیت هیچ کدام از اتوماتاها در طی تعدادی مشخص مرحله حاصل نشده باشد.

جهت بررسی عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی در قسمت‌بندی 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 پنچ تصویر 128×128 پیکسل با 256 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 کلاس خاص است.

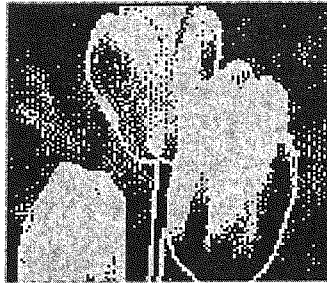
نتایج شبیه‌سازی و مقایسه نتایج روش پیشنهادی با نتایج سایر روشها در شکل‌های ۲۳ تا ۲۷ نشان داده شده است. روش پیشنهادی از خصوصیت حفظ لبه‌ها و پر کردن گسستگی‌های درون تصویر برخوردار است. همانگونه که مشاهده می‌شود تکنیکهای تشخیص لبه در تصاویری که اختلاف زمینه از شئی کاملاً مشخص باشد خوب عمل می‌کند. از طرف دیگر تکنیکهای سطح آستانه نقاط نزدیک به هم و مرزها را مخدوش کرده و نقاط خالی درون نواحی ایجاد می‌کنند. اما اتوماتای سلولی با در نظر گرفتن یک معیار محلی برای اندازه‌گیری میزان مشابهت و معیارهای سراسری برای بهینه‌سازی عملکرد خود از کارایی بسیار خوبی در حفظ لبه‌ها و پر کردن گسستگی‌های درون تصویر برخوردار است.



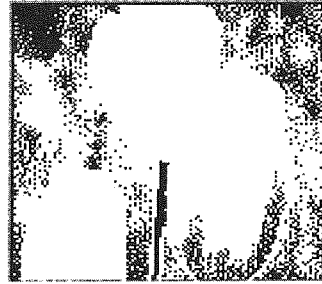
ب



الف

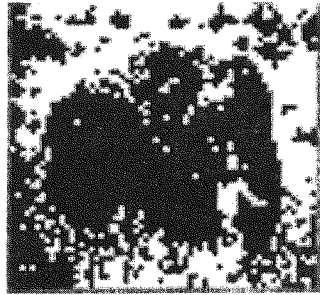


د

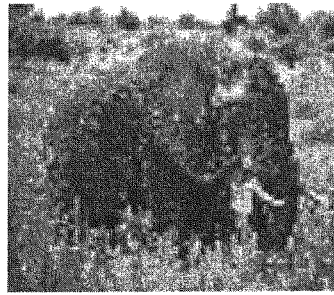


ج

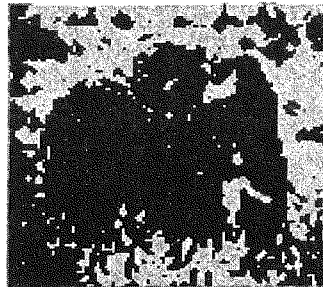
شکل (۲۳) الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با SA ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی.



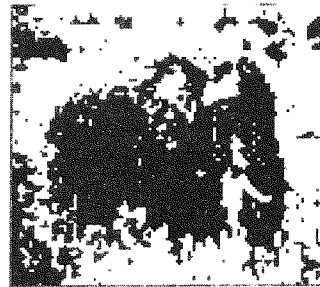
ب



الف

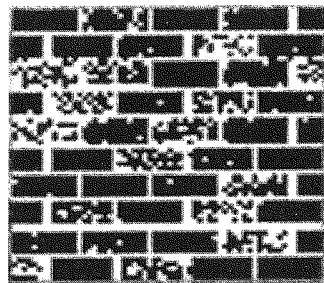


د

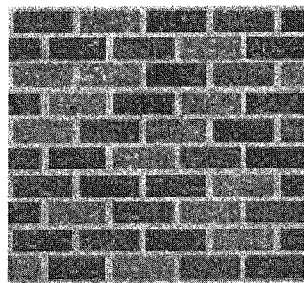


ج

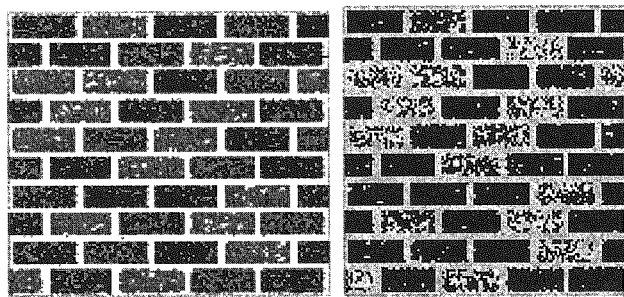
شکل (۲۴) الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با SA ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی.



ب



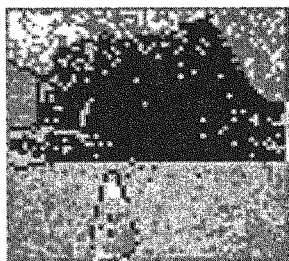
الف



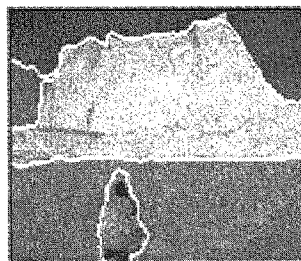
د

ج

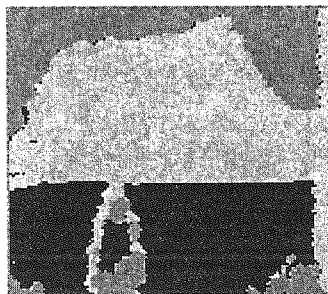
شکل (۲۵) الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با SA ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی.



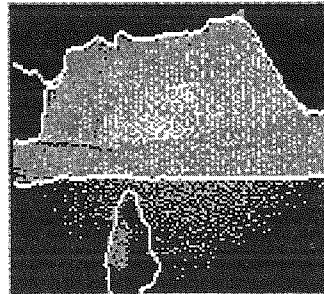
ب



الف

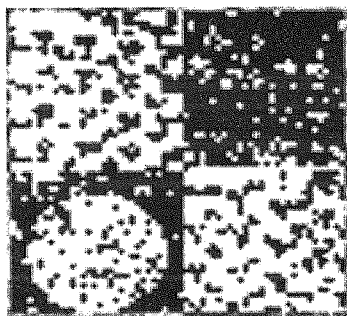


د

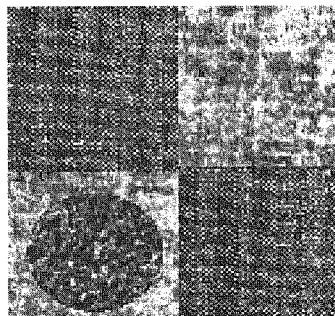


ج

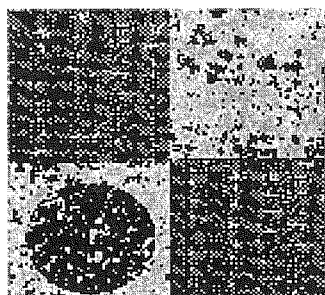
شکل (۲۶) الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با SA ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی.



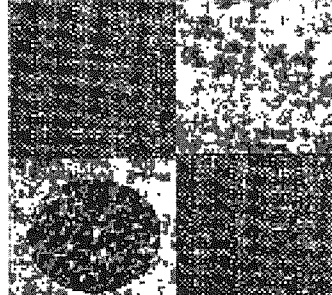
ب



الف



د



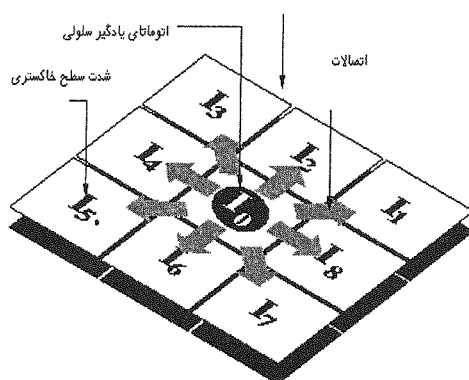
ج

شکل (۲۷) الف - تصویر اصلی ب - قسمت بندی با SA ج - سطح آستانه د - اتوماتای یادگیر سلولی.

۵- کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی

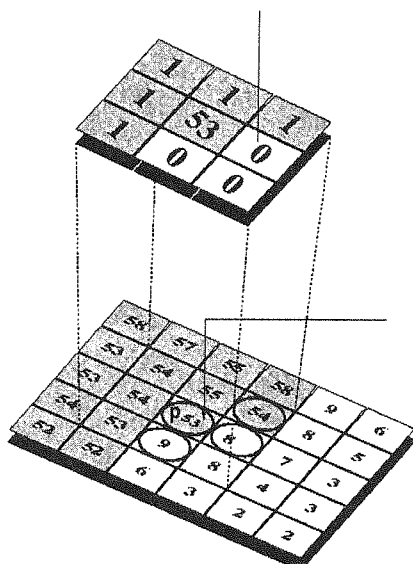
در یک تصویر بعضی از پیکسلها دارای ویژگیهای خاصی هستند که آنها را از همسایگان خود متمایز می‌سازد. این پیکسلها را پیکسلهای ویژگی می‌نامند. هدف روشهای استخراج ویژگی یافتن و مشخص کردن این پیکسلها از سایر پیکسلهای تصویر است. تشخیص یک پیکسل به عنوان پیکسل ویژگی توسط اتوماتای یادگیر سلولی با اعمال قانون محلی در فضای همسایگی هر پیکسل انجام می‌شود.

ابتدا تصویر در اتوماتای یادگیر سلولی نگاشت میشود بطوریکه هر پیکسل به یکی از سلولهای اتوماتای یادگیر داده میشود. اتوماتای هر سلول دارای دو اقدام است. یکی از اقدامها را وجود ویژگی مورد جستجو و اقدام دیگر را عدم وجود ویژگی مورد جستجو در آن پیکسل در نظر می‌گیریم. هر اتوماتا یکی از اقدامهای خود را انتخاب کرده و آن را با اقدام همسایگان خود مقایسه می‌کند و بر اساس این مقایسه عمل خود را تثبیت میکند و یا آن را تغییر می‌دهد. فضای همسایگی هر اتوماتای یادگیر سلولی در یک پیکسل مانند p یک فضای دایره شکل به مرکز p و شعاع k است. همسایگی به شعاع ۱ در شکل ۲۸ نشان داده شده است. که در آن I_0 اتوماتای مرکزی و I_1 تا I_8 هشت همسایه آن می‌باشند.



شکل (۲۸) هر پیکسل در یک شبکه دو بعدی به هشت همسایه متصل است.

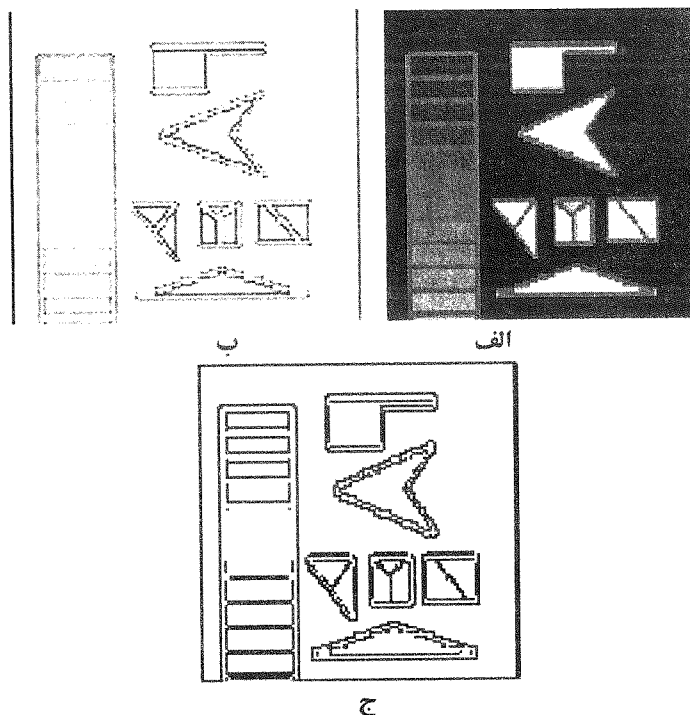
قانون محلی که برای دادن پاداش و یا جریمه کردن استفاده میشود بدین شرح است. در ابتدا تعداد پیکسلهایی که دارای سطح خاکستری نزدیک به پیکسل مرکزی می‌باشند تعیین میشود. اگر این تعداد از یک مقدار آستانه بیشتر باشد به اقدام انتخاب شده پاداش داده می‌شود و در غیر اینصورت جریمه می‌گردد. تعیین مقدار آستانه بستگی به نوع ویژگی مورد نظر دارد. به عنوان مثال همانگونه که در شکل ۲۹ نشان داده شده است تعداد پنج پیکسل همسایه سلول با مقدار سطح خاکستری ۵۳ دارای سطح خاکستری نزدیک به آن میباشد.



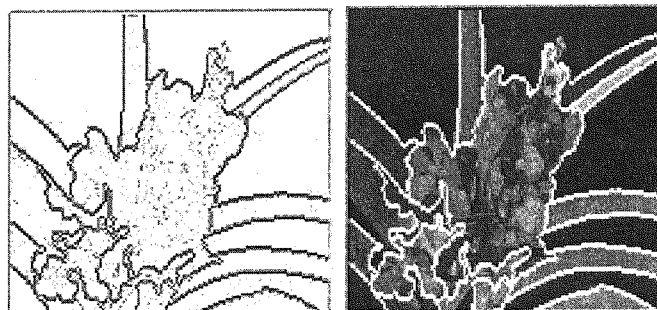
شکل (۲۹) ارزیابی هر اتوماتا از همسایگان خود.

ادامه این بخش به بررسی کارائی اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی در تصویر میپردازد. ویژگیهای مورد بررسی در این قسمت شامل تشخیص لبه و انواع خطوط افقی، عمودی و مایل در تصویر می باشد.

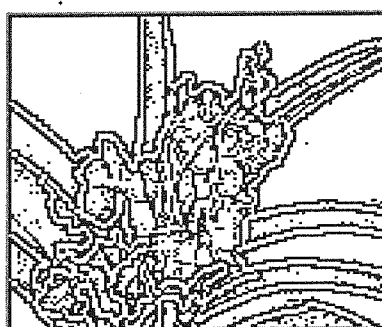
تشخیص لبه: شکلهای ۳۰ تا ۳۲ مثالهایی از استخراج لبه بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد. تصاویر به کار برده شده دارای دقت 128×128 پیکسل با 256 سطح خاکستری می باشند. به هر پیکسل یک اتوماتای کرایلف با عمق حافظه دو نسبت داده شده است. هر اتوماتا دارای دو اقدام می باشد. اقدام اول را برابر تعلق داشتن یک پیکسل به لبه و اقدام دوم را برابر عدم تعلق یک پیکسل به پیکسلهای لبه در نظر می گیریم. در ابتدا هریک از اتوماتاها یکی از اقدامهای ممکن خود را به صورت تصادفی انتخاب میکند. در شروع کار تعداد اتوماتاهایی که اقدام اول را انتخاب میکنند کمتر از اتوماتاهایی که اقدام دوم را انتخاب میکنند در نظر می گیریم. در هر مرحله از تکرار هر اتوماتا وضعیت خود را با وضعیت همسایگانش مقایسه می کند و بر اساس این مقایسه رفتار خود را تصحیح مینماید. چگونگی ارزیابی و تصمیم گیری هر اتوماتا در هر مرحله از تکرار بدین شرح است. اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام اول خود را انتخاب کند و یا به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص دهد در آن صورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی با آن سلول که همان اقدام را انتخاب کرده اند بین دو تا چهار همسایه آن لبه باشند. اما اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام دوم خود را انتخاب کند و یا به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص ندهد، در آن صورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی آن سلول که همان اقدام را انتخاب کرده اند یک یا بیشتر از چهار باشد اقدام انتخاب شده مناسب بوده و پاداش می گیرد. در غیر این صورت اقدام انتخاب شده نادرست بوده و جریمه می شود. عملیات فوق را به تعداد معین و یا تا زمانی که کلیه اتوماتاها به وضعیت پایدار برسند و یا عبارتی هیچ اتوماتایی تغییر وضعیت ندهد تکرار میکنیم. عملکرد روش پیشنهادی در استخراج لبه بر روی تصاویر مختلف در شکلهای ۳۰ تا ۳۲ نشان داده شده است.



شکل (۳۰) الف - تصویر اصلی ب - لبه ها با نزول در امتداد شیب گرادیان ج - لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی.

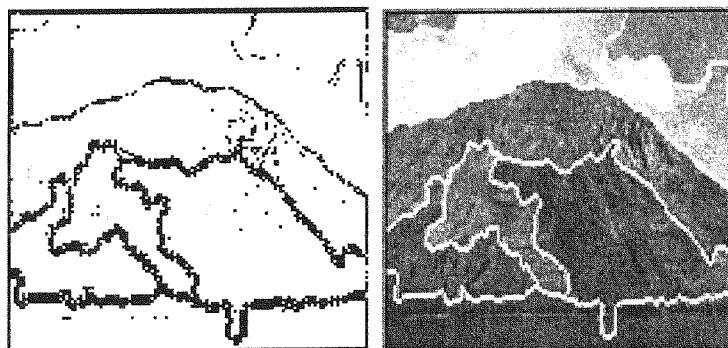


الف ب

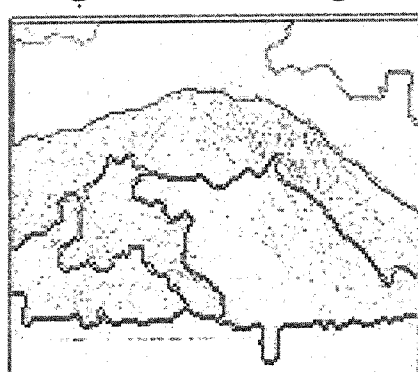


ج

شکل (۳۱) الف - تصویر اصلی ب - لبه‌ها با نزول در امتداد شیب گرادیان ج - لبه‌ها با اتوماتای یادگیر سلولی.



الف ب



ج

شکل (۳۲) الف - تصویر اصلی ب - لبه‌ها با نزول در امتداد شیب گرادیان ج - لبه‌ها با اتوماتای یادگیر سلولی.

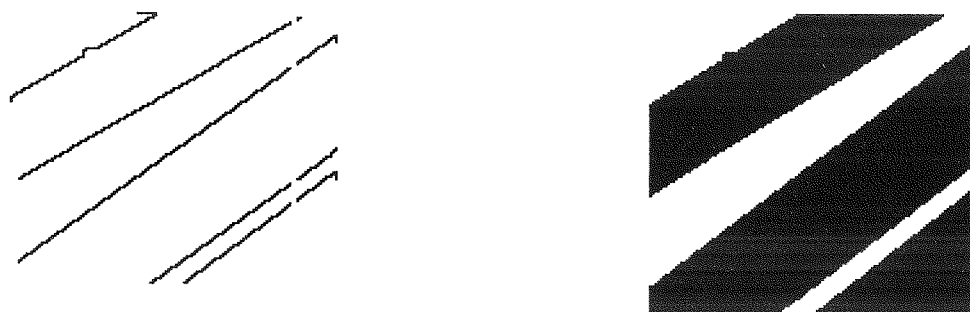
تشخیص خطوط افقی، مایل و عمودی: برای تشخیص خطوط افقی، مایل و عمودی از تصاویر با دقت 128×128 پیکسل و 256 سطح خاکستری استفاده شده است. مانند مورد قبل به هر پیکسل یک اتوماتای کرایلف با عمق حافظه دو و دو اقدام نسبت داده میشود. در هر مرحله از تکرار چگونگی ارزیابی و تصمیم‌گیری هر اتوماتا بدین شرح است. در تشخیص خطوط

افقی اتوماتای یادگیر در هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی در صورتی یک پیکسل را متعلق به یک خط افقی می‌داند که دو اتوماتای واقع در سمت راست و سمت چپ خودش نیز بر روی آن خط افقی باشند. به عبارت دیگر تفاوت سطح خاکستری یک سلول با سلولهای همسایه سمت راست و سمت چپ بسیار کم و با سایر سلولهای همسایه زیاد باشد. همچنین در تشخیص خطوط عمودی تفاوت سطح خاکستری یک سلول با سلولهای همسایه بالا و پائین باید بسیار کم و با سایر سلولهای همسایه زیاد باشد. برای تشخیص خطوط مایل یا لبه‌های مایل در تصویر تفاوت سطح خاکستری یک سلول با سلولهای قطری خود باید بسیار کم و با سایر سلولهای همسایه زیاد باشد. چند مثال نمونه در شکل‌های ۳۳ و ۳۴ آمده است.

H T



شکل (۳۳) تصویر اصلی و خطوط افقی و عمودی استخراج شده.



شکل (۳۴) تصویر اصلی و خطوط مایل استخراج شده.

۶- ارزیابی نتایج

حذف نویز: به منظور ارزیابی روش پیشنهادی برای حذف نویز میزان کاهش نویز را مورد مطالعه قرار می‌دهیم. به همین منظور نسبت توان نویز خروجی به توان نویز ورودی که توسط رابطه زیر تعریف می‌شود را مورد استفاده قرار می‌دهیم [۵].

$$NR = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^N (d(i, j) - x(i, j))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^N (y(i, j) - x(i, j))^2}$$

در رابطه فوق $x(i, j)$ تصویر اصلی و $y(i, j)$ تصویر تخریب شده و $d(i, j)$ تصویر فیلتر شده می‌باشد. همانگونه که در شکل‌های ۱۱

تا ۲۴ مشاهده می‌شود اتوماتای سلولی یادگیر در حذف نویز لفل - نمکی در تصاویر دو سطحی و خاکستری از عملکرد بسیار خوبی برخوردار است. زیرا این روش سعی می‌کند به جای هر پیکسل پیکسلی را جایگزین کند که بیشترین مشابهت را به همسایه‌های خود داشته باشد و بهمین دلیل گسستگیها و جاهای خالی را پر می‌کند. یعنی نقاط سفید کوچک درون تصویر سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف می‌کند چون این دو عمل به طور همزمان بر روی تصویر اعمال می‌شوند این روش باعث حفظ لبه‌ها می‌گردد و توان نویز تصویر بازیابی شده را به میزان قابل توجه‌ای کاهش می‌دهد. میزان کاهش توان نویز تصویر تضعیف شده به نویز تصویر فیلتر شده در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول (۱) میزان کاهش توان نویز به دسی بل برای انواع فیلترها.

فیلتر میانه	فیلتر مورفولوژی	اتوماتای سلولی یادگیر	تصویر
۱۲/۳۲	۸/۴۷	۱۹/۲۵	شکل ۹
۹/۳۵	۷/۸۹	۱۸/۴۳	شکل ۱۲
۴/۷۵	۵/۸۳	۱۱/۳۴	شکل ۱۵

قسمت بندی: نتایج آزمایشها برای قسمت بندی تصاویر در شکل‌های ۲۳ تا ۲۷ نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود اتوماتای یادگیر سلولی با در نظر گرفتن یک معیار محلی برای اندازه‌گیری میزان مشابهت و معیارهای سراسری برای بهینه‌سازی عملکرد خود از کارایی بسیار خوبی در حفظ لبه‌ها و پر کردن گسستگی‌های درون تصویر برخوردار است. این الگوریتم بطور همزمان انجام عمل جداسازی و تخمین پارامترهای میانگین و واریانس تصویر را انجام می‌دهد. بمنظور مقایسه، میانگین واقعی و میانگین محاسبه شده توسط اتوماتای یادگیر سلولی در جدول شماره ۲ آمده است. همانگونه که مشاهده می‌شود میانگین‌های محاسبه شده به میانگین‌های واقعی بسیار نزدیک می‌باشند.

جدول شماره (۲) میانگین واقعی هر قطعه از تصویر و میانگین محاسبه شده بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی.

	میانگین واقعی			میانگین محاسبه شده		
	$\mu 1$	$\mu 2$	$\mu 3$	$\mu 1$	$\mu 2$	$\mu 3$
تصویر ۲۵	۹۵	۱۵۹		۸۲	۱۷۵	
تصویر ۲۶	۳۶	۹۸	۱۶۰	۳۱	۹۴	۱۹۸
تصویر ۲۷	۸۰	۱۳۴	۱۸۸	۷۵	۱۴۵	۱۸۹
تصویر ۲۸	۹۵	۱۵۹	۲۲۰	۶۱	۱۵۹	۲۲۲
تصویر ۲۹	۹۴	۱۵۸		۸۴	۱۷۲	

استخراج ویژگی: به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی برای استخراج ویژگی و همچنین همگرایی اتوماتای یادگیر سلولی به چگونگی تغییر وضعیت اتوماتاهای ساکن در سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی می‌پردازیم. اگر برای هر اتوماتای ساکن در هر سلول دو وضعیت یک (پیکسل متناظر با اتوماتای یک پیکسل ویژگی است) و یا صفر (پیکسل متناظر با اتوماتای یک پیکسل ویژگی نیست) در نظر بگیریم تعداد ویژگیهای یافته شده در هر مرحله به صورت زیر خواهد بود.

$$R_k = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \alpha_{i,j}^k$$

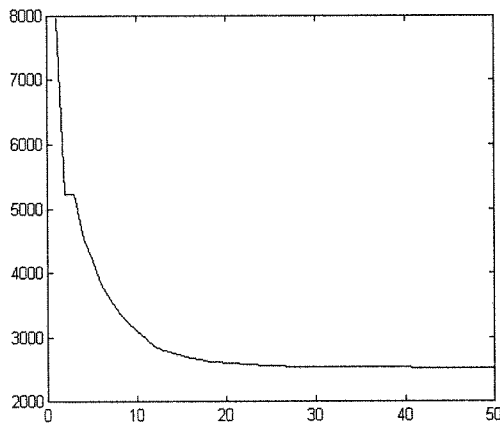
همچنین تعداد اتوماتاهایی که در هر مرحله تغییر اقدام می‌دهند به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$D_k = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\alpha_{i,j}^{k-1} - \alpha_{i,j}^k)$$

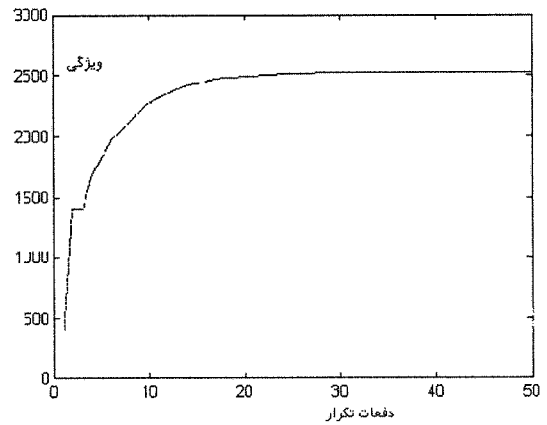
که در آن $\alpha_{i,j}^k$ وضعیت اتوماتای ساکن در سلول (i, j) در زمان k می‌باشد

منحنی‌های شکل‌های ۳۵ و ۳۶ تعداد ویژگیهای استخراج شده با تعداد دفعات تکرار را بر روی تصویر شکل ۳۰ نشان

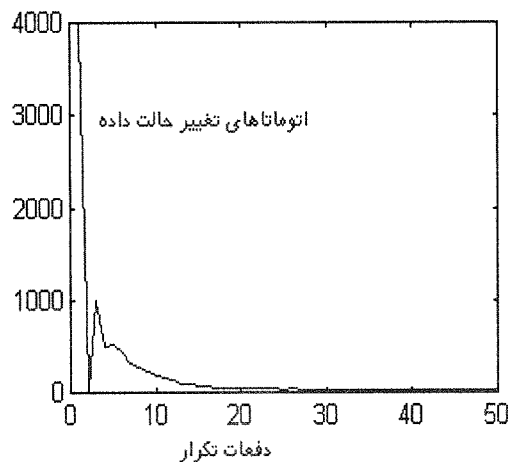
می‌دهد. در منحنی شکل ۳۵ در شروع کار تعداد اتوماتاهای متناظر با پیکسل‌های ویژگی را نسبت به تعداد کل اتوماتا کم، یعنی پنج درصد کل پیکسلها اما در منحنی شکل ۳۶ در شروع کار تعداد اتوماتاهای متناظر با پیکسل‌های ویژگی را نسبت به تعداد کل اتوماتا تقریباً ۴۰ درصد کل پیکسلها در نظر گرفته شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود در هر دو مورد اتوماتای یادگیر سلولی تقریباً با یک سرعت به سمت تعداد واقعی پیکسل‌های ویژگی میل می‌کند. بنابر این روش پیشنهادی به خوبی خصوصیات محلی پیکسلها را در نظر گرفته و تعداد اتوماتاهای فعال در ابتدای کار تأثیر چندانی بر نتیجه عمل ندارد.



شکل (۳۶) منحنی تعداد ویژگی‌های استخراج شده با دفعات تکرار منحنی تعداد اتوماتاهای تغییر وضعیت داده در هر مرحله.



شکل (۳۵) منحنی تعداد ویژگی‌های استخراج شده با دفعات تکرار.



شکل (۳۷) منحنی تعداد اتوماتاهای تغییر وضعیت داده در هر مرحله.

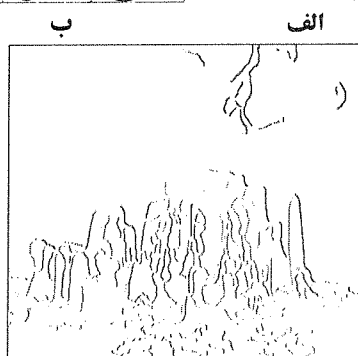
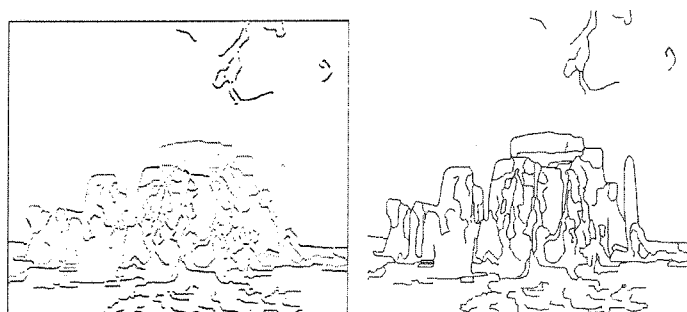
منحنی شکل ۳۷ تعداد اتوماتاهایی که در هر مرحله تغییر وضعیت می‌دهند را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی همگرا می‌شود و پس از تعداد محدود تکرار اتوماتاها به حالت پایدار رسیده و دیگر تغییر وضعیت نمی‌دهند. همچنین مشاهده می‌کنیم که روش پیشنهادی در استخراج لبه‌ها بر روی تصاویر دو سطحی و سطح خاکستری بخصوص در تصاویر با نواحی مشابه و مجاور هم به خوبی عمل کرده و اختلاف نواحی را به نحو مطلوب تشخیص می‌دهد. کارائی این روش بر روی چند نمونه تصویر در شکل‌های ۴۰-۳۸ نشان داده شده است.



شکل (۳۸) الف - تصویر اصلی ب - تصویر با ۲۰٪ نویز.

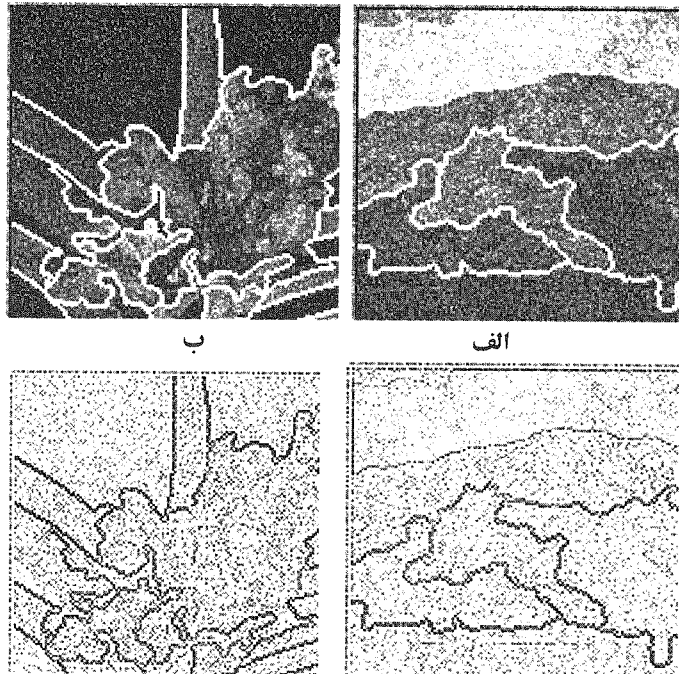


شکل (۳۹) الف - حذف نویز ب - قسمت بندی با اتوماتای یادگیر سلولی.



شکل (۴۰) الف - لبه‌های استخراج شده ب - لبه‌های مایل ج - لبه‌های عمودی.

یکی دیگر از خصیصه‌های روش پیشنهادی این می‌باشد که عملیات استخراج ویژگی می‌تواند در شرایطی که تصویر نویزی باشد نیز بخوبی عمل کند. نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر با ۲۰٪ نویز یکنواخت در شکل ۴۱ نشان داده شده است. مقایسه این نتایج با نتایج حاصله در اشکال ۳۱ و ۳۲ که در آنها در ابتدا نویز حذف شده و سپس عمل استخراج ویژگیها انجام گرفته است موید وجود این خصیصه است.



شکل (۴۳) الف و ب - تصاویر اصلی با ۲۰٪ نویز یکنواخت ج و د - لبه‌های استخراج شده.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی برای حذف نویز، قسمت‌بندی تصویر و استخراج ویژگی‌های تصویر مورد بررسی قرار گرفته است. یکی از مهمترین خصیصه‌های روشهای پیشنهادی کارا بودن عملیات قسمت‌بندی و استخراج ویژگی‌های تصویر در شرایطی که تصویر نویزی است میباشد. از دیگر مشخصه‌های روشهای پیشنهادی توزیعی بودن آنها است که موازی‌سازی آنها را بسادگی امکان‌پذیر میسازد. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشد که پیاده‌سازی آنها را ساده‌تر مینماید.

زیر نویس‌ها

۱- قسمتهایی از این مقاله در اولین کنفرانس بینایی ماشین، هفتمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دهمین کنفرانس برق ایران و دومین کنفرانس بینایی ماشین ارایه گردیده است.

- 2- Cellular Learning Automata
- 3- Image feature extraction
- 4- Liow
- 5- Meir
- 6- Kim
- 7- Environment
- 8- Unfavorable
- 9- Stationary
- 10- Non-Stationary
- 11- Fixed Structure

- 12- Actions
- 13-Variable Structure
- 14- Linear Reward Pealty
- 15- Linear Reward Epsilon Penalty
- 16- Linear Reward Inaction
- 17- Synchronous
- 18- Asynchronous
- 19- von Newman
- 20- General
- 21- Totalistic
- 22- Outer totalistic
- 23- Gibbz Random Field
- 24- Segmentation

مراجع

- [1] Besag, J., "On the Staastistical Analysis of Dirty Pictures", Jorna of Royal Statistical Society B, vol. 48: pp. 259-302, 1986.
- [2] Beveridge J. R. et al., "Segmenting Images Using Localizing Histograms and Region Merging". Int. J. of Compt.vision. vol.2, 1989.
- [3] Canny, J. F., "A Computational Approach to Edge Detection". IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.,

- PAMI-8(6):679-698, 1986.
- [4] Chou, K. C., willsky, A. S. and Benvensite, A., "Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization", IEEE Trans. Automatic Control, vol. 39 1994.
- [5] Gabrani, M., Kotropoulos, C. and Pitas, I., "Cellular Adaptive LMS L-filters for Noise Suppression in Still Images and Image Sequences," Proc. ICIP 1994, Austin, Texas, November 1994.
- [6] Geman, S. and Geman, D., "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6, 1984.
- [7] Geman, D. and Reynolds G., "Constrained Restoration and the Recover of Discontinuities," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, pp 367-383, 1992.
- [8] Gonzales, R. C. and Woods, R.E., "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1995.
- [9] Haralich, R. M. and Shapiro, L.G., "Survey: Image Segmentation", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 29, pp. 100-123, 1985.
- [10] Haralich, R. M. and Sterenberg, S.R., "Image Analysis Using Mathematical Morphology," IEEE Trans. on PAMI. Vol 9, 1987.
- [11] Kim, Y. and Lee, S., "Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognition", IEEE Trans. Patt. Analysis and Machine Inte., vol. 17, no. 7, 1995.
- [12] Lakshmivarahan, S., "Learning Algorithms: Theory and Applications", New York, Springer Verlag, 1981.
- [13] Liow, Y., "A Contour Tracing Algorithm that Preserve Common Boundaries Between Regions", CVGIP-Image Understanding, 1991.
- [14] 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.
- [15] Marroquin, J., and Ramirez, A., "Stochastic Cellular Automata With Gibbsian Invariant Measures" . IEEE Trans. Info. Theory, vol. 37, no. 3, May 1991.
- [16] Barzohar, M. and Cooper, D. B., "Automatic Finding of Main Roads in Aerial Images by using Geometric-Stochastic Models and Estimation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(7):707-721, 1996.
- [17] Meybodi, M. R. and Lakshmivarahan, S., " ϵ - Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms", Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.
- [18] Meybodi, M. R. and Lakshmivarahan, S., "On a Class of Learning Algorithms which have a Symmetric Behavior under Success and Failure", Springer Verlag Lecture Notes in Statistics, pp. 145-155, 1984.
- [19] Mitchell, M., "Computation in Cellular Automata: A Selected Review", Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.
- [20] Narendra, K. S. and Thathachar, M. A. L., "Learning Automata: An Introduction", Prentice Hall, Inc., 1989.
- [21] Preston, K., Duff, M. J. B., Leviaidi, S., Norgren, P. F., and Toriwaki, J. I., "Basics of Cellular Logic with Some Application in Medical Processing", Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No 5, 1979.
- [22] Preston, K. J. R., "Feature Extraction by Golay Hexagonal Pattern Transformations", IEEE Trans. Comput., Vol. C-20, pp. 1007-1014, 1979.
- [23] Sahota, P., Daemi, M. F. and Elliman, D. G., "Training Genetically Evolving Cellular Automata for Image Processing", International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks, 1994.
- [24] Sterenberg, S. R., "Grayscale Morphology,"v Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 35, pp. 333-355, 1986.
- [25] TAN, H. L. ,Gelfand, S. Delp, J., "A Cost Minimization Aproch To Edge Detection Using Simulated Anneling", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, pp 3-16, 1992.
- [26] Weska, J. S. , "A Survey of Threshold Selection Techniques", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 2, pp. 259-265, 1978.
- [27] Wolfrom, S., "Theory and Application of Cellular Automata", Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.
- [28] Zhao Y. , Anderson L. S., "Pattern Estimation and Restoration of Noisy Images Using Gibbs Distributions In Hidden Markov Models" IEEE, 1989.
- [29] محمد رفیع خوارزمی و محمدرضا میبدی، "قطعه بندی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات دهمین کنفرانس برق، دانشگاه تبریز، دانشکده فنی، صفحات ۲۹۸-۳۰۶، اردیبهشت ۱۳۸۱.
- [30] محمدرضا میبدی و محمد رفیع خوارزمی، "بازیاتی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس در بینایی ماشین و پردازش تصاویر، دانشگاه بیرجند، صفحات ۲۴۴-۲۵۴، اردیبهشت ۱۹۸۰.
- [31] محمدرضا میبدی، حمید بیگی و مسعود طاهرخانی، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن"، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹
- [32] محمدرضا میبدی و مسعود طاهرخانی، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن پدیده انتشار شایعه"، مجموعه مقالات نهمین کنفرانس برق، موسسه فنی نیرو و آب، صفحات ۱۰-۱، اردیبهشت ۱۳۸۰.
- [33] محمدرضا میبدی، حمید بیگی و مسعود طاهرخانی، "اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران،

- دانشگاه اصفهان، صفحات ۱۶۳-۱۵۳، اسفند ۱۳۷۹.
- [۳۴] محمدرضا میبیدی، حمید بیگی و مسعود طاهرخانی، " اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد آن در پردازش تصاویر "، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.
- [۳۵] محمدرضا میبیدی و محمدرضا خجسته، " کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن شبکه های تجارت "، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۲۹۵-۲۸۴، اسفند ۱۳۷۹.
- [۳۶] محمد رفیع خوارزمی و محمدرضا میبیدی، " بازیاتی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی "، مجموعه مقالات دومین کنفرانس در بینایی ماشین و پردازش تصاویر، دانشگاه خواجه نصیر طوسی، صفحات ۲۷۰-۲۶۱، ۱۳۸۱.
- [۳۷] محمدرضا میبیدی و فرشاد مارچینی، " کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصاویر- قسمت اول "، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۲.
- [۳۸] محمدرضا میبیدی و فرشاد مارچینی، " کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصاویر- قسمت دوم "، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۲.
- [۳۹] فرهاد مهدی پور، مرتضی صاحبزمانی و محمدرضا میبیدی، " پیاده سازی اتوماتای یادگیر سلولی در سخت افزار "، مجموعه مقالات اولین کنفرانس مکترونیک ایران، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، قزوین، ایران، خرداد ۱۳۸۲.
- [۴۰] محمدرضا میبیدی و فرهاد مهدی پور، " کاربرد اتوماتای سلولی در جایابی مدارهای مجتمع متراکم "، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه فردوسی مشهد، صفحات ۱۹۵-۲۰۳، اسفند ۱۳۸۱
- [۴۱] محمدرضا خجسته و محمدرضا میبیدی، " اتوماتای یادگیر بعنوان مدلی برای همکاری در یک تیم از عاملها "، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه فردوسی مشهد، صفحات ۱۲۶-۱۱۶، اسفند ۱۳۸۱