دومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران

بهمن ۱۳۸۱

# کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی در تصاویر


**محمد رفیع خوارزمی  محمدرضا میبدی**

Kharazmi@ce.aku.ac.ir  Meybodi@ce.aku.ac.ir

آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشکده مهندسی کامپیوتر

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران  ایران



## چکیده:

اتوماتای یادگیر سلولی دارای کاربردهای متعددی میبا شد که میتوان بعنوان مثال به مدلسازی پدیده های طبیعی، حل مسایل مشکل، حذف نویز در تصاویر و قطعه بندی تصاویر اشاره کرد. در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی[1] در استخراج ویژگیهای تصویر[2] ارائه می شود. یکی از مهمترین خصیصه های روش پیشنهادی کارا بودن فرایند استخراج ویژگی های تصویر در شرایطی که تصویر نویزی است میباشد. از دیگر مشخصه های روش پیشنهادی توزیعی بودن آنها است که موازی سازی آنها را بسادگی امکان پذیر میسازد. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشند که پیاده سازی ان را ساده تر می مینماید.



**کلمات کلیدی:** اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیرسلولی، پردازش تصویر، استخراج ویژگی


## ۱- مقدمه

تکنیکهای پردازش تصویر و شناسائی الگو کاربردهای فراوانی در پزشکی، صنعت، بینائی ماشین و کنترل دارد [Chou94] . در بینائی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگیهای تصویر نظیر لبه ها , خطوط , انحناها , گوشه ها و مرزها را می توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحنه های تصویر را آسان تر می سازد. در سالهای اخیر الگوریتمهای مختلفی برای استخراج ویژگیهای تصویر ارائه شده است [Nic96] [Gonz95] [Mei96] [Cann86] [Saho94]. به عنوان مثال Liow با جستجوی مرزها روشی برای یافتن مسیرهای بسته ارائه داد[Liow91]. Meir از تشابه نواحی برای یافتن لبه ها استفاده کرد [Mei96] و Kim ویژگیهای توپولوژیکی را مستقیماً از تصویر استخراج کرد[Kim95]. در روشهای موجود برای استخراج ویژگیها ، کلیه الگوهای ویژگیها باید جستجو و شناسائی گردند. در این روشها نتایج بدست آمده حساس به نویز می باشند. همچنین در بسیاری از این روشها استخراج ویژگیها وابسته به پیچیدگی الگوهای تصویر می باشد.

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [Mey2000][Tahr2000]، 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

---

1 - Cellular Learning Automata

2 - Image feature extraction

اتوماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می سازد. مانند اتوماتای سلولی [Wolf86]. قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول بایستی پاداش داده شود ویا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف خاص می گردد.

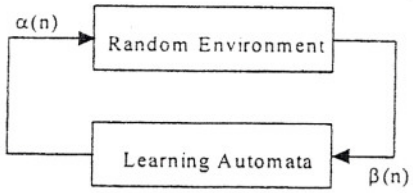
در کارهای گذشته اتوماتای یادگیر سلولی برای بازیابی، قسمت بندی تصویر مورد استفاده قرار گرفته است [Tahr2000] [Khar2002][Mey2001c][Mey2001d]. در بازیابی تصویر، اتوماتای یادگیر سلولی سعی می کند گسستگیها و جاهای خالی را پر کند یعنی نقاط سفید کوچک درون تصویر سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف کند. چون این دو عمل به صورت همزمان بر روی تصویر عمل می شود باعث حفظ لبه ها می شود. این روش در مورد تصاویر سطح خاکستری سعی می کند به جای هر پیکسل، پیکسلی را که بیشترین شباهت را به همسایگان خود دارد جایگزین کند. این عمل باعث می شود تصویر یکنواخت شده و توان نویز تصویر بازیابی شده به میزان قابل توجه ای کاهش یابد. همچنین خاصیت احتمالی اتوماتای یادگیر سلولی این امکان را فراهم می سازد تا مدلهای احتمالی تصویر را بر آنها منطبق ساخت و با استفاده از این مدل نواحی یکنواخت تصویر را استخراج نمود. اتوماتای یادگیر سلولی با اندازه گیری میزان مشابهت هر پیکسل به همسایگان خود، آن پیکسل را با احتمال بیشتر به کلاسی نسبت می دهد که دارای بیشترین مشابهت می باشد. بنابراین در نهایت پیکر بندی تصویر به سمت نواحی مشابه و همگن میل می کند.

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگیهای تصویر ارائه می شود. اتوماتای یادگیر سلولی با خاصیت پردازش موازی و توزیع شده خود عملکرد مطلوبی در استخراج ویژگیهای تصویر دارد. روش پیشنهادی از خصوصیات کلی اتوماتای سلولی استفاده کرده و با عمل یادگیری رفتار خود را تکامل بخشیده و پیکسلهای دارای ویژگی خاص را بر روی شبکه تصویر دیجیتالی تشخیص می دهد. از مهمترین خصیصه های روشهای پیشنهادی در این مقله این میباشد که عملیات استخراج ویژگی ها میتواند در شرایطی که تصویر نویزی باشد نیز بخوبی عمل کند. از دیگر مشخصه های روشهای پیشنهادی توزیعی بودن آنها است. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی انها را به صورت نرم افزاری و یا سخت افزاری ساده تر می سازد.

ادامه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ به معرفی اتوماتای یادگیر می پردازیم و سپس اتوماتای یادگیر سلولی را مورد بررسی قرار می دهیم. در بخش ۳ عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگیهای تصویر را مطالعه میکنیم و در پایان نتایج بدست آمده را مورد بررسی قرار خواهیم داد.

## ۲- اتوماتان یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد معدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده وعمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می کند. [Mars96][Nare89]. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می دهد.



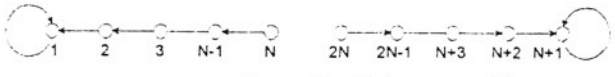

**شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط**

**محیط**[۳]: محیط را می توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها ، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, ..., c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می باشد. هر گاه $\beta$ 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 گسسته 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 $\alpha_i$ نتیجه نامطلوب[۴] داشته باشد می باشد. در محیط ایستا[۵] مقادیر $c_i$ بدون تغییر می مانند ، حال آنکه در محیط غیر ایستا[۶] این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اتوماتای یادگیربه دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند.

**اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت**[۷]: اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تائی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده می شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل های[۸] اتوماتا $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_s\}$ مجموعه وضعیتهای داخلی اتوماتا ، $F: \phi \times \beta \to \phi$ تابع تولید وضعیت جدید اتوماتا و $G: \phi \to \alpha$ تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خوجی بعدی می نگارد. اکنون به بررسی چند نمونه از اتوماتاهای با ساختار ثابت می پردازیم.

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




پاسخ مطلوب $\beta = 0$

---

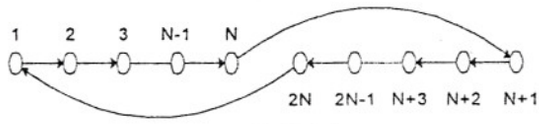
۳ Environment
۴ Unfavorable
۵ Stationary
۶ Non-Stationary
۷ Fixed Structure
۸ Actions




پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

**شکل ۲ : نمودار تغییر وضعیت اتوماتا $L_{2N,2}$**

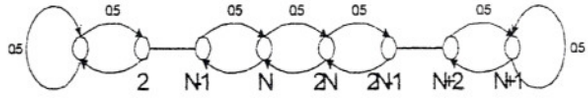
***اتوماتای*** $G_{2N,2}$: در این اتوماتا بر خلاف $L_{2N,2}$ ، عمل $\alpha_2$ حداقل N بار انجام می شود تا اینکه نهایتاً عمل $\alpha_1$ دوباره انتخاب شود. گراف تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۳ می باشد.




پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

**شکل ۳ : نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $G_{2N,2}$**

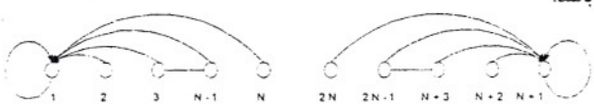
***اتوماتای*** Krylov: در این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط مطلوب است ،تغییر وضعیت مانند اتوماتان $L_{2N,2}$ می باشد. اما زمانیکه پاسخ محیط نامطلوب می باشد ، هر وضعیت $\phi_i (i \neq 1, N, N+1, 2N)$ با احتمال ۰/۵ به وضعیت $\phi_{i+1}$ و با احتمال ۰/۵ به وضعیت $\phi_{i-1}$ مطابق شکل ۴ منتقل می شود.




پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

**شکل ۴ : نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krylov**

***اتوماتای*** Krinsky: در این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط نامطلوب است ،تغییر وضعیت مانند اتوماتان $L_{2N,2}$ رفتار می کند. اما زمانیکه پاسخ محیط مطلوب می باشد هر وضعیت $\phi_i (i = 1,2,\cdots, N)$ به وضعیت $\phi_1$ و هر وضعیت $\phi_i (i = N+1, N+2,\cdots, 2N)$ به وضعیت $\phi_{N+1}$ می رود. بنابر این همیشه N پاسخ نامطلوب متوالی لازم استتا اتوماتا عمل خود را عوض کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۵ می باشد.




پاسخ مطلوب $\beta = 0$

**شکل ۵ : نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krinsky**

**اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر**[9]: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تائی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل های اتوماتا $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا $p \equiv \{p_1, p_2, \cdots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می باشد. در این نوع از اتوماتاها. اگر عمل $\alpha_i$ در مرحله n ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش یافته و سایر احتمالها کاهش می یابند. و برای پاسخ نامطلوب احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالها افزایش می یابند. در هر حال، تغییرات به گونه ای صورت می گیرد تا حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند..الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی در اتوماتای با ساختار ثابت است [Nare89].

الف- پاسخ مطلوب

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

ب- پاسخ نامطلوب

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

در روابط فوق، پارامتر پاداش و a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می توان در نظر گرفت. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را[10] $L_{RP}$ می نامیم. زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$[11] می نامیم و زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را $L_{RI}$[12] می نامیم. برای مطالعه بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر می توان به [Nare89] [Laks81] [Meyb82] [Meyb84] [Mars96] مراجعه کرد.

## ۳- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [Tahr2000][Mey2000]، 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 [Wolf86]، یک قانون محلی در محیط حاکم است که تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول بایستی پاداش داده شود ویا 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.

یک اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج تایی $< L, V, Q, \Omega, \Phi >$ نشان داده می شود. $L = \{l_1, l_2, \ldots, l_n\}$ مجموعه سلولهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی می باشد که در

---

[9] Variable Structure

[10] Linear Reward Inaction

[11] Linear Reward Epsilon Penalty

[12] Linear Reward Pealty

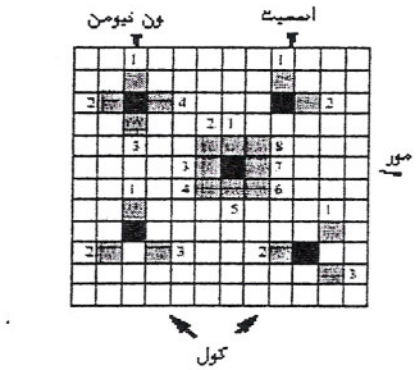
یک شبکه کارتزین قرار گرفته اند $V = \{v_i, i \in L\}$ مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است. $Q = \{q_1, q_2, ..., q_k\}$ مجموعه اعمال مجاز یک اتوماتای ساکن در یک سلول و $\Omega = \{x: L \to Q\} = Q^N$ فضای حالت و $\Phi$ قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی می باشد.

**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:

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

2) $i \in v_j \quad$ iff $\quad j \in v_i \quad \forall i, j \in L$

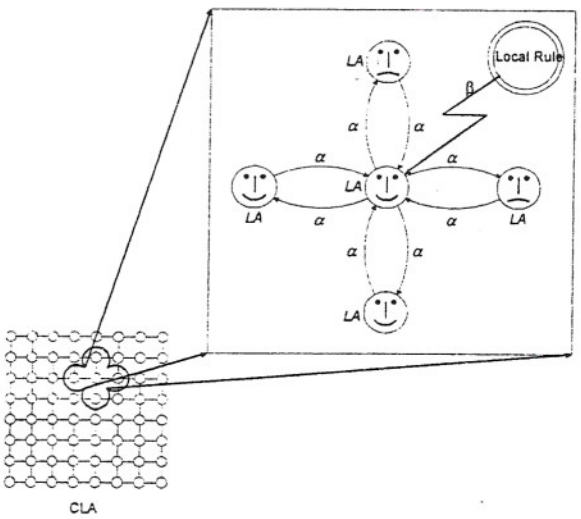
در آنصورت $v_i$ را همسایگی i می نامند. در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود.در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول می باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند. این همسایگی ها در شکل ۶ نشان داده شده اند.




**شکل ۶ : همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول**

**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 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.

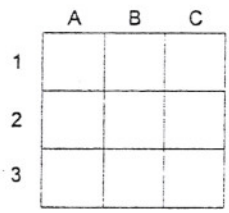
شکل ۷ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Newman استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.




**شکل ۷ : اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)**

**قوانین:** قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته *general* ، *totalistic* و *outer totalistic* تقسیم می گردند [Wolf86][Mitc96]. در قوانین *general* مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه های آن سلول بستگی دارد. در قوانین *totalistic* مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه های آن سلول بستگی داردو در قوانین *outer totalistic* مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه های آن سلول و هم به خود سلول بستگی دارد.

**قوانین *General*:** برای بیان قوانین *general* از همسایگی von Newman استفاده کرده و همسایگان را بصورت زیر نامگذاری می کنیم.




برای قوانین *general* تعریف شده در زیر هر اتوماتان در CLA دارای دو عمل می باشد. اگر اتوماتان عمل $\alpha_1$ را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت پر و اگر اتوماتا عمل $\alpha_2$ را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت خالی نشان داده می شود.برای آشنائی با *general* چند نمونه از این قوانین در زیر آمده است.

قانون *And All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا و تمام هشت همسایه اش عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده

توسط اتوماتا جریمه می شود. قانون *And All* به صورت زیر بیان می شود.

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

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا می باشد( اگر برای ارزیابی عبارت منطقی فوق سلول پر TRUE و سلول خالی FALSE در نظر گرفته شود) میتوان قانون فوق را به صورت دیگری نیز بیان کرد. بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل $\alpha_2$ را انتخاب کند آن عمل قطعاً جریمه خواهد شد. و اگر یک اتوماتا در CLA عمل $\alpha_1$ را انتخاب کند و همچنین تمام هشت همسایه این اتوماتا عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا یعنی عمل $\alpha_1$ پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می شود.

لازم به ذکر است که برای قوانین general مقدار True برای یک قانون بعنوان پاسخ مناسب محیط در نظر گرفته می شود.

**قانون** *Or All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا یا یکی از هشت همسایه اش عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می شود. قانون *Or All* به صورت زیر بیان می شود.

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

به بیان دیگر بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل $\alpha_1$ را انتخاب کند آن عمل قطعاً پاداش خواهد گرفت . و اگر یک اتوماتا در CLA عمل $\alpha_2$ را انتخاب کند و حداقل یکی از هشت همسایه این اتوماتا عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می شود.

**قوانین *Totalistic***: این دسته از قوانین همانند نوع مشابه خود در اتوماتای سلولی می باشند با این تفاوت که از نتیجه قانون برای پاداش یا جریمه استفاده می شود. این قوانین به صورت N-M نشان داده می شوند که $M=\{M_1,M_2,...\}$ و $N=\{N_1,N_2,...\}$ میباشد و به صورت زیر تفسیر میگردند.

*اگر* اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل $\alpha_1$ را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه $M$ باشد اتوماتای مرکزی جریمه شده در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل $\alpha_2$ را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه $N$ باشد اتوماتای مرکزی جریمه در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. به عنوان نمونه یک قانون Totalistic در زیر شرح داده می شود.

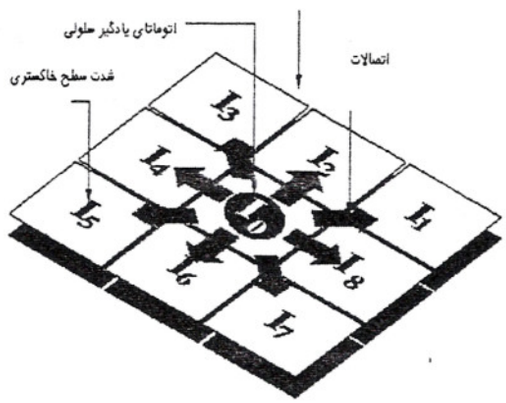
*قانون* ۸۹-۱۲۳۴۵۶۷: این قانون به صورت زیر می تواند بیان شود. اگر اتوماتای مرکزی عمل $\alpha_1$ را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل $\alpha_1$ را انتخاب کرده باشند بزرگتر یا مساوی ۸ باشد.( متعلق به مجموعه $M$ باشد) اتوماتای مرکزی جریمه در غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل $\alpha_2$ را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل $\alpha_1$ 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 کاربرد های آن می توان به مراجع[Mey2001a][Mey2001b][Mey2001c] [Mey2001d][Mey2001f] [Mey2000a] [Tahr2000] [Meyb2000] مراجعه نمود.

## ۴- اتوماتای یادگیر سلولی و استخراج ویژگی

در یک تصویر بعضی از پیکسلهای تصویر دارای ویژگی خاصی هستند که آنها را از همسایگان خود متمایز می سازد این پیکسلها را پیکسلهای ویژگی می نامند. هدف اتوماتای یادگیر سلولی 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 می شود.

در مدل پیشنهادی به ازای هر پیکسل یک اتوماتا در نظر گرفته می شود. هر اتوماتا 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 می گیریم. هر اتوماتا یکی از اقدامهای خود را انتخاب کرده و آن را با اقدام همسایگان خود مقایسه می کند و بر اساس این مقایسه عمل خود را تثبیت میکند و یا آن را تغییر می دهد.

فضای همسایگی هر اتوماتای یادگیر سلولی در یک پیکسل مانند p یک فضای دایره شکل به مرکز p و شعاع k است. پیکسلهای واقع در این فضا پیکسلهای همسایه اتوماتای واقع در پیکسل می باشند. همسایگی به شعاع ۱ در شکل ۸ نشان داده شده است. که در آن $I_0$ اتوماتای مرکزی و $I_1$ تا $I_8$ هشت همسایه آن می باشند.



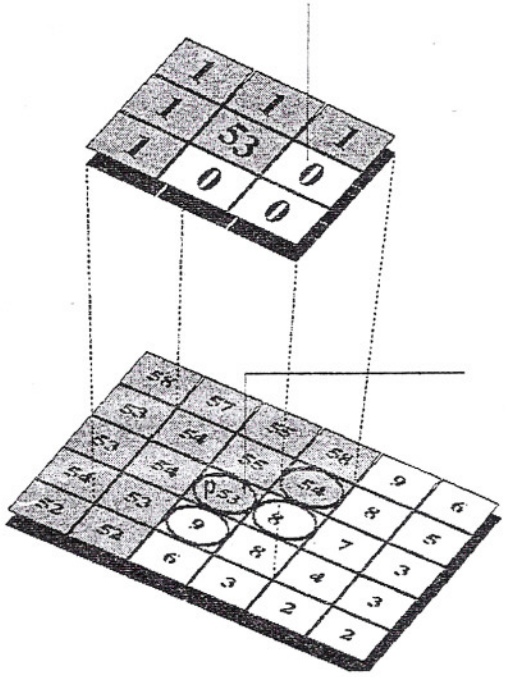

**شکل ۸**

**هر پیکسل در یک شبکه دو بعدی به هشت همسایه متصل است**

قانون محلی بمنظور دادن پاداش و یا جریمه بدین شرح است. در ابتدا تعداد پیکسلهایی که دارای سطح خاکستری نزدیک به پیکسل مرکزی می باشند تعیین میشود. اگراین تعداد از یک تعداد استانه بیشتر باشد به اقدام انتخاب شده پاداش داده می شود و در غیر اینصورت جریمه می گردد. تعیین تعداد استانه بستگی به نوع ویژگی مورد نظر دارد. به عنوان مثال همانگونه که در شکل ۹ نشان داده شده است تعداد پنج اتوماتا همسایه سلول با مقدار ۵۳ دارای سطح خاکستری نزدیک به آن میباشد.

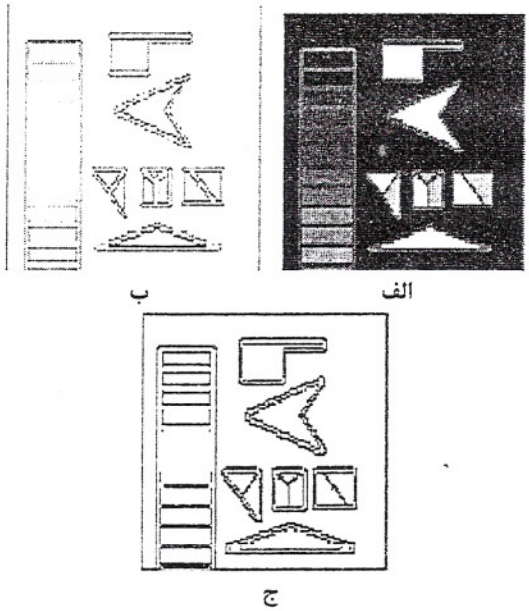
در ادامه این بخش به بررسی کارائی اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی در تصویر میپردازیم. ویژگیهای مورد بررسی شامل تشخیص لبه و انواع خطوط افقی، عمودی و مایل در تصویر می باشد.

**تشخیص لبه :** شکلهای ۱۰ تا ۱۲ مثالهایی از استخراج لبه بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد. تصاویر به کار برده شده دارایدقت ۱۲۸×۱۲۸ پیکسل با ۲۵۶ 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



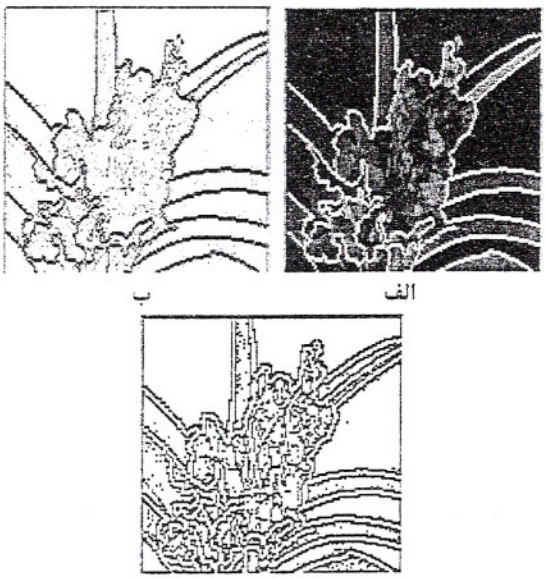
شکل ۹
ارزیابی هراتوماتا از همسایگان خود

اقدامهای ممکن خود را به صورت تصادفی انتخاب میکند. در شروع کار تعداد اتوماتاهایی که اقدام اول را انتخاب کرده اند را کمتر از اتوماتاهایی که اقدام دوم را انتخاب کرده اند در نظر می گیریم. در هر مرحله از تکرار هر اتوماتا وضعیت خود را با وضعیت همسایگان خود مقایسه می کند و بر اساس این مقایسه رفتار خود را تصحیح می نماید. چگونگی ارزیابی و تصمیم گیری هر اتوماتا در هر مرحله از تکرار به شرح زیر است. اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام اول خود را انتخاب کند به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص دهد در آنصورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی با آن سلول که همان اقدام را انتخاب کرده اند بین دو تا چهار باشد اقدام انتخاب شده مناسب بوده و پاداش می گیرد. به عبارت دیگر یک پیکسل لبه است در صورتیکه بین دو تا چهار همسایه آن لبه باشد. اما اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام دوم خود را انتخاب کند به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص ندهد در آنصورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی با 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 اینصورت اقدام انتخاب شده نادرست بوده و جریمه می شود. بنابراین عملیات فوق را تا تعداد دفعات معین تکرار می کنیم و یا تا زمانی که کلیه اتوماتاها به وضعیت پایدار برسند و هیچ اتوماتایی تغییر وضعیت ندهد ادامه می دهیم. چگونگی عملکرد روش پیشنهادی در استخراج لبه بر روی تصاویر مختلف در شکلهای ۱۰ تا ۱۲ نشان داده شده است.



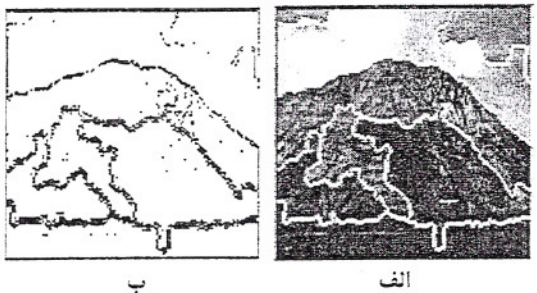
الف ب ج

شکل ۱۰: الف- تصویر اصلی ب - لبه ها با شیب گرادیان
ج - لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی



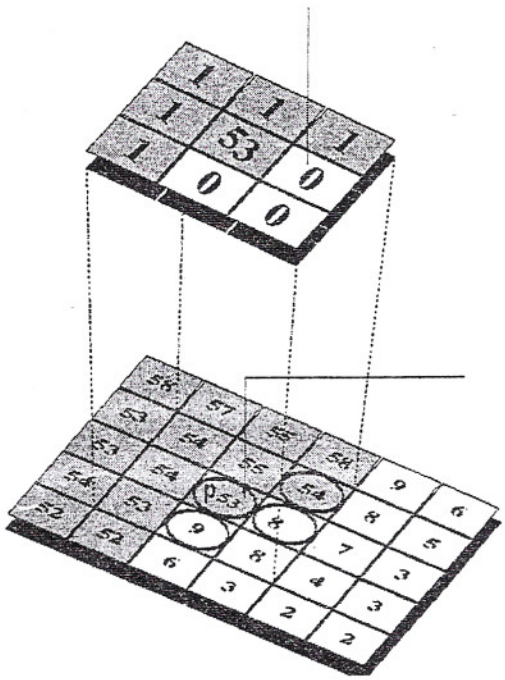
الف ب ج

شکل ۱۱ : الف- تصویر اصلی ب - لبه ها با شیب گرادیان
ج - لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی



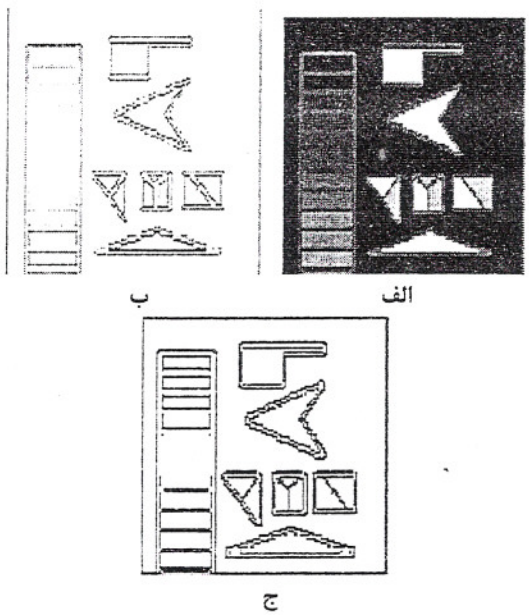
الف ب

**تشخیص لبه :** شکلهای ۱۰ تا ۱۲ مثالهایی از استخراج لبه بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد. تصاویر به کار برده شده دارایدقت ۱۲۸×۱۲۸ پیکسل با ۲۵۶ 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



**شکل ۹**
**ارزیابی هراتوماتا از همسایگان خود**

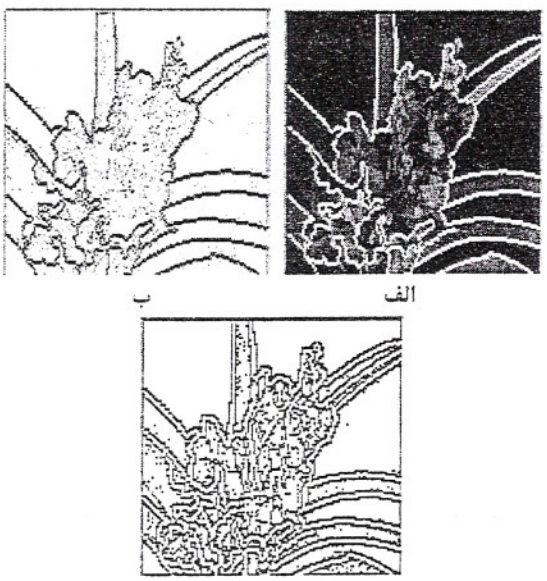
اقدامهای ممکن خود را به صورت تصادفی انتخاب میکند. در شروع کار تعداد اتوماتاهایی که اقدام اول را انتخاب کرده اند را کمتر از اتوماتاهایی که اقدام دوم را انتخاب کرده اند در نظر می گیریم. در هر مرحله از تکرار هر اتوماتا وضعیت خود را با وضعیت همسایگان خود مقایسه می کند و بر اساس این مقایسه رفتار خود را تصحیح می نماید. چگونگی ارزیابی و تصمیم گیری هر اتوماتا در هر مرحله از تکرار به شرح زیر است. اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام اول خود را انتخاب کند به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص دهد در آنصورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی با آن سلول که همان اقدام را انتخاب کرده اند بین دو تا چهار باشد اقدام انتخاب شده مناسب بوده و پاداش می گیرد. به عبارت دیگر یک پیکسل لبه است در صورتیکه بین دو تا چهار همسایه آن لبه باشد. اما اگر یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی اقدام دوم خود را انتخاب کند به عبارت دیگر پیکسل متناظر با خود را به عنوان لبه تشخیص ندهد در آنصورت اگر تعداد اتوماتاهای در همسایگی هشت تایی با 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 اینصورت اقدام انتخاب شده نادرست بوده و جریمه می شود. بنابراین عملیات فوق را تا تعداد دفعات معین تکرار می کنیم و یا تا زمانی که کلیه اتوماتاها به وضعیت پایدار برسند و هیچ اتوماتایی تغییر وضعیت ندهد ادامه می دهیم. چگونگی عملکرد روش پیشنهادی در استخراج لبه بر روی تصاویر مختلف در شکلهای ۱۰ تا ۱۲ نشان داده شده است.



ب الف

ج

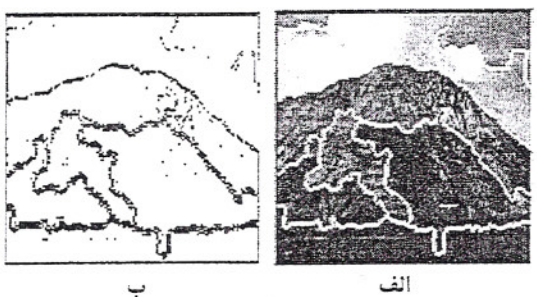
**شکل ۱۰: الف- تصویر اصلی ب - لبه ها با شیب گرادیان**
**ج - لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی**



ب الف

ج

**شکل ۱۱ : الف- تصویر اصلی ب - لبه ها با شیب گرادیان**
**ج - لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی**



ب الف



ج

**شکل ۱۲: الف- تصویر اصلی ب- لبه ها با شیب گرادیان**
**ج- لبه ها با اتوماتای یادگیر سلولی**

**تشخیص خطوط افقی و عمودی:** در این مثالها نیز از تصاویر با دقت ۱۲۸×۱۲۸ پیکسل و ۲۵۶ سطح خاکستری استفاده شده است. مانند مثال قبل به هر پیکسل یک اتوماتای کرایلف با عمق حافظه دو و دو اقدام ممکن نسبت داده شده است. در هر مرحله از تکرار چگونگی ارزیابی و تصمیم گیری هر اتوماتا به شرح زیر است. در تشخیص خطوط افقی اتوماتای یادگیر سلولی واقع در محل یک پیکسل در صورتی آن پیکسل را متعلق به یک خط افقی می داند که دو اتوماتای واقع در سمت راست و سمت چپ خودش نیز بر روی خط باشند به عبارت دیگر تفاوت سطح خاکستری یک سلول با سلولهای 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 بالا و پائین باید بسیار کم و با سایر سلولهای همسایه زیاد باشد. برای تشخیص خطوط مایل یا لبه های مایل در تصویر تفاوت سطح خاکستری یک سلول با سلولهای قطری خود باید بسیار کم و با سایر سلولهای همسایه زیاد باشد. یک مثال نمونه در شکلهای ۱۳ و ۱۴ نشان داده شده است



**شکل ۱۳: تصویر اصلی و خطوط افقی و عمودی استخراج شده**





**شکل ۱۴: تصویر اصلی و خطوط مایل استخراج شده**

## ۵- ارزیابی نتایج

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی برای استخراج ویژگی و همچنین همگرائی آن به بررسی دینامیکی اتوماتای یادگیر سلولی در یافتن ویژگیهای تصویر و چگونگی تغییر وضعیت اتوماتاهای ساکن در سلولها می پردازیم. اگر برای هر اتوماتای ساکن در هر سلول دو وضعیت یک ( پیکسل متناظر با اتوماتا یک پیکسل ویژگی است) و یا صفر ( پیکسل متناظر با اتوماتا یک پیکسل ویژگی نیست) در نظر بگیریم تعداد ویژگیهای یافته شده در هر مرحله به صورت زیر خواهد بود.

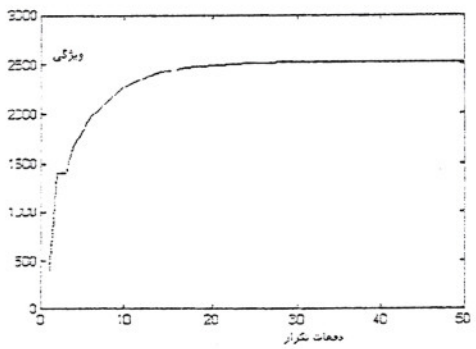
$$R_k = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \alpha_{i,j}^{k}$$

همچنین تعداد اتوماتاهایی که در هر مرحله تغییر اقدام می دهند به صورت زیر محاسبه می شود.

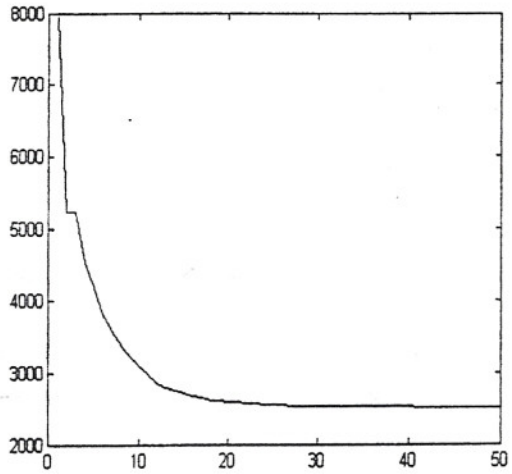
$$D_k = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (\alpha_{i,j}^{k-1} - \alpha_{i,j}^{k})$$

که در آن $\alpha_{i,j}^{k}$ وضعیت اتوماتای ساکن در سلول i,j در زمان k می باشد

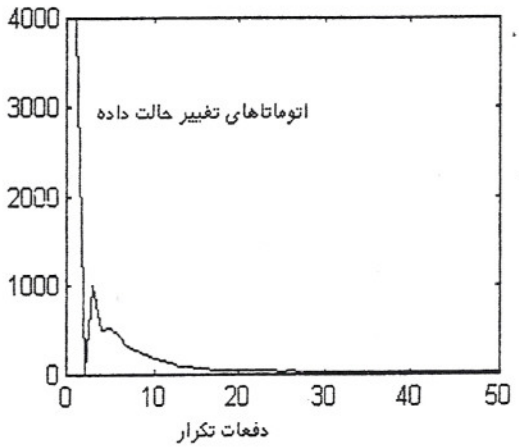
منحنی های شکلهای ۱۵ و ۱۶ تعداد ویژگیهای استخراج شده با تعداد دفعات تکرار را بر روی تصویر شکل ۱۰ نشان می دهد. در منحنی شکل ۱۵ در شروع کار تعداد اتوماتاهای متناظر با پیکسلهای ویژگی را نسبت به تعداد کل اتوماتاها ، کم ، یعنی پنج درصد کل پیکسلها اما در منحنی شکل ۱۶ در شروع کار تعداد اتوماتاهای متناظر با پیکسلهای ویژگی را نسبت به تعداد کل اتوماتاها تقریباً چهل درصد کل پیکسلها در نظر گرفته شده است. همانگونه که مشاهده می شود در هر دو مورد منحنی ها تقریباً با یک سرعت به سمت تعداد واقعی پیکسلهای ویژگی میل می کنند. 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 ۱۵: منحنی تعداد ویژگیهای استخراج شده با دفعات تکرار

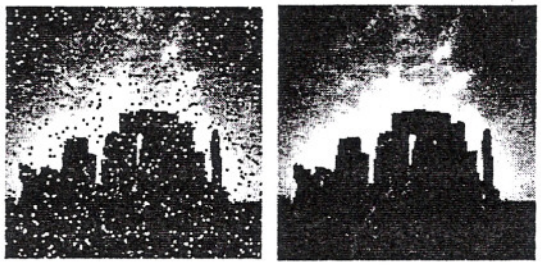



شکل ۱۶: منحنی تعداد ویژگیهای استخراج شده با دفعات تکرار



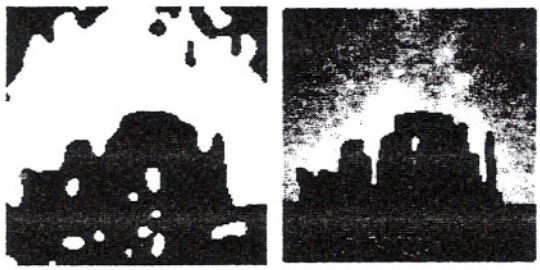

شکل ۱۷ : منحنی تعداد اتوماتاهای تغییر وضعیت داده در هر مرحله

منحنی شکل ۱۷ تعداد اتوماتاهایی که در هر مرحله تغییر وضعیت می دهند را نشان می دهد. همانگونه که مشاهده می شود الگوریتم پیشنهادی همگرا بوده و پس از تعداد تکرار معدود اتوماتاها به حالت پایدار رسیده و دیگر تغییر وضعیت نمی دهند. همچنین مشاهده می کنیم که روش پیشنهادی در استخراج لبه ها بر روی تصاویر دو سطحی و سطح خاکستری مخصوصاً در تصاویر با نواحی مشابه و مجاور هم به خوبی عمل کرده و اختلاف نواحی را به نحوّ مطلوب تشخیص می دهد. کارائیٔ این روش بر روی یک تصویر خاص در شکلهای ۱۸-۲۰ نشان داده شده است.



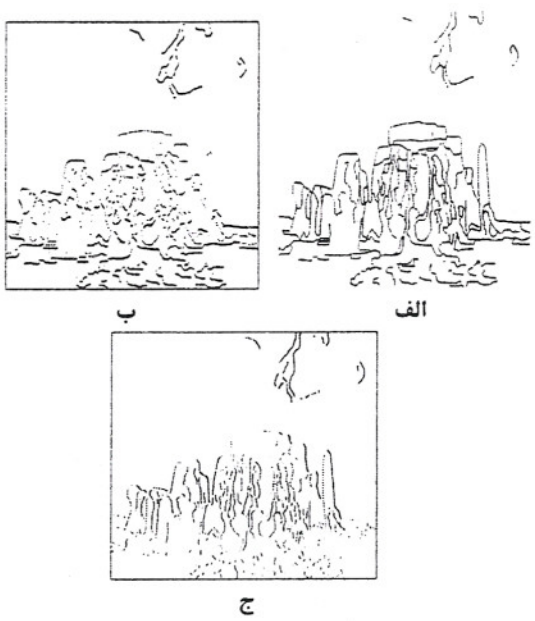
الف ب

شکل ۱۸: الف- تصویر اصلی ب- تصویربا ۲۰٪ نویز



الف ب

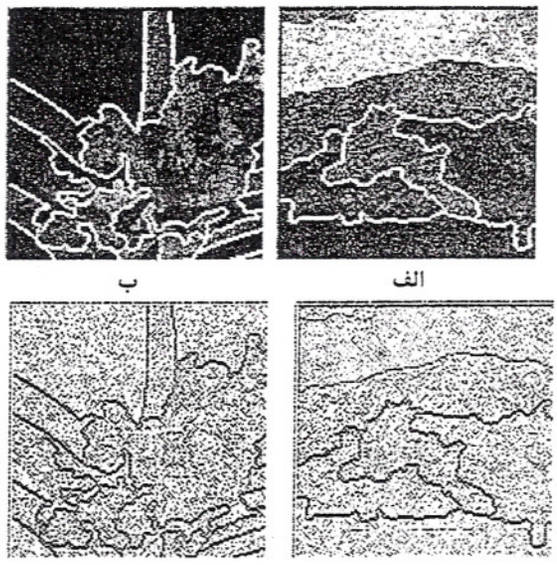
شکل ۱۹ : الف – حذف نویز
ب- قسمت بندی با اتوماتای یادگیر سلولی



الف ب ج

شکل ۲۰: الف- لبه های استخراج شده ب- لبه های مایل ج- لبه های عمودی

یکی دیگر از خصیصه های روش پیشنهادی در این مقاله این میباشد که عملیات استخراج ویژگی ها میتواند در شرایطی که تصویر نویزی باشد نیز بخوبی عمل کند. نتایج شبیه سازی بر روی تصاویر با ۲۰٪ نویز یکنواخت در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مقایسه این نتایج با نتایج حاصله در اشکال ۱۱و ۱۲ که در انها در ابتدا نویز حذف شده و سپس عمل استخراج ویژگیها انجام گرفته است موید وجود این خصیصه است.



ب الف

ج د

**شکل ۲۱: الف و ب- تصاویر اصلی با ۲۰٪ نویز یکنواخت**
**ج و د- لبه های استخراج شده**

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی برای استخراج ویژگیهای تصویر مورد بررسی قرار گرفته است. یکی از مهمترین خصیصه های روشهای پیشنهادی کارا بودن عملیات استخراج ویژگی تصویر در شرایطی که تصویر نویزی است میباشد. از دیگر مشخصه های روش پیشنهادی توزیعی بودن ان است که موازی سازی ان را بسادگی امکان پذیر میسازد. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که باعث ساده تر شدن پیاده سازی ان میگردد.

## مراجع


[Beve89] **Beveridge J. R. et al.,** "*Segmenting Images Using Localizing Histograms and Region Merging*". Int. J.of Compt. vision. vol.2. 1989.

[Cann86] **Canny, J.F.,** "*A Computationai Approach to Edge Detection*". IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intelligenece. PAMI-8(6):679-698. 1986.

[Chou94] **Chou, K.C., willsky, A. S. and Benvensite, A.,** *"Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization", IEEE Trans. Automatic Control vol. 39 1994.*

[Gema84] **Geman, S. Geman, D.,** *"Stocastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6 1984.*

[Gema92] **Geman, D. and Reynolds G.,** *"Constrained Restoration and the Recover of Discontinuies,", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, pp 367-383 1992.*

[Gonz95] **Gonzales, R. C., and Woods, R. E.,** *"Digital Image Processing", Addison Wesley , 1995.*

[Hara85] **Haralich, R. M. and Shapiro, L. G.,** *"Survey: Image Segmentation", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 29*, pp. 100-123.

[Hara87] **Haralich, R. M. and Sterenberg, S. R.,** *"Image Analysis Using Mathematical Morphology"*, IEEE Trans. on PAMI. *Vol 9*, 1987.

[Kim95] **Kim, Y., Lee, S.** *"Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Rrecognitin"*, IEEE Trans. Patt. Analysis and Machine Intelligece., vol. 17, no. 7, 1995.

[Laks81] **Lakshmivarahan, S.,** *"Learning Algorithms: Theory and Applications"*, New York, Springer Verlag, 1981.

[Liow91] **Liow, Y.,** *"A Cntour Tracing Algorithm That Preserve Common Boundaries Between Regions", CVGIP-Image understanding* 1991.

[Mars96] **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.

[Marr91] **Marroquin, J., and Ramirez, , A.,** *"Stochastic Cellular Automata With Gibbsian Invariant Measures"*, IEEE Trans. Info. Theory, vol. 37, no. 3, May 1991.

[Mei96] **Meir Barzohar and David B. Cooper.** "*Automatic Finding of Main Roads in Aerial Images by Using Geometric-Stochastic Models and Estimation*", IEEE Transactions.

[Meyb82] **Meybodi, M. R. and Lakshmivarahan, S.,** *" $\varepsilon$ — Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms"*, Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.

[Meyb84] **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.

[Mitc96] **Mitchell, M.,** *"Computation in Cellular Automata: A Selected Review"*, Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.

[Nare89] **Narendra, K. S. and Thathachar, M.A.L.,** *"Learning Automata: An Introduction"*, Prentice Hall, Inc., 1989.

[Pres79] **Preston, K., Duff, M. J.B., Levialdi, 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.

[Pres71] **Preston, K. JR.,** *"Feature Extraction by Golay Hexagonal Pattern Transformations"*, IEEE Trans. Comput., Vol. C-20, pp. 1007-1014, 1979.

[Saho94] **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.

[STE86] **Sterenberg, S. R.,** *"Grayscale Morphology,",v Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 35*, pp. 333-355, 1986.

[Tahr2000] **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.

**[Weska78] Weska, J.S.,** "*A Survey of Threshold Selection Techniques*", Computer. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 2, pp. 259-265, 1978.

**[Wolf86] Wolfrom, S.,** *"Theory and Application of Cellular Automata"*, Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.

**[Zhao89] Zhao Y., Anderson L. S.,** " *Pattern Estimation and Restoration of Noisy Images Using Gibbs Distributions In Hidden Markov Models*" IEEE 1989.

**[Khar2002] خوارزمی، محمدرضا و میبدی، محمدرضا ،** " قطعه بندی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات دهمین کنفرانس برق، دانشگاه تبریز، دانشکده فنی، اردیبهشت ۱۳۸۱.

**[Mey2001d] میبدی، محمدرضا و خوارزمی، محمدرضا ،** *" بازیاتی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"*، مجموعه مقالات اولین کنفرانس در بینایی ماشین و پردازش تصاویر، دانشگاه بیرجند، صفحات ۲۴۴-۲۵۴، اردیبهشت ۱۹۸۰.

**[Meyb2000] میبدی، محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود،** *" اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای ان"* ، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.

**[Mey2001a] میبدی، محمدرضا و طاهرخانی، مسعود،** *"کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن پدیده انتشار شایعه"* ، مجموعه مقالات نهمین کنفرانس برق، موسسه فنی نیرو و اب، صفحات ۱۰-۱ ، اردیبهشت ۱۳۸۰.

**[Mey2001b] میبدی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود،** *" اتوماتای یادگیر سلولی"* ، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۱۶۳-۱۵۳، اسفند ۱۳۷۹.

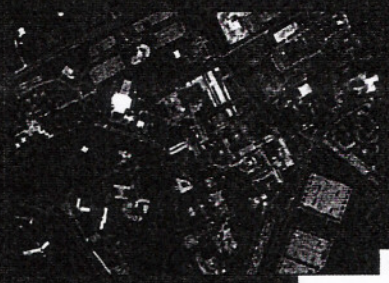
**[Mey2001c] میبدی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود،** *" اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد ان در پردازش تصاویر"* ، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.

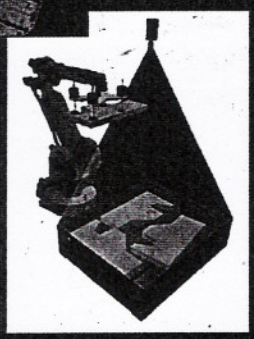
**[Mey2001f] میبدی، محمدرضا و خجسته، محمدرضا،** *"کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن شبکه های تجارت"* ، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات۲۹۵-۲۸۴ ، اسفند ۱۳۷۹.

تاسیس ۱۳۰۷
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

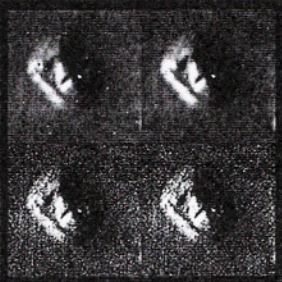
# The 2nd Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing

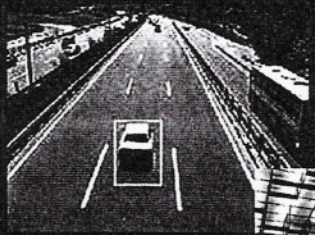
*February 13-15 , 2003*

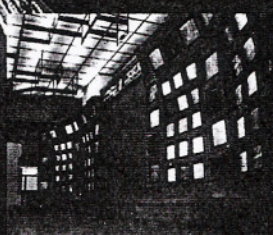












## PROCEEDINGS

**Machine Vision**
**Pattern Recognition**
**Hardware/Software**

## Volume 1

Department of Electrical Engineering
K. N. Toosi University of Technology