



## تشخیص لبه در تصاویر با استفاده از اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز

محمد رضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مرکز تحقیقات  
فیزیک نظری و ریاضیات، پژوهشکده علوم کامپیوتر  
[mmeybodi@aut.ac.ir](mailto:mmeybodi@aut.ac.ir)

مهدی بهلول

دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران اهواز  
[bohlool@scu.ac.ir](mailto:bohlool@scu.ac.ir)

خوبی در تشخیص لبه‌ها برخوردار است و نسبت به نویز و  
باقتها تصویر حساسیت کمی دارد.

**واژه‌های کلیدی:** اتماتاتی یادگیر، اتماتاتی یادگیر سلولی،  
اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز، پردازش تصاویر، یافتن لبه

### ۱- مقدمه

در بینائی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظری تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگی‌های تصویر نظری لبه‌ها، خطوط، انحنای، گوشها و مزها را می‌توان استخراج کرد. استخراج این ویژگی‌ها، نمایش و تحلیل صحته‌های تصویر را آسان‌تر می‌سازد. در سالهای اخیر الگوریتمهای مختلفی برای استخراج ویژگی‌های تصویر ارائه شده است [10] [8] [9]. به عنوان مثال لیو<sup>1</sup> با جستجوی مزها روشی برای یافتن مسیرهای بسته ارائه داد [12] [11]. میر<sup>2</sup> از تشابه نواحی برای یافتن لبه‌ها استفاده کرد [10] و کیم<sup>3</sup> ویژگی‌های توپولوژیکی را مستقیماً از تصویر استخراج کرد [13]. در این روشها نتایج بدست‌آمده نه تنها

چکیده: اتماتاتی یادگیر سلولی مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگان 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. اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز برخلاف اتماتاتی یادگیر سلولی که در آن تمامی سلولها بطور همگام بروز می‌شوند، سلولها را بطور ناهمگام بروز می‌کند. همچنین حالت هر سلول علاوه بر حالات همسایه‌های آن به یک عامل خارجی (سراسری) نیز بستگی دارد. در این مقاله روشی مبتنی بر اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز برای یافتن لبه در تصاویر ارائه و با یکی از روش‌های کلاسیک تشخیص لبه به نام اپراتور کنی مقایسه می‌گردد. روش پیشنهادی، به نویز حساسیت کمی دارد و همچنین سعی می‌کند امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخیص بدهد. مشخصه دیگر روش جدید، تشخیص لبه‌هایی با پهنه‌ای یک نقطه و حساسیت کمتر به باقتهای موجود در تصویر است. بدلیل استفاده از مدلی از اتماتاتی سلولی، روش پیشنهادی را می‌توان بصورت توزیعی نیز پیاده‌سازی کرد.. نتایج آزمایشها نشان داده است که روش پیشنهاد شده از کارایی

<sup>1</sup> Liow

<sup>2</sup> Meir

<sup>3</sup> Kim

سلولی ناهمگام باز ارائه می‌گردد. در بخش 4 نتایج شبه سازیها ارائه می‌گردد و بخش نهایی مقاله نتیجه گیری می‌باشد.

## 2- اتماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز

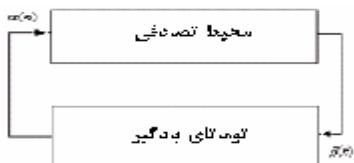
در این قسمت از مقاله در ابتدا شرح مختصری درباره اتماتای سلولی، اتماتای یادگیر، و اتماتای سلولی یادگیر داده خواهد شد و سپس اتماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز معرفی می‌گردد.

### 2-1 اتماتای سلولی

اتماتای سلولی [1]/[6] در اوخر دهه 1940 توسط جان ون نیومن<sup>1</sup> مطرح و پس از او توسط ریاضیدانی بنام استانیسلاو اولم<sup>2</sup> به عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شد. اتماتای سلولی سیستم‌های دینامیکی گستته‌ای هستند که رفتارشان بر اساس ارتباط محلی استوار است. در این مدل، فضا بصورت یک شبکه تعریف می‌گردد که به هر خانه آن یک سلول گفته می‌شود. زمان بصورت گستته پیش می‌رود و قوانین آن بصورت محلی (و مشابه برای همه سلول‌ها) است که از طریق آن در هر مرحله، هر سلول وضعیت جدید خود را با درنظر گرفتن وضعیت همسایه‌های مجاورش بدست می‌آورد.

### 2-2 اتماتاهای یادگیر

اتماتای یادگیر [14]/[16]/[28] یک ماشین با حالات محدود<sup>3</sup> است که می‌تواند تعداد محدودی عمل انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتماتای یادگیر داده می‌شود. اتماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند. (شکل 1)



حساس به نویز می‌باشند، بلکه در بسیاری از آنها استخراج ویژگیها، وابسته به پیچیدگی الگوهای تصویر می‌باشد.

اولین مرحله در بینایی ماشین، یافتن مرز اشیاء در صحنه است. مرز اشیاء در یک صحنه توسط لبه‌ها مشخص می‌شود. تاکنون الگوریتم‌های بسیاری برای تشخیص لبه معرفی شده است [3]. بطور کلی، الگوریتم‌های تشخیص لبه، دارای دو ضعف بزرگ هستند. یکی تشخصی نقاط غلط به عنوان لبه که عمدتاً ناشی از نویز هستند، و دیگری بریده بودن مرز اشیاء، که ناشی از کیفیت پایین تصویر و یا ضعف روش تشخیص لبه می‌باشد. همچنین، تمامی الگوریتم‌های تشخیص لبه دارای تعدادی پارامتر هستند که معمولاً بایستی آنها را برای هر تصویر و یا برای هر حوزه کاری بدست آورد.

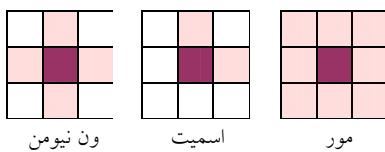
در این مقاله روشی مبتنی بر اتماتایی یادگیر ناهمگام باز برای یافتن لبه در تصاویر ارائه می‌گردد و با یکی از روش‌های کلاسیک تشخیص لبه به نام روش کنی مقایسه می‌گردد. در روش پیشنهادی به ازای هر پیکسل یک اتماتای یادگیر سلولی بر روی شبکه دو بعدی تصویر در نظر گرفته می‌شود. هر اتماتای یادگیر از طریق تعامل با همسایگانش رفتار خود را اصلاح می‌کند. روش ارائه شده، به نویز حساسیت کمی دارد و همچنین سعی می‌کند امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخیص بدهد. مشخصه دیگر روش جدید، تشخیص لبه‌هایی با پهنه‌ای یک نقطه است، در صورتیکه برخی روش‌های تشخیص لبه، لبه‌هایی با پهنه‌ای بیش از یک نقطه را تشخیص می‌دهند. همچنین این روش متنکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشد که پیاده سازی آن را ساده‌تر می‌سازد و امکان پیاده‌سازی هم‌وند آنرا فراهم می‌کند. نتایج آزمایش‌ها نشان داده است که روش مبتنی بر اتماتای سلولی یادگیر در مقایسه با روش‌های دیگر از کارایی بالاتری در تشخیص لبه‌ها برخوردار است. ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش 2 شرح مختصری درباره اتماتای سلولی، اتماتای یادگیر، اتماتای سلولی یادگیر و اتماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز داده می‌شود. در بخش 3 فرایند تشخیص لبه به روش پیشنهادی مبتنی بر اتماتای یادگیر

<sup>1</sup> John von Neumann

<sup>2</sup> Stanislaw Ulam

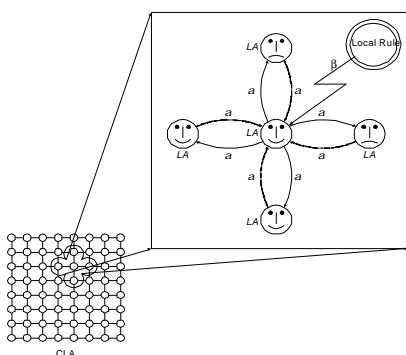
<sup>3</sup> Finite State Machine

معمولترین آنها همسایگی ون نیومن<sup>4</sup> و مور<sup>5</sup> می‌باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می‌باشند.



شکل 2: همسایگی مختلف

عملکرد اتوماتای یادگیر سلوالی را می‌توان بدین شرح بیان کرد: در هر لحظه هر اتوماتون یادگیر در اتوماتای یادگیر سلوالی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی بر طبق بردار احتمالات عملهای اتوماتای یادگیر انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلوالهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلوالی، پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به این پاسخ، اتوماتای یادگیر رفتار خود را تصحیح کرده و از این طریق، ساختار داخلی خود را بهنگام می‌کند. معمولاً این عمل برای تمامی سلوالها به صورت همزمان انجام می‌شود. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانیکه سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده‌ای بر قرار شود ادامه می‌یابد. شکل 3 اتوماتای یادگیر سلوالی را نشان می‌دهد که در آن از همسایگی ون نیومن 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 3: اتوماتای یادگیر سلوالی (CLA)

<sup>4</sup>Von Neuman  
<sup>5</sup> Moore

شکل 1: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتای یادگیر می‌تواند با ساختار ثابت و یا ساختار متغیر می‌باشد. اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی  $\{a, b, p, T\}$  نشان داد که  $a$  مجموعه عمل‌های اتوماتا،  $b$  مجموعه ورودیهای اتوماتا،  $p$  بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها و  $p(n)$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. الگوریتم زیریک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. فرض کنید عمل  $a_i$  در مرحله  $n$  انتخاب شود.

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (1) \text{ نامطلوب}$$

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (2) \text{ مطلوب}$$

در روابط فوق،  $a$  و  $b$  پارامترهای پاداش و جریمه می‌باشد. زمانیکه  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را<sup>1</sup>،  $L_{RP}$  زمانیکه  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را<sup>2</sup>  $L_{ReP}$  و زمانیکه  $b$  مساوی صفر باشد، الگوریتم را<sup>3</sup>  $L_{RI}$  می‌نامیم.

### 3-2- اتوماتای یادگیر سلوالی (CLA)

اتوماتای یادگیر سلوالی، از یک اتوماتای سلوالی تشکیل شده است که هر سلوال آن به یک یا چند اتوماتون یادگیر مجهز می‌باشد. اعمال خروجی هر اتوماتون حالت سلوالش می‌باشد. قانون اتوماتای سلوالی تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط اتوماتون سلوال باید پاداش داده شود و یا اینکه جریمه شود. دادن پاداش و یا جریمه باعث بروز شدن ساختار اتوماتای یادگیر سلوالی بهمنظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد.

در اتوماتای یادگیر سلوالی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلوالها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما

<sup>1</sup>Linear Reward Penalty

<sup>2</sup>Linear Reward Epsilon Penalty

<sup>3</sup>Linear Reward Inaction

را دارد که زنگ این ساعت بیانگر زمان بهنگام‌سازی آن سلول است. این نوع بهنگام‌سازی برای پیاده‌سازی موازی بسیار مناسب است.

### 3- روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا بطور خلاصه به مبحث تشخیص لبه اشاره می‌شود و سپس روش پیشنهادی برای تشخیص لبه که مبتنی بر اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز می‌باشد ارائه می‌گردد.

#### 3-1- روش‌های تشخیص لبه

تشخیص لبه در اغلب روشها در دو مرحله انجام می‌گیرد. مرحله اول محاسبه احتمال لبه‌بودن نقاط با استفاده از کلیشه‌های لبه‌یاب است. از آنجایی که لبه، یک تغییر ناگهانی در شدت روش‌نایی تصویر است، برای یافتن لبه از گرادیان تصویر استفاده می‌شود. یکی از پرکاربردترین تقریب‌های گرادیان، اپراتور سوبل<sup>[5]</sup> است که در این مقاله برای بدست آوردن توزیع احتمالاتی لبه‌ها از آن استفاده می‌شود. فرمول 3 این تقریب را نشان می‌دهد. فرمول 4 نیز طریقه بدست آوردن اندازه گرادیان را نشان می‌دهد.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

مرحله دوم در تشخیص لبه، بازبینی نقاط بدست آمده است. ساده‌ترین روش، که توسط سوبل استفاده شده است، آستانه‌ای نمودن مقادیر احتمال بدست آمده می‌باشد. نتیجه اعمال روش سوبل با آستانه‌ای نمودن، برای اکثر تصاویر ضخامتی بیش از یک نقطه دارد و شدیداً به نویز حساس می‌باشد. برای رفع این مشکل، جان کنی روش جدیدی را پیشنهاد کرد که بر اساس آن لبه‌ها با ضخامت یک نقطه بدست می‌آیند و حساسیت به نویز نیز کمتر می‌شود.

در روش تشخیص لبه جان کنی<sup>[4]</sup> ابتدا با کلیشه تقریب گسسته تابع گوسین، تصویر هموار می‌شود. شکل تابع و کلیشه مورد نظر در شکل 4 دیده می‌شود.

برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتاتی یادگیر سلولی و کاربرد های آن می‌توان به [33]/[18-31] مراجعه نمود.

#### 2-4- اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز

اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز که برای اولین بار در این مقاله معرفی می‌گردد با اتماتاتی یادگیر سلولی در دو مورد متفاوت می‌باشد: 1- فعال کردن سلولها در اتماتاتی یادگیر سلولی ناهمگام باز بصورت ناهمگام صورت می‌پذیرد. 2- قانون حاکم بر اتماتاتی سلولی که بر اساس آن به اعمال اتماتاتی یادگیر پاداش و یا جریمه داده می‌شود. علاوه بر اعمال انتخاب شده توسط همسایه‌ها به یک یا چند عامل خارجی نیز وابسته است که به این خصیصه، خصیصه باز بودن گفته می‌شود. روش‌های مختلفی برای فعال کردن سلولها بطور ناهمگام وجود دارد که در ادامه به تعدادی از آنها مختصراً اشاره می‌شود.

**بهنگام‌سازی جارویی خط به خط<sup>1</sup>:** در این روش، بهنگام‌سازی تمامی سلولهای موجود در یک سطر بر اساس یک دنباله تصادفی از پیش تعیین شده انجام می‌شود و این کار برای تمامی سطراها تکرار می‌شود. زمان بین دو بهنگام‌سازی یک سلول در این روش، یک مقدار ثابت است.

**بهنگام‌سازی جارویی اتفاقی:** در این روش سلولها بر اساس یک دنباله اعداد تصادفی غیرتکراری بهنگام‌سازی می‌شوند و در هر مرحله دنباله غیرتکراری جدیدی ایجاد می‌شود. با استفاده از این مدل، امید ریاضی فاصله بین بهنگام‌سازی‌های متوالی یک سلول ثابت می‌باشد.

**بهنگام‌سازی اتفاقی یکنواخت:** مانند بهنگام‌سازی جارویی اتفاقی است با این تفاوت که شرط غیرتکراری بودن اعداد از دنباله برداشته می‌شود. در نتیجه در یک دور بهنگام‌سازی، ممکن است یک سلول بیش از یکبار بهنگام شود و یک سلول بهنگام نشود.

**بهنگام‌سازی زمانی:** در این نوع بهنگام‌سازی زمان بهنگام‌سازی یک سلول مستقل از بقیه سلولها و توسط الگوریتمی، وابسته به خود سلول مشخص می‌شود. هر سلول ساعت مربوط به خود

<sup>1</sup> Line by Line sweep

نگاشت می‌شود. اتوماتای یادگیر مورد استفاده در هر سلول از نوع  $L_{REP}$  است که دارای دو عمل خروجی (متعلق بودن/نبوذن به لبه) می‌باشد. بردار احتمال انتخاب عمل در هر سلول بر اساس بزرگی گرادیان تصویر مقدار دهی اولیه می‌شود و سلول‌ها بصورت ناهمگام و با روش بهنگام‌سازی جارویی اتفاقی بروز می‌شوند.

پاداش و یا جریمه دادن به اعمال انتخابی هر اتوماتون یادگیر بر اساس توزیع احتمالی بزرگی گرادیان ( $G$ )، حالات مختلف همسایه‌های لبه ( $N$ )، پارامتر سراسری دما ( $T$ ) و پارامتر سراسری اهمیت توزیع گرادیان ( $I$ ) انجام می‌گیرد. مراحل الگوریتم به شرح زیر می‌باشد:

**1**) تصویر با استفاده از اپراتور گاوسین هموار می‌شود.

**2**) اتوماتای سلولی یادگیر برای تصویر ایجاد می‌شود.

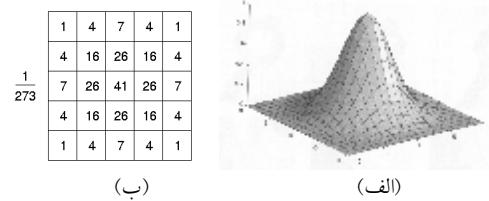
**3**) مراحل 4 تا 7 بصورت غیرهمگام با روش بهنگام‌سازی جارویی اتفاقی، تکرار می‌شوند.

**4**) اتوماتون یادگیر بر اساس بردار احتمال اعمال خود یک عمل را انتخاب می‌کند.

**5**) مقدار پارامتر سراسری  $N$  بر اساس همسایه‌های هر اتوماتای یادگیر و پارامتر سراسری  $T$  محاسبه می‌شود.

**6**) بر اساس عمل‌های انتخاب شده توسط همسایه‌ها و پارامتر سراسری  $I$  و  $G$  به عمل انتخاب شده توسط اتوماتای یادگیر پاداش و یا جریمه داده می‌شود.

**7**) مقدار پارامترهای سراسری بروز می‌شود. اگر مقدار پارامتر  $T$  از یک مقدار از پیش تعیین شده‌ای کمتر شود، الگوریتم خاتمه می‌یابد. مقادیر اولیه برای پارامتر  $T$  یک مقدار بالا (معمولاً بین 8 تا 10) و برای پارامتر  $I$  یک مقدار پایین (بین 0 تا 0/5) در نظر گرفته می‌شود. پس از هر بار بهنگام‌سازی مقدار دما ( $T$ ) کم و مقدار اهمیت گرادیان ( $I$ ) افزایش می‌یابد. با این کار در مراحل اولیه، آنتروپی اتوماتای یادگیر سلولی بالا بوده و بسیاری از نقاط به عنوان لبه در نظر گرفته می‌شوند و با پایین آمدن  $T$  و بالا رفتن  $I$ ، نقاط اضافه حذف می‌شوند.



شکل 4 (الف) توزیع گوئین. (ب) کلیشه فیلتر گاوسی

در مرحله بعد با توجه به جهت بیشترین تغییرات در هر نقطه که توسط کلیشه‌های گرادیان مشخص می‌شود، نقاط با گرادیان بیشینه مشخص می‌شوند و بقیه نقاط از توزیع احتمالی حذف می‌شوند. به این عمل زدودن نقاط غیربیشینه [5] گفته می‌شود.

نهایتاً از تکنیک آستانه‌ای نمودن پسماندی برای اتصال لبه‌های گسته استفاده می‌شود. در این تکنیک دو آستانه به نامهای آستانه بالا و آستانه پایین انتخاب می‌شوند. تمامی نقاط که بیشتر از آستانه بالا باشند، عنوان لبه انتخاب می‌شوند، و تمامی نقاطی که بین دو مقدار آستانه باشند و در همسایگی آنها یک لبه وجود داشته باشد نیز عنوان لبه انتخاب می‌شوند. بدین ترتیب نقاط با بزرگی کمتر که متصل به نقاط با بزرگی گرادیان بالا هستند، نیز عنوان لبه انتخاب می‌شوند.

### 2-3- تشخیص لبه توسط اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز

در این بخش روشی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز برای یافتن لبه در تصاویر سطح خاکستری ارائه می‌شود و سپس با روش کنی مقایسه می‌شود. مدل پیشنهادی به این شرح است:

ابتدا مانند روش کنی از اپراتور گاوسین برای از بین بردن نویزها استفاده می‌کنیم. ولی در این روش از پارامتر حذف نویز کوچکتری استفاده می‌شود، زیرا با توجه به اینکه روش پیشنهادی حساسیت کمتری به نویز دارد، این کار باعث می‌شود جزئیات بیشتری از تصویر حفظ شود. برای یافتن لبه در یک تصویر با اندازه  $C \times R$ ، از یک اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز با  $R$  سطر و  $C$  ستون استفاده می‌شود. هر پیکسل تصویر به سلول هم موقعیت آن در اتوماتای یادگیر سلولی

شکل 6) نمونه‌ای از همسایگی دسته سوم.

احتمال پاداش دادن به یک اتوماتون یادگیر بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$P_{reward}(x, y) = I * |G(x, y)| + N(x, y, T) * T \quad (1)$$

که در آن،  $P_{reward}(x, y)$  احتمال پاداش دادن به اتوماتون سلول  $(x, y)$ ،  $I$  پارامتر اهمیت گرادیان،  $T$  پارامتر دما،  $|G(x, y)|$  بزرگی گرادیان در نقطه  $(x, y)$ ، و  $N(x, y, T)$  پاداش یا جریمه ناشی از همسایگان سلول  $(x, y)$  می‌باشد.

لیست کاملی از شرایط یک سلول و همسایگانش که بر اساس آنها به عمل انتخابی توسط سلول مرکزی، پاداش و یا جریمه داده می‌شود در [32] آمده است.

#### 4- نتایج آزمایشها

نتایج بدست آمده از روش پیشنهادی با نتایج بدست آمده از روش کنی مقایسه شده است. لبه‌های بدست آمده با استفاده از روش پیشنهادی برتری‌هایی نسبت به لبه‌های بدست آمده با استفاده از روش کنی داشته‌اند که از آن جمله می‌توان به نکات زیر اشاره کرد:

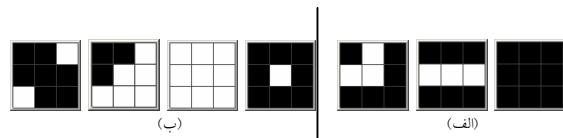
- لبه‌ها در نتایج روش پیشنهادی، متصل و متمد می‌باشند و معمولاً مرز اشیاء بطور کامل مشخص شده‌اند.
- نویزها و لبه‌های غلط در نتایج جدید کمتر دیده می‌شوند.
- روش جدید به باتفاقی موجود در تصویر حساسیت کمتری دارد.

برای مثال اول به شکل 7 دقت کنید. لبه‌های بدست آمده توسط دو روش تفاوت‌های زیادی دارند که در این تفاوتها بصورت بارز نمایش داده شده‌اند. مشاهده می‌شود که لبه‌های دو خودکاری که در شکل وجود دارد به خوبی با اشکال کاملاً بسته و نزدیک به شکل اصلی، توسط روش پیشنهادی بدست آمده‌اند حال آنکه با روش کنی این کار بصورت ناکامل و با نویز انجام شده است.

**اهمیت گرادیان<sup>1</sup> (I):** این پارامتر سراسری، مشخص کننده اهمیت بردار گرادیان محاسبه شده از تصویر اولیه است. هر چه مقدار این پارامتر بیشتر باشد، بردارهای گرادیان در پاداش و جریمه، تاثیر بیشتری دارند.

**دما (T):** مقدار این پارامتر سراسری احتمال دادن پاداش به اعمال انتخابی سلولهایی است که بنظر می‌رسد می‌تواند یک امتداد را روی لبه‌ها ادامه دهند. آزمایشها نشان داده است که با انتخاب یک مقدار بالا برای دما و سپس کاهش تدریجی آن در طی اجرای الگوریتم می‌توان نتایج بهتری را تولید کرد.

**حالات همسایه‌ها (N):** همانطور که قبلاً اشاره شد مقادیر همسایه‌های یک سلول بایستی در دادن پاداش و یا جریمه به اعمال انتخابی توسط اتوماتون یادگیر آن سلول تاثیر گذار باشند. با توجه به مقادیری که همسایه‌های یک سلول اختیار می‌کنند آنها را می‌توان به سه گروه تقسیم کرد. نمونه‌هایی از گروه اول که برای آنها به سلول پاداش قطعی داده می‌شود در شکل 5 (الف) آمده است. نمونه‌هایی از گروه دوم که برای آنها سلول قطعاً جریمه می‌شوند در شکل 5 (ب) نشان داده شده است. سلولهایی که این اعمال را انتخاب کرده باشند عموماً باعث ایجاد لبه‌های تنها و پراکنده، لبه‌ایی با ضخامت بیش از یک نقطه، و یا ناپیوستگی می‌شوند.



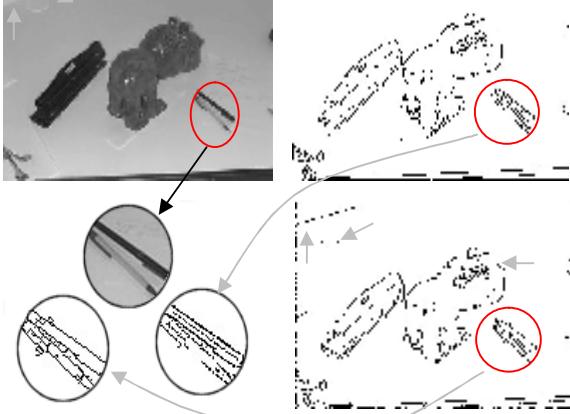
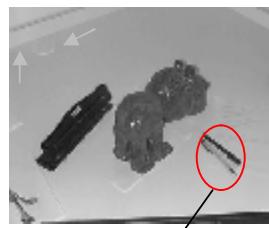
شکل 5) نمونه‌ای از حالت‌هایی که پاداش (الف) یا جریمه (ب) قطعی می‌گیرند. نقاط سفید به منزله وجود لبه است

دسته سوم و مهمترین دسته، حالاتی هستند که می‌توان هم به آنها پاداش داد و هم آنها را جریمه کرد. پاداش دادن به این نوع همسایگی‌ها باعث ایجاد لبه‌های اضافه و در نتیجه امتداد دادن آن لبه‌ها می‌شود و جریمه کردن آنها، امتداد لبه‌ها را کوتاه می‌کند. تصمیم گیری برای پاداش دادن و یا جریمه کردن این نوع همسایگی‌ها بر اساس پارامتر سراسری دما انجام می‌شود.

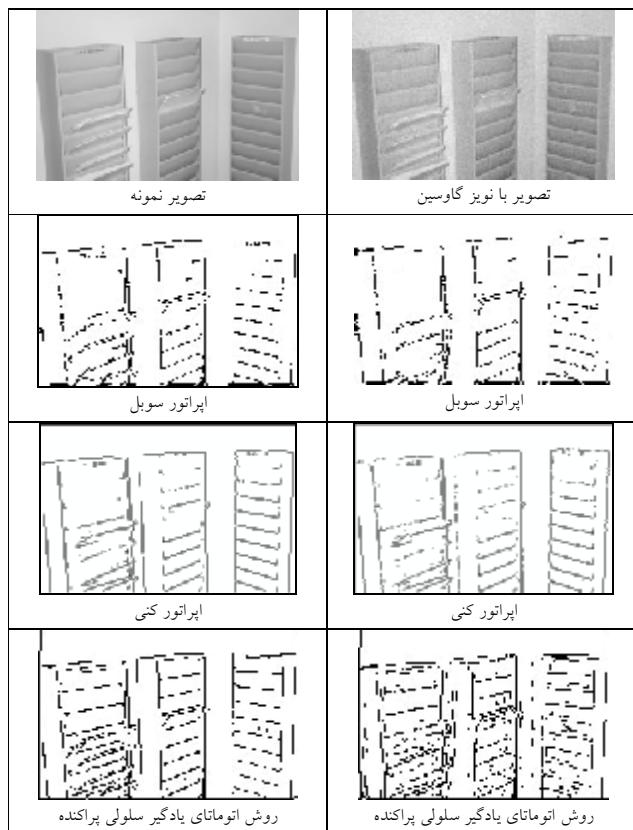




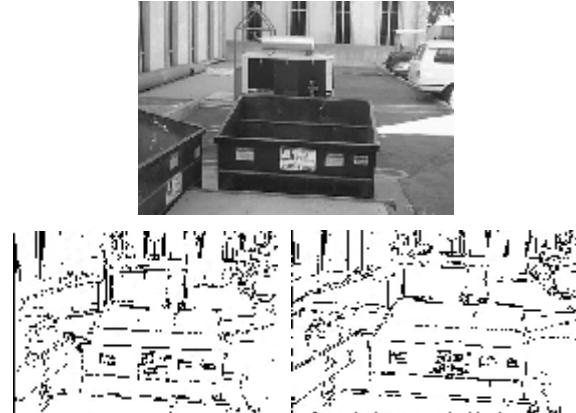
شکل 9) مقایسه روش کنی (تصویر چپ) با روش اتوماتای یادگیر سلوی ناهمگام باز (تصویر راست)



شکل 7) مقایسه روش کنی (عکس بالا) با روش اتوماتای یادگیر سلوی ناهمگام باز (عکس پایین) بصورت تضییلی



شکل 10) مقایسه اپراتور کنی و سولی با روش اتوماتای یادگیر سلوی پراکنده بر روی یک تصویر همراه با نویز.



شکل 8) مقایسه روش کنی (تصویر چپ) با روش اتوماتای یادگیر سلوی ناهمگام باز (تصویر راست).

در شکل 9 و 10 ابتدا یک تصویر نمونه بدون نویز و سپس با اضافه کردن مقداری نویز بررسی شده است. باز هم نتایج بدست آمده حاکی از برتری روش پیشنهادی و حساسیت کمتر آن به نویز است. برای آزمایش‌های بیشتر میتوان به [32] مراجعه نمود.

## 5- نتیجه گیری

در این مقاله روشی مبتنی بر اتماتای یادگیر سلولی نامگام باز برای یافتن لبه در تصاویر سیاه و سفید پیشنهاد و با یکی از روش‌های کلاسیک تشخیص لبه به نام روش کنی مقایسه گردید. روش پیشنهادی، به نویز حساسیت کمی دارد و امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخیص می‌دهد. مشخصه دیگر روش جدید، تشخیص لبه‌ایی با پهنه‌ای یک نقطه، و حساسیت کمتر به بافت‌های موجود در تصویر است. نتایج آزمایشها نشان داد که روش مبتنی بر اتماتای سلولی یادگیر نامگام باز از کارایی خوبی در تشخیص لبه‌ها برخوردار است.

## مراجع

- [1] J. Neumann, "The General Logic Theory of Automata", Cerebral Mechanisms in Behavior -The Hixon Symposium, 1951.
- [2] K. S. Narendra and M. A. L. Thathachar, Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, Inc., 1989.
- [3] M. D. Health, "A Robust Visual Method For Assessing the Relative Performance of Edge Detection Algorithms", Master Thesis, 1996.
- [4] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 6, Nov. 1986.
- [5] B. McCane, "Edge Detection Notes", Department of Computer Science, University of Otago, Note COSC453, Feb. 20, 2001.
- [6] J. von Neumann, "Theory of Self-Reproducing Automata", University of Illinois Press, 1966
- [7] M. R. Meybodi and S. Lakshminarayanan, "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.
- [8] J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.. PAMI-8(6), PP. 679-698. 1986.
- [9] P. Sahota, M. F. Daemi and D. G. Elliman, "Training Genetically Evolving Cellular Automata for Image Processing", International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks, 1994.
- [10] M. Barzohar and D. B. Cooper, "Automatic Finding of Main Roads in Aerial Images by Using Geometric Stochastic Models and Estimation", IEEE Transactions on Image Processing, 2002.
- [11] K. C. Chou, A. S. willsky, A. Benvensite, A., "Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization", IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 39, 1994.
- [12] Y. Liow, "A Contour Tracing Algorithm that Preserve Common Boundaries Between Regions" CVGIP-Image, 991.
- [13] Y. Kim and S. Lee "Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognition". IEEE Trans. Patt. Analysis and Machine Inte., Vol. 17, No. 7, 1995.
- [14] P. Mars, J. R. Chen and R. Nambir, "Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing,

Vision & Image Processing, University of Birjand, PP. 244 – 254, March 2001.

[31] M. R. Khojasteh and M. R. Meybodi, "Cooperation in Multi-Agent Systems Using Learning Automata", Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol. 1, No. 2, PP. 81-91, 2004.

[32] M Bohloul and M. R. Meybodi, "Open and Asynchronous Cellular learning automata and its applications", , Master Thesis., Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, 2004.

[33] R. Rastegar, M. R. Meybodi. and A. Hariri, A., "A New Fine Grained Evolutionary Algorithm based on Cellular Learning Automata", International Journal of Hybrid Intelligent Systems, IOS Press, Volume 3, Number 2, pp. 83-98, 2006.