



تشخیص لبه در تصاویر با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز

مهدی بهلول

دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران اهواز

bohlool@scu.ac.ir

محمدرضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر و مرکز تحقیقات

فیزیک نظری و ریاضیات، پژوهشکده علوم کامپیوتر

mmeybodi@aut.ac.ir

چکیده: اتوماتای 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. اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز برخلاف اتوماتای 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 اتوماتای 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 نوبت حساسیت کمی دارد و همچنین سعی می‌کند امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخیص بدهد. مشخصه دیگر روش جدید، تشخیص لبه‌هایی با پهنای یک نقطه و حساسیت کمتر به بافتهای موجود در تصویر است. بدلیل استفاده از مدلی از اتوماتای سلولی، روش پیشنهادی را می‌توان بصورت توزیعی نیز پیاده‌سازی کرد. نتایج آزمایشها نشان داده است که روش پیشنهاد شده از کارایی

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

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

1- مقدمه

در بینایی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادابان 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 آسان تر می‌سازد. در سالهای اخیر الگوریتمهای مختلفی برای استخراج ویژگیهای تصویر ارائه شده است [8] [9] [10]. به عنوان مثال لیو¹ با جستجوی مرزها روشی برای یافتن مسیرهای بسته ارائه داد [11] [12]. میر² از تشابه نواحی برای یافتن لبه‌ها استفاده کرد [10] و کیم³ ویژگیهای توبولوژیکی را مستقیماً از تصویر استخراج کرد [13]. در این روشها نتایج بدست‌آمده نه تنها

¹ Liow

² Meir

³ Kim

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

2- اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز

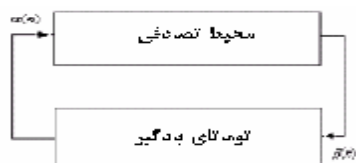
در این قسمت از مقاله در ابتدا شرح مختصری درباره اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر، و اتوماتای سلولی یادگیر داده خواهد شد و سپس اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز معرفی می‌گردد.

1-2 اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی [1][6] در اواخر دهه 1940 توسط جان ون نیومن¹ مطرح و پس از او توسط ریاضیدانی بنام استانیسلاو اولم² به‌عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شد. اتوماتای سلولی سیستم‌های دینامیکی گسسته‌ای 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 گسسته 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 در نظر گرفتن وضعیت همسایه‌های مجاورش بدست می‌آورد.

2-2- اتوماتاهای یادگیر

اتوماتای یادگیر [28][16][14] یک ماشین با حالات محدود³ است که می‌تواند تعداد محدودی عمل انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای 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 تشخیصی 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 اتوماتای 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 اتوماتای یادگیر سلولی بر روی شبکه دو بعدی تصویر در نظر گرفته می‌شود. هر اتوماتای 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 پهنای یک نقطه است، در صورتیکه برخی روش‌های تشخیص لبه، لبه‌هایی با پهنای بیش از یک نقطه را تشخیص می‌دهند. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشد که پیاده سازی آن را ساده‌تر می‌سازد و امکان پیاده‌سازی همروند آنرا فراهم می‌کند. نتایج آزمایش‌ها نشان داده است که روش مبتنی بر اتوماتای 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 اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر، اتوماتای سلولی یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز داده می‌شود. در بخش 3 فرایند تشخیص لبه به روش پیشنهادی مبتنی بر اتوماتای یادگیر

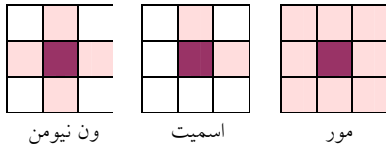
¹ John von Neumann

² Stanislaw Ulam

³ Finite State Machine

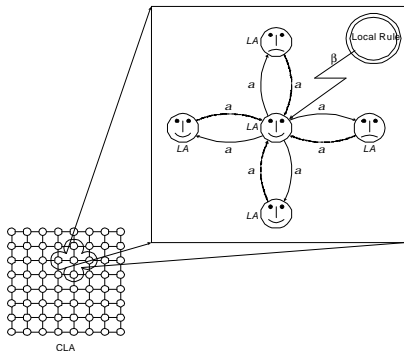
شکل 1: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

معمولترین آنها همسایگی ون نیومن⁴ و مور⁵ می باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند.



شکل 2: همسایگی مختلف

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان بدین شرح بیان کرد: در هر لحظه هر اتوماتون 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 بر طبق بردار احتمالات عملهای اتوماتای یادگیر 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 این پاسخ، اتوماتای یادگیر رفتار خود را تصحیح کرده و از این طریق، ساختار داخلی خود را بهنگام می کند. معمولاً این عمل برای تمامی سلولها به صورت همزمان انجام می شود. 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. شکل 3 اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد 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 شده اند.



شکل 3: اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

اتوماتای یادگیر می تواند با ساختار ثابت و یا ساختار متغیر می باشد. **اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر** را می توان 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 می باشد. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. فرض کنید عمل a_i در مرحله n ام 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 می باشد. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} ¹، زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{Rep} ² و زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} ³ می نامیم.

2-3- اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتون یادگیر مجهز می باشد. اعمال خروجی هر اتوماتون حالت سلولش می باشد. قانون اتوماتای سلولی تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط اتوماتون سلول باید پاداش داده شود و یا اینکه جریمه شود. دادن پاداش و یا جریمه باعث بروز شدن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به یک هدف مشخص می گردد.

در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما

¹Linear Reward Penalty

²Linear Reward Epsilon Penalty

³Linear Reward Inaction

⁴Von Neuman

⁵ Moore

برای اطلاعات بیشتر درباره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد های آن می توان به [33][18-31] مراجعه نمود.

4-2- اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز

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

بهنگام سازی جارویی خط به خط¹: در این روش، بهنگام سازی تمامی سلولهای موجود در یک سطر بر اساس یک دنباله تصادفی از پیش تعیین شده انجام می شود و این کار برای تمامی سطرها تکرار می شود. زمان بین دو بهنگام سازی یک سلول در این روش، یک مقدار ثابت است.

بهنگام سازی جارویی اتفاقی: در این روش سلولها بر اساس یک دنباله اعداد تصادفی غیر تکراری بهنگام سازی می شوند و در هر مرحله دنباله غیر تکراری جدیدی ایجاد می شود. با استفاده از این مدل، امید ریاضی فاصله بین بهنگام سازی های متوالی یک سلول ثابت می باشد.

بهنگام سازی اتفاقی یکنواخت: مانند بهنگام سازی جارویی اتفاقی است با این تفاوت که شرط غیر تکراری بودن اعداد از دنباله برداشته می شود. در نتیجه در یک دور بهنگام سازی، ممکن است یک سلول بیش از یک بار بهنگام شود و یک سلول بهنگام نشود.

بهنگام سازی زمانی: در این نوع بهنگام سازی زمان بهنگام سازی یک سلول مستقل از بقیه سلولها و توسط الگوریتمی، وابسته به خود سلول مشخص می شود. هر سلول ساعت مربوط به خود

را دارد که زنگ این ساعت بیانگر زمان بهنگام سازی آن سلول است. این نوع بهنگام سازی برای پیاده سازی موازی بسیار مناسب است.

3- روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا بطور خلاصه به مبحث تشخیص لبه اشاره می شود و سپس روش پیشنهادی برای تشخیص لبه که مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز می باشد ارائه می گردد.

3-1- روشهای تشخیص لبه

تشخیص لبه در اغلب روشها در دو مرحله انجام می گیرد. مرحله اول محاسبه احتمال لبه بودن نقاط با استفاده از کلیشه های لبه یاب است. از آنجایی که لبه، یک تغییر ناگهانی در شدت روشنایی تصویر است، برای یافتن لبه از گرادیان تصویر استفاده می شود. یکی از پرکاربردترین تقریب های گرادیان، اپراتور سوبل [5] است که در این مقاله برای بدست آوردن توزیع احتمالاتی لبه ها از آن استفاده می شود. فرمول 3 این تقریب را نشان می دهد. فرمول 4 نیز طریقه بدست آوردن اندازه گرادیان را نشان می دهد.

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

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

مرحله دوم در تشخیص لبه، بازبینی نقاط بدست آمده است. ساده ترین روش، که توسط سوبل استفاده شده است، آستانه ای نمودن مقادیر احتمال بدست آمده می باشد. نتیجه اعمال روش سوبل با آستانه ای نمودن، برای اکثر تصاویر ضخامتی بیش از یک نقطه دارد و شدیداً به نویز حساس می باشد. برای رفع این مشکل، جان کنی روش جدیدی را پیشنهاد کرد که بر اساس آن لبه ها با ضخامت یک نقطه بدست می آیند و حساسیت به نویز نیز کمتر می شود.

در روش تشخیص لبه جان کنی [4] ابتدا با کلیشه تقریب گسسته تابع گوسین، تصویر هموار می شود. شکل تابع و کلیشه مورد نظر در شکل 4 دیده می شود.

¹ Line by Line sweep

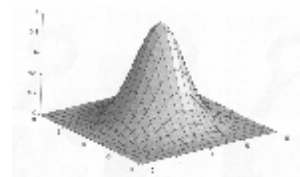
نگاشت می‌شود. اتوماتای یادگیر مورد استفاده در هر سلول از نوع L_{Rep} است که دارای دو عمل خروجی (متعلق بودن/نبودن به لبه) می‌باشد. بردار احتمال انتخاب عمل در هر سلول بر اساس بزرگی گرادیان تصویر مقدار دهی اولیه می‌شود و سلول‌ها بصورت ناهمگام و با روش بهنگام‌سازی جاروبی اتفاقی بروز می‌شوند.

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 جاروبی 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 ، N 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 شده 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.

	1	4	7	4	1
	4	16	26	16	4
$\frac{1}{273}$	7	26	41	26	7
	4	16	26	16	4
	1	4	7	4	1

(ب)



(الف)

شکل 4) (الف) توزیع گاوسین. (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 گسسته استفاده می‌شود. در این تکنیک دو آستانه به نامهای آستانه بالا و آستانه پایین انتخاب می‌شوند. تمامی نقاط که بیشتر از آستانه بالا باشند، بعنوان لبه انتخاب می‌شوند، و تمامی نقاطی که بین دو مقدار آستانه باشند و در همسایگی آنها یک لبه وجود داشته باشد نیز بعنوان لبه انتخاب می‌شوند. بدین ترتیب نقاط با بزرگی کمتر که متصل به نقاط با بزرگی گرادیان بالا هستند، نیز بعنوان 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 کتی مقایسه می‌شود. مدل پیشنهادی به این شرح است:

ابتدا مانند روش کتی 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) ، 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:

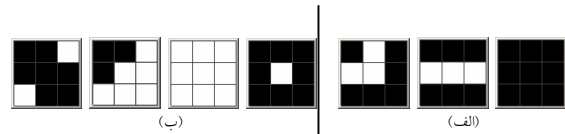
- لبه‌ها در نتایج روش پیشنهادی، متصل و ممتد می‌باشند و معمولاً مرز اشیاء بطور کامل مشخص شده‌اند.
- نویزها و لبه‌های غلط در نتایج جدید کمتر دیده می‌شوند.
- روش جدید به بافتهای موجود در تصویر حساسیت کمتری دارد.

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 گرادیان¹ (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 می‌توانند 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، لبه‌هایی با ضخامت بیش از یک نقطه، و یا ناپیوستگی می‌شوند.



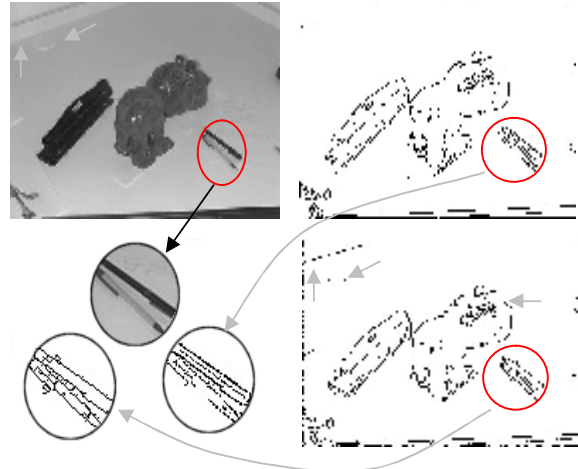
شکل 5) نمونه‌ای از حالت‌هایی که پاداش (الف) یا جریمه (ب) قطعی می‌گیرند. نقاط سفید به منزله وجود لبه است

دسته سوم و مهمترین دسته، حالتی 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. تصمیم‌گیری برای پاداش دادن و یا جریمه کردن این نوع همسایگی‌ها بر اساس پارامتر سراسری دما انجام می‌شود.



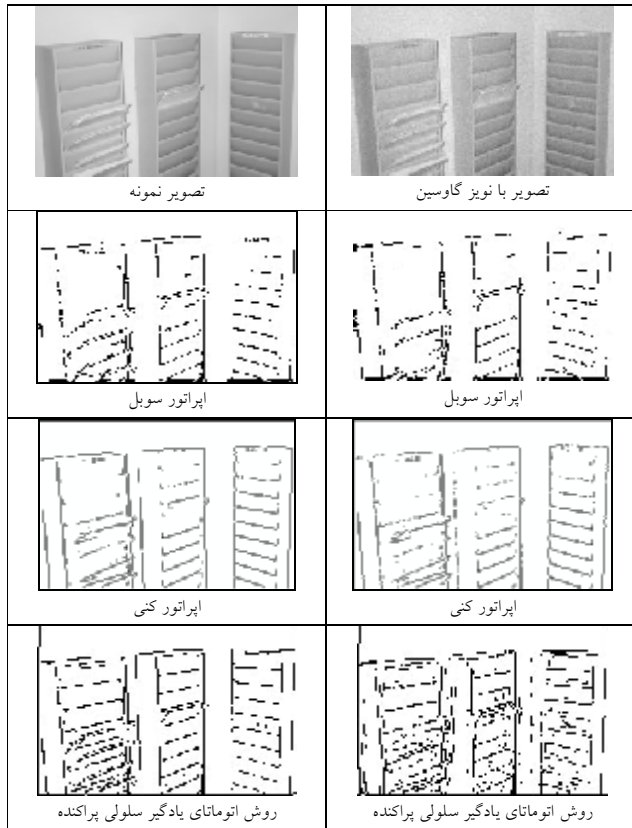


شکل 9) مقایسه روش کنی (تصویر چپ) با روش اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز (تصویر راست)

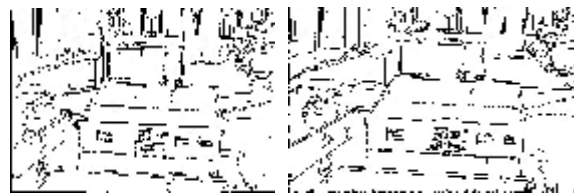


شکل 7) مقایسه روش کنی (عکس بالا) با روش اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز (عکس پایین) بصورت تفصیلی

در آزمایشهای انجام شده، تاثیر بافتهای تصویر بر کارایی روش پیشنهادی نیز بررسی گردید که شکل 8 نمونه‌ای از این نوع آزمایشات را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که بافتهای موجود در تصویر لبه‌های غلط زیادی (بصورت نویز) در نتیجه روش کنی ایجاد کرده است، حال آنکه در لبه‌های بدست آمده از روش پیشنهادی این تاثیر بسیار کم است و لبه‌ها متاثر از بافتها نیستند.



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



شکل 8) مقایسه روش کنی (تصویر چپ) با روش اتوماتای یادگیر سلولی 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.

Control and Communications", CRC Press, Inc., PP. 5-24, 1996.

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

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

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

[18] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", *Advances in Complex Systems*, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, September/December 2004.

[19] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Self-Organizing Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach", Vol. 2690 of Springer-Verlag Lecture Notes in Computer Science, PP. 119-126, Springer-Verlag, 2003.

[20] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Dynamic Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach", *Proceedings of The 2nd Workshop on Information Technology & It's Disciplines*, pp. 218-231, Kish Island, Iran, February 24-26, 2004.

[21] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing", *Journal of Amirkabir*, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004

[22] M. R. Meybodi and F. Mehdipour, "VLSI Placement Using Cellular Learning Automata", *Journal of Modares*, University of Tarbeit Modares, Vol. 16, pp. 81-95, summer 2004.

[23] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "Image Restoration Using Cellular Learning Automata", in *Proceedings of the Second Iranian Conference on Machine Vision, Image Processing and Applications*, KNU University, Tehran, Iran, PP. 261-270, 2003.

[24] M. R. Meybodi, H. Beigy, and M. Taherkhani, "Cellular Learning Automata", *Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001*, Isfahan, Iran, PP. 153-163, 2001.

[25] R. Rastegar and M. R. Meybodi, "A New Evolutionary Computing Model based on Cellular Learning Automata", *Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems 2004 (CIS2004)*, Singapore, December 2004.

[26] R. Rastegar, A. Hariri, and M. R. Meybodi, "A Fuzzy Clustering Algorithm using Cellular Learning Automata based Evolutionary Algorithm", *Proceedings of International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS 2004)*, Japan, 2004.

[27] R. Rastegar, M. Rahmati and M. R. Meybodi, "A CL-EC based Clustering Algorithm", *Proceedings of IEEE Conference in Advances Artificial Intelligence: Theory and Application (AISTA 2004)*, Luxemburg, October 2004.

[28] M. A. L. Thathachar and P. S. Sastry, "Varieties of Learning Automata: An Overview", *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol. 32, No. 6, PP. 711-722, 2002.

[29] M. R. Kharazmi, and M. R. Meybodi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Segmentation", *Proceedings of Tenth Conference on Electrical Engineering (10th ICEE)*, University of Tabriz, Vol. 1, pp. 298-306, May 2002.

[31] M. R. Kharazmi, and M. R. Meybodi, "An Algorithm Based on Cellular Learning Automata for Image Restoration", *Proceedings of The First Iranian Conference on Machine*

در این مقاله روشی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام

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 نوبت حساسیت کمی دارد و امتداد لبهها را

بطور متصل تشخیص می دهد. مشخصه دیگر روش جدید،

تشخیص لبههایی با پهنای یک نقطه، و حساسیت کمتر به

بافتهای موجود در تصویر است. نتایج آزمایشها نشان داد که

روش مبتنی بر اتوماتای سلولی یادگیر ناهمگام 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 Ollinois Press, 1966

[7] M. R. Meybodi and S. Lakshmiarahan, "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 Bohlool 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.