تشخيص لبه در تصاوير با استفاده از اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ 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، تهران، ایران
mmeybodi@aut.ac.ir

چكيده: اتوماتاي يادگير سلولي مدلي براي سيستمهايي است كه از اجزاء ساده‌اي تشكيل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسايگان و نيز تجربيات گذشته‌اش تعيين و اصلاح مي‌شود. اجزاء ساده تشكيل‌دهنده اين مدل، از طريق كنش و واكنش با يكديگر مي‌توانند رفتار پيچيده‌اي از خود نشان دهند. اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز برخلاف اتوماتاي يادگير سلولي كه در آن تمامي سلولها بطور همگام بروز مي‌شوند، سلولها را بطور ناهمگامِ بروز مي‌كند. همچنين حالت هر سلول علاوه بر حالات همسايه‌هاي آن به يک عامل خارجي (سراسري) نيز بستگي دارد. در اين مقاله روشي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز براي يافتن لبه در تصاوير ارائه و با يكي از روشهاي كلاسيک تشخيص لبه به نام اپراتور كني مقايسه مي‌گردد. روش پيشنهادي، به نويز حساسيت كمي دارد و همچنين سعي مي‌كند امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخيص بدهد. مشخصه ديگر روش جديد، تشخيص لبه‌هايي با پهناي يك نقطه و حساسيت كمتر به بافتهاي موجود در تصوير است. بدليل استفاده از مدلي از اتوماتاي سلولي، روش پيشنهادي را مي‌توان بصورت توزيعي نيز پياده‌سازي كرد.. نتايج آزمايشها نشان داده است كه روش پيشنهاد شده از كارايي خوبي در تشخيص لبه‌ها برخوردار است و نسبت به نويز و بافتهاي تصوير حساسيت كمي دارد.

واژه‌هاي كليدي: اتوماتاي يادگير، اتوماتاي يادگير سلولي، اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز، پردازش تصاوير، يافتن لبه

۱- مقدمه

در بينائي ماشين و پردازش تصوير با استفاده از بعضي عمليات رياضي نظير تشخيص لبه بوسيله گراديان و يا اعمال فيلترهاي مناسب ويژگيهاي تصوير نظير لبه‌ها، خطوط، انحناها، گوشه‌ها و مرزها را مي‌توان استخراج كرد. استخراج اين ويژگيها، نمايش و تحليل صحنه‌هاي تصوير را آسان‌تر مي‌سازد. در سالهاي اخير الگوريتمهاي مختلفي براي استخراج ويژگيهاي تصوير ارائه شده است*[10] [8] [9]* . به عنوان مثال ليو[1] با جستجوي مرزها روشي براي يافتن مسيرهاي بسته ارائه داد *[11] [12]*. مير[2] از تشابه نواحي براي يافتن لبه ها استفاده كرد *[10]* و كيم[3] ويژگيهاي توپولوژيكي را مستقيماً از تصوير استخراج كرد*[13]*. در اين روشها نتايج بدست‌آمده نه تنها

[1] *Liow*
[2] *Meir*
[3] *Kim*

حساس به نويز مي‌باشند، بلكه در بسياري از آنها استخراج ويژگيها، وابسته به پيچيدگي الگوهاي تصوير مي‌باشد.

اولين مرحله در بينايي ماشين، يافتن مرز اشياء در صحنه است. مرز اشياء در يك صحنه توسط لبه ها مشخص مي‌شود. تاكنون الگوريتمهاي بسياري براي تشخيص لبه معرفي شده است*[3]*. بطور كلي، الگوريتمهاي تشخيص لبه، داراي دو ضعف بزرگ هستند. يكي تشخصي نقاط غلط به عنوان لبه كه عمدتاً ناشي از نويز هستند، و ديگري بريده بودن مرز اشياء، كه ناشي از كيفيت پايين تصوير و يا ضعف روش تشخيص لبه مي‌باشد. همچنين، تمامي الگوريتمهاي تشخيص لبه داراي تعدادي پارامتر هستند كه معمولا بايستي آنها را براي هر تصوير و يا براي هر حوزه كاري بدست آورد.

در اين مقاله روشي مبتني بر اتوماتايي يادگير ناهمگامِ باز براي يافتن لبه در تصاوير ارائه مي‌گردد و با يكي از روشهاي كلاسيک تشخيص لبه به‌نام روش كني مقايسه مي‌گردد. در روش پيشنهادي به ازاي هر پيكسل يك اتوماتاي يادگير سلولي بر روي شبكه دو بعدي تصوير در نظر گرفته مي‌شود. هر اتوماتاي يادگير از طريق تعامل با همسايگانش رفتار خود را اصلاح مي‌كند. روش ارائه شده، به نويز حساسيت كمي دارد و همچنين سعي مي‌كند امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخيص بدهد. مشخصه ديگر روش جديد، تشخيص لبه‌هايي با پهناي يك نقطه است، در صورتيكه برخي روش‌هاي تشخيص لبه، لبه‌هايي با پهناي بيش از يك نقطه را تشخيص مي‌دهند. همچنين اين روش متكي بر عمليات محلي در همسايگي هر پيكسل مي‌باشد كه پياده سازي آن را ساده‌تر مي‌سازد و امكان پياده‌سازي همروندِ آنرا فراهم مي‌كند. نتايج آزمايش‌ها نشان داده است كه روش مبتني بر اتوماتاي سلولي يادگير در مقايسه با روشهاي ديگر از كارايي بالاتري در تشخيص لبه ها برخوردار است. ادامه مقاله بدين صورت سازماندهي شده است. در بخش ۲ شرح مختصري درباره اتوماتاي سلولي، اتوماتاي يادگير، اتوماتاي سلولي يادگير و اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز داده مي‌شود. در بخش ۳ فرايند تشخيص لبه به روش پيشنهادي مبتني براتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز ارائه مي‌گردد. در بخش ۴ نتايج شبه سازيها ارائه مي‌گردد و بخش نهايي مقاله نتيجه گيري مي‌باشد.

۲- اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز

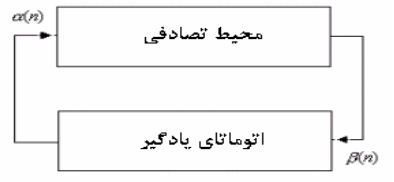
در اين قسمت از مقاله در ابتدا شرح مختصري درباره اتوماتاي سلولي، اتوماتاي يادگير، و اتوماتاي سلولي يادگير داده خواهد شد و سپس اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز معرفي مي‌گردد.

۲-۱ اتوماتاي سلولي

اتوماتاي سلولي *[1][6]* در اواخر دهه ۱۹۴۰ توسط جان ون نيومن[1] مطرح و پس از او توسط رياضيداني بنام استانيسلاو اولم[2] به‌عنوان مدلي براي بررسي رفتار سيستم‌هاي پيچيده پيشنهاد شد. اتوماتاي سلولي سيستم‌هاي ديناميكي گسسته‌اي هستند كه رفتارشان بر اساس ارتباط محلي استوار است. در اين مدل، فضا بصورت يك شبكه تعريف مي‌گردد كه به هر خانه آن يك سلول گفته مي‌شود. زمان بصورت گسسته پيش مي‌رود و قوانين آن بصورت محلي (و مشابه براي همه سلول‌ها) است كه از طريق آن در هر مرحله، هر سلول وضعيت جديد خود را با درنظر گرفتن وضعيت همسايه‌هاي مجاورش بدست مي‌آورد.

۲-۲- اتوماتاهاي يادگير

اتوماتاي يادگير*[28][16][14]* يك ماشين با حالات محدود[3] است كه مي‌تواند تعداد محدودي عمل انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محيطي احتمالي ارزيابي مي‌گردد و پاسخي به اتوماتاي يادگير داده مي‌شود. اتوماتاي يادگير از اين پاسخ استفاده نموده و عمل بعدي خود را انتخاب مي‌كند.(شكل ۱)



[1] *John von Neumann*
[2] *Stanislaw Ulam*
[3] *Finite State Machine*

شكل ۱ : ارتباط بين اتوماتاي يادگير و محيط

اتوماتاي يادگير مي‌تواند با ساختار ثابت و يا ساختار متغير مي‌باشد. اتوماتاي يادگير با ساختار متغير را مي‌توان توسط چهارتايي $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد كه α مجموعه عمل‌هاي اتوماتا، β مجموعه ورودیهاي اتوماتا، p بردار احتمال انتخاب هريک از عملها و $p(n)$ الگوريتم يادگيري مي باشد. الگوريتم زيريک نمونه از الگوريتمهاي يادگيري خطي است. فرض كنيد عمل α_i در مرحله n ام انتخاب شود.

۱) نامطلوب

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

۲) مطلوب

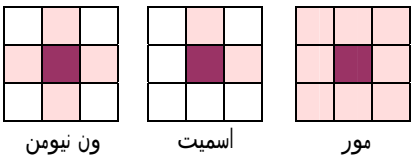
$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$
$$p_j(n+1) = (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \quad j \neq i$$

در روابط فوق، a و b پارامترهاي پاداش و جريمه مي‌باشد. زمانيكه a و b با هم برابر باشند، الگوريتم را[۱] L_{RP} ، زمانيكه b از a خيلي كوچكتر باشد، الگوريتم را [۲] $L_{R\varepsilon P}$ و زمانيكه b مساوي صفر باشد، الگوريتم را [۳] L_{RI} مي‌ناميم.

۲-۳- اتوماتاي يادگير سلولي(*CLA*)

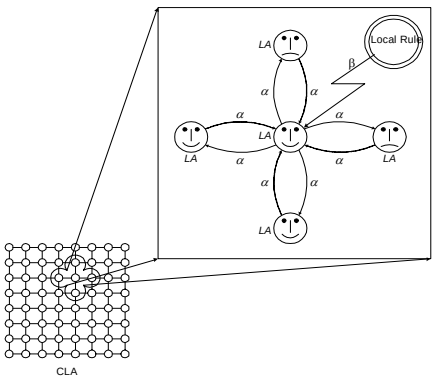
اتوماتاي يادگير سلولي، از يک اتوماتاي سلولي تشكيل شده است كه هر سلول آن به يک يا چند اتوماتون يادگير مجهز مي‌باشد. اعمال خروجي هر اتوماتون حالت سلولش مي‌باشد. قانون اتوماتاي سلولي تعيين مي‌كند كه آيا عمل انتخاب شده توسط اتوماتون سلول بايد پاداش داده شود و يا اينكه جريمه شود. دادن پاداش و يا جريمه باعث بروز شدن ساختار اتوماتاي يادگير سلولي به‌منظور نيل به يک هدف مشخص مي‌گردد.

در اتوماتاي يادگير سلولي مي‌توان از ساختارهاي مختلفي براي همسايگي استفاده نمود. در حالت كلي هر مجموعه مرتب از سلولها را مي‌توان به عنوان همسايه در نظر گرفت اما معمولترين آنها همسايگي ون نيومن[۴] و مور[۵] مي‌باشند كه به نزديكترين همسايگان مشهور مي‌باشند.



شكل ۲ : همسايگي مختلف

عملكرد اتوماتاي يادگير سلولي را مي‌توان بدين شرح بيان كرد: در هر لحظه هر اتوماتون يادگير در اتوماتاي يادگير سلولي يك عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب مي‌كند. اين عمل مي‌تواند بر اساس مشاهدات قبلي و يا به صورت تصادفي بر طبق بردار احتمالات عملهاي اتوماتاي يادگير انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلول‌هاي همسايه و قانون حاكم بر اتوماتاي يادگير سلولي، پاداش داده و يا جريمه مي‌شود. با توجه به اين پاسخ، اتوماتاي يادگير رفتار خود را تصحيح كرده و از اين طريق، ساختار داخلي خود را بهنگام مي‌كند. معمولاً اين عمل براي تمامي سلولها به صورت همزمان انجام مي‌شود. فرايند انتخاب عمل و دادن پاداش و يا جريمه تا زمانيكه سيستم به حالت پايدار برسد و يا يك معيار از قبل تعريف شده‌اي بر قرار شود ادامه مي‌يابد. شكل ۳ اتوماتاي يادگير سلولي را نشان مي‌دهد كه در آن از همسايگي ون نيومن استفاده شده است. در اين شكل، اتوماتاهايي كه خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهايي كه ناراحت هستند در مرحله قبل جريمه شده‌اند.



[۱] *Linear Reward Penalty*

[۲] *Linear Reward Epsilon Penalty*

[۳] *Linear Reward Inaction*

[4] *Von Neuman*

[5] *Moore*

شكل ۳ : اتوماتاي يادگير سلولي *(CLA)*

براي اطلاعات بيشتر درباره اتوماتاي يادگير سلولي و كاربرد هاي آن مي‌توان به *[31-18][33]* مراجعه نمود.

۲-۴- اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز

اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز كه *براي اولين بار در اين مقاله معرفي مي‌گردد* با اتوماتاي يادگير سلولي در دو مورد متفاوت مي‌باشد: ۱- فعال كردن سلولها در اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز بصورت ناهمگام صورت مي‌پذيرد. ۲- قانون حاكم بر اتوماتاي سلولي كه بر اساس آن به اعمال اتوماتاي يادگير پاداش و يا جريمه داده مي‌شود. علاوه بر اعمال انتخاب شده توسط همسايه‌ها به يک يا چند عامل خارجي نيز وابسته است كه به اين خصيصه، *خصيصه باز بودن* گفته مي‌شود. روشهاي مختلفي براي فعال كردن سلولها بطور ناهمگام وجود دارد كه در ادامه به تعدادي از آنها مختصراً اشاره مي‌شود.

بهنگام‌سازي جاروبي خط به خط[1]: در اين روش، بهنگام‌سازي تمامي سلولهاي موجود در يک سطر بر اساس يک دنباله تصادفي از پيش تعيين شده انجام مي‌شود و اين كار براي تمامي سطرها تكرار مي‌شود. زمان بين دو بهنگام‌سازي يک سلول در اين روش، يک مقدار ثابت است.

بهنگام‌سازي جاروبي اتفاقي: در اين روش سلولها بر اساس يك دنباله اعداد تصادفي غيرتكراري بهنگام‌سازي مي‌شوند و در هر مرحله دنباله غيرتكراري جديدي ايجاد مي‌شود. با استفاده از اين مدل، اميد رياضي فاصله بين بهنگام‌سازي‌هاي متوالي يك سلول ثابت مي‌باشد.

بهنگام‌سازي اتفاقي يكنواخت: مانند بهنگام‌سازي جاروبي اتفاقي است با اين تفاوت كه شرط غيرتكراري بودن اعداد از دنباله برداشته مي‌شود. در نتيجه در يک دور بهنگام‌سازي، ممكن است يک سلول بيش از يک‌بار بهنگام شود و يک سلول بهنگام نشود.

بهنگام‌سازي زماني: در اين نوع بهنگام‌سازي زمان بهنگام‌سازي يك سلول مستقل از بقيه سلولها و توسط الگوريتمي، وابسته به خود سلول مشخص مي‌شود. هر سلول ساعت مربوط به خود را دارد كه زنگ اين ساعت بيانگر زمان بهنگام‌سازي آن سلول است. اين نوع بهنگام‌سازي براي پياده‌سازي موازي بسيار مناسب است.

۳- روش پيشنهادي

در اين بخش ابتدا بطور خلاصه به مبحث تشخيص لبه اشاره مي‌شود و سپس روش پيشنهادي براي تشخيص لبه كه مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگام باز مي‌باشد ارائه مي‌گردد.

۳-۱- روشهاي تشخيص لبه

تشخيص لبه در اغلب روشها در دو مرحله انجام مي‌گيرد. *مرحله اول* محاسبة احتمال لبه‌بودن نقاط با استفاده از كليشه‌هاي لبه‌ياب است. از آنجايي كه لبه، يك تغيير ناگهاني در شدت روشنايي تصوير است، براي يافتن لبه از گراديان تصوير استفاده مي‌شود. يكي از پركاربردترين تقريب‌هاي گراديان، اپراتور سوبل*[5]* است كه در اين مقاله براي بدست آوردن توزيع احتمالاتي لبه‌ها از آن استفاده مي‌شود. فرمول ۳ اين تقريب را نشان مي‌دهد. فرمول ۴ نيز طريقه بدست آوردن اندازه گراديان را نشان مي‌دهد.

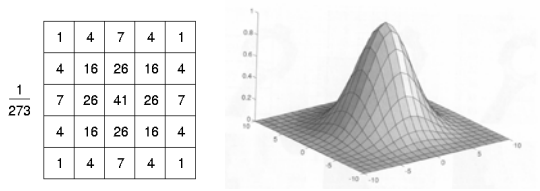
$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \qquad (۳)$$

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \qquad (۴)$$

مرحله دوم در تشخيص لبه، بازبيني نقاط بدست آمده است. ساده‌ترين روش، كه توسط سوبل استفاده شده است، آستانه‌اي نمودن مقادير احتمال بدست آمده مي‌باشد. نتيجه اعمال روش سوبل با آستانه‌اي نمودن، براي اكثر تصاوير ضخامتي بيش از يک نقطه دارد و شديداً به نويز حساس مي‌باشد. براي رفع اين مشكل، جان كني روش جديدي را پيشنهاد كرد كه بر اساس آن لبه‌ها با ضخامت يک نقطه بدست مي‌آيند و حساسيت به نويز نيز كمتر مي‌شود.

[1] *Line by Line sweep*

در روش تشخيص لبة جان كني *[4]* ابتدا با كليشه تقريب گسسته تابع گوسين، تصوير هموار مي‌شود. شكل تابع و كليشه مورد نظر در شكل ۴ ديده مي‌شود.



$\frac{1}{273}$

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

(ب) (الف)

شكل ۴) (الف) توزيع گؤسين. (ب) كليشة فيلتر گاوسي

در مرحله بعد با توجه به جهت بيشترين تغييرات در هر نقطه كه توسط كليشه‌هاي گراديان مشخص مي‌شود، نقاط با گراديان بيشينه مشخص مي‌شوند و بقيه نقاط از توزيع احتمالي حذف مي‌شوند. به اين عمل زدودن نقاط غيربيشينه*[5]* گفته مي‌شود.

نهايتاً از تكنيک آستانه‌اي نمودن پسماندي براي اتصال لبه‌هاي گسسته استفاده مي‌شود. در اين تكنيك دو آستانه به نامهاي آستانة بالا و آستانة پايين انتخاب مي‌شوند. تمامي نقاط كه بيشتر از آستانه بالا باشند، بعنوان لبه انتخاب مي‌شوند، و تمامي نقاطي كه بين دو مقدار آستانه باشند و در همسايگي آنها يک لبه وجود داشته باشد نيز بعنوان لبه انتخاب مي‌شوند. بدين ترتيب نقاط با بزرگي كمتر كه متصل به نقاط با بزرگي گراديان بالا هستند، نيز بعنوان لبه انتخاب مي‌شوند.

۳-۲- تشخيص لبه توسط اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز

در اين بخش روشي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز براي يافتن لبه در تصاوير سطح خاكستري ارائه مي‌شود و سپس با روش كني مقايسه مي‌شود. مدل پيشنهادي به اين شرح است:

ابتدا مانند روش كني از اپراتور گاوسين براي از بين بردن نويزها استفاده مي‌كنيم. ولي در اين روش از پارامتر حذف نويز كوچكتري استفاده مي‌شود، زيرا با توجه به اينكه روش پيشنهادي حساسيت كمتري به نويز دارد، اين كار باعث مي‌شود جزئيات بيشتري از تصوير حفظ شود. براي يافتن لبه در يک تصوير با اندازه $C \times R$، از يک اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز با R سطر و C ستون استفاده مي‌شود. هر پيكسل تصوير به سلول هم موقعيت آن در اتوماتاي يادگير سلولي نگاشت مي‌شود. اتوماتاي يادگير مورد استفاده در هر سلول از نوع $L_{R\varepsilon P}$ است كه داراي دو عمل خروجي (متعلق بودن/نبودن به لبه) مي‌باشد. بردار احتمال انتخاب عمل در هر سلول بر اساس بزرگي گرادیان تصوير مقدار دهي اوليه مي‌شود و سلول‌ها بصورت ناهمگام و با روش *بهنگام‌سازي جاروبي اتفاقي* بروز مي‌شوند.

پاداش و يا جريمه دادن به اعمال انتخابي هر اتوماتون يادگير بر اساس توزيع احتمالي بزرگي گراديان*(G)*، حالات مختلف همسايه‌هاي لبه*(N)*، پارامتر سراسري دما*(T)* و پارامتر سراسري اهميت توزيع گراديان *(I)* انجام ميگيرد. مراحل الگوريتم به شرح زير مي‌باشد:

۱) تصوير با استفاده از اپراتور گاوسين هموار مي‌شود.

۲) اتوماتای سلولی یادگیر برای تصویر ایجاد می‌شود.

۳) مراحل ۴ تا ۷ بصورت غيرهمگام با روش بهنگام سازي جاروبي اتفاقي، تكرار مي‌شوند.

۴) اتوماتون يادگير بر اساس بردار احتمال اعمال خود يک عمل را انتخاب مي‌كند.

۵) مقدار پارامتر سراسري N بر اساس همسايه‌هاي هر اتوماتاي يادگير و پارامتر سراسري T محاسبه مي‌شود.

۶) بر اساس عمل‌هاي انتخاب شده توسط همسايه‌ها و پارامتر سراسري I، N، و G به عمل انتخاب شده توسط اتوماتاي يادگير پاداش و يا جريمه داده مي‌شود.

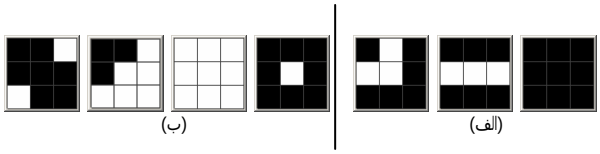
۷) مقدار پارامترهاي سراسري بروز مي‌شود. اگر مقدار پارامتر T از يک مقدار از پيش تعيين شده‌اي كمتر شود، الگوريتم خاتمه مي‌يابد. مقادير اوليه براي پارامتر T يک مقدار بالا (معمولا بين ۸ تا ۱۰) و براي پارامتر I يک مقدار پايين (بين ۰ تا ۰/۵) در نظر گرفته مي‌شود. پس از هر بار بهنگام‌سازي مقدار دما(T) كم و مقدار اهميت گراديان(I) افزايش مي‌يابد. با اين كار در مراحل اوليه، آنتروپي اتوماتاي يادگير سلولي بالا

بوده و بسياري از نقاط به عنوان لبه در نظر گرفته مي‌شوند و با پايين آمدنT و بالا رفتن I، نقاط اضافه حذف مي‌شوند.

اهميت گراديان[1] ***(I)***: اين پارامتر سراسري، مشخص كننده اهميت بردار گراديان محاسبه شده از تصوير اوليه است. هر چه مقدار اين پارامتر بيشتر باشد، بردارهاي گراديان در پاداش و جريمه، تاثير بيشتري دارند.

دما***(T)***: مقدار اين پارامتر سراسري احتمال دادن پاداش به اعمال انتخابي سلولهايي است كه بنظر مي‌رسد مي‌توانند يك امتداد را روي لبه‌ها ادامه دهند. آزمايشها نشان داده است كه با انتخاب يك مقدار بالا براي دما و سپس كاهش تدريجي آن در طي اجراي الگوريتم مي‌توان نتايج بهتري را توليد كرد.

حالات همسايه‌ها ***(N)***: همانطور كه قبلاً اشاره شد مقادير همسايه‌هاي يك سلول بايستي در دادن پاداش و يا جريمه به اعمال انتخابي توسط اتوماتون يادگير آن سلول تاثير گذار باشند. با توجه به مقاديري كه همسايه‌هاي يك سلول اختيار مي‌كنند آنها را مي‌توان به سه گروه تقسيم كرد. نمونه هايي از گروه اول كه براي آنها به سلول پاداش قطعي داده مي‌شود در شكل ۵ (الف) آمده است. نمونه‌هايي از گروه دوم كه براي آنها سلول قطعاً جريمه مي‌شوند در شكل ۵ (ب) نشان داده شده است. سلولهايي كه اين اعمال را انتخاب كرده باشند عموماً باعث ايجاد لبه‌هاي تنها و پراكنده، لبه‌هايي با ضخامت بيش از يك نقطه، و يا ناپيوستگي مي‌شوند.



شكل ۵) نمونه‌اي از حالتهايي كه پاداش(الف) يا جريمه(ب) قطعي مي‌گيرند. نقاط سفيد به منزله وجود لبه است

دسته سوم و مهمترين دسته، حالاتي هستند كه مي‌توان هم به آنها پاداش داد و هم آنها را جريمه كرد. پاداش دادن به اين نوع همسايگي‌ها باعث ايجاد لبه‌هاي اضافه و در نتيجه امتداد دادن آن لبه‌ها مي‌شود و جريمه كردن آنها، امتداد لبه‌ها را كوتاه مي‌كند. تصميم گيري براي پاداش دادن و يا جريمه كردن اين نوع همسايگي‌ها بر اساس پارامتر سراسري دما انجام مي‌شود.

شكل ۶) نمونه‌اي از همسايگي دسته سوم.

احتمال پاداش دادن به يك اتوماتون يادگير بر اساس فرمول زير محاسبه مي‌شود:

$$P_{reward}(x,y) = I \ * |G(x,y)| + N(x,y,T) * T \quad (۱)$$

كه در آن، $P_{reward}(x,y)$ احتمال پاداش دادن به اتوماتون سلول (x,y)، I پارامتر اهميت گراديان، T پارامتر دما، $|G(x,y)|$ بزرگي گراديان در نقطه (x,y)، و $N(x,y,T)$ پاداش يا جريمة ناشي از همسايگان سلول (x,y) مي‌باشد.

ليست كاملي از شرايط يک سلول و همسايگانش كه بر اساس آنها به عمل انتخابي توسط سلول مركزي، پاداش و يا جريمه داده مي‌شود در *[32]* آمده است.

۴- نتايج آزمايشها

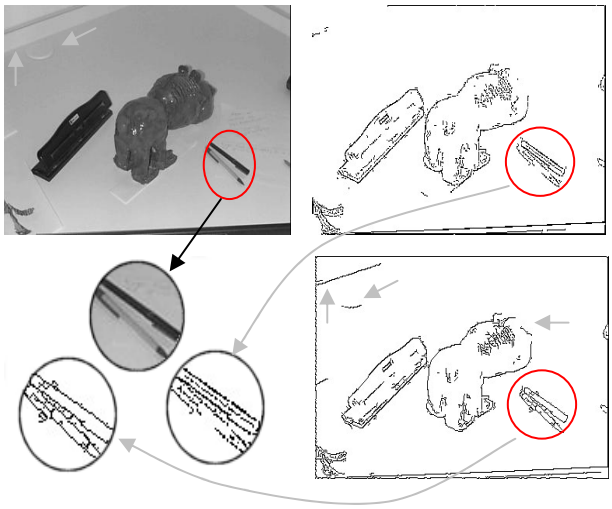
نتايج بدست آمده از روش پيشنهادي با نتايج بدست آمده از روش كني مقايسه شده است. لبه‌هاي بدست آمده با استفاده از روش پيشنهادي برتري‌هايي نسبت به لبه‌هاي بدست آمده با استفاده از روش كني داشته‌اند كه از آن جمله مي‌توان به نكات زير اشاره كرد:

- لبه‌ها در نتايج روش پيشنهادي، متصل و ممتد مي‌باشند و معمولا مرز اشياء بطور كامل مشخص شده‌اند.
- نويزها و لبه‌هاي غلط در نتايج جديد كمتر ديده مي‌شوند.
- روش جديد به بافتهاي موجود در تصوير حساسيت كمتري دارد.

براي مثال اول به شكل ۷ دقت كنيد. لبه‌هاي بدست آمده توسط دو روش تفاوتهاي زيادي دارند كه در اين تفاوتها بصورت بارز نمايش داده شده‌اند. مشاهده مي‌شود كه لبه هاي دو خودكاري كه در شكل وجود دارد به خوبي با اشكال كاملاً بسته و نزديك به شكل اصلي، توسط روش پيشنهادي بدست

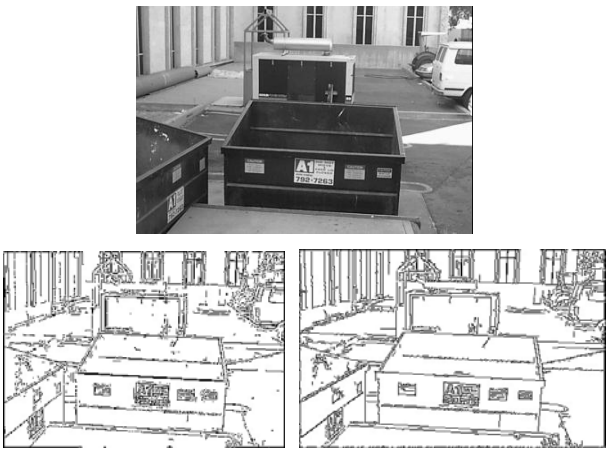
[1] *Importance of gradient*

آمده‌اند حال آنکه با روش کني اين کار بصورت ناکامل و با نويز انجام شده است.



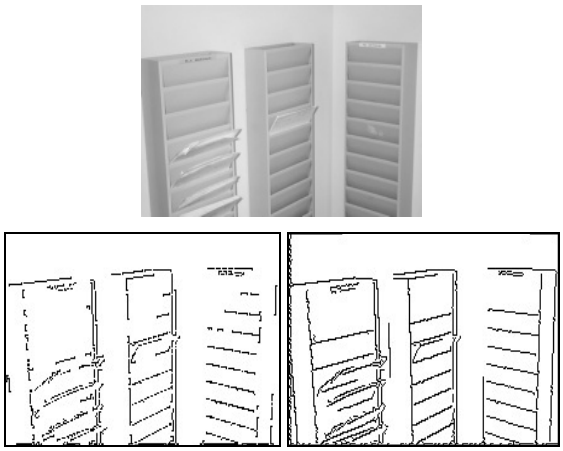
شکل ۷) مقايسه روش کني (عکس بالا) با روش اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز(عکس پايين) بصورت تفضيلي

در آزمايشهاي انجام شده، تاثير بافتهاي تصوير بر کارايي روش پشنهادي نيز بررسي گرديد که شکل ۸ نمونه‌اي از اين نوع آزمايشات را نشان مي‌دهد. مشاهده مي‌شود که بافتهاي موجود در تصوير لبه‌هاي غلط زيادي (بصورت نويز) در نتيجه روش کني ايجاد کرده است، حال آنکه در لبه‌هاي بدست آمده از روش پيشنهادي اين تاثير بسيار کم است و لبه‌ها متاثر از بافتها نيستند.

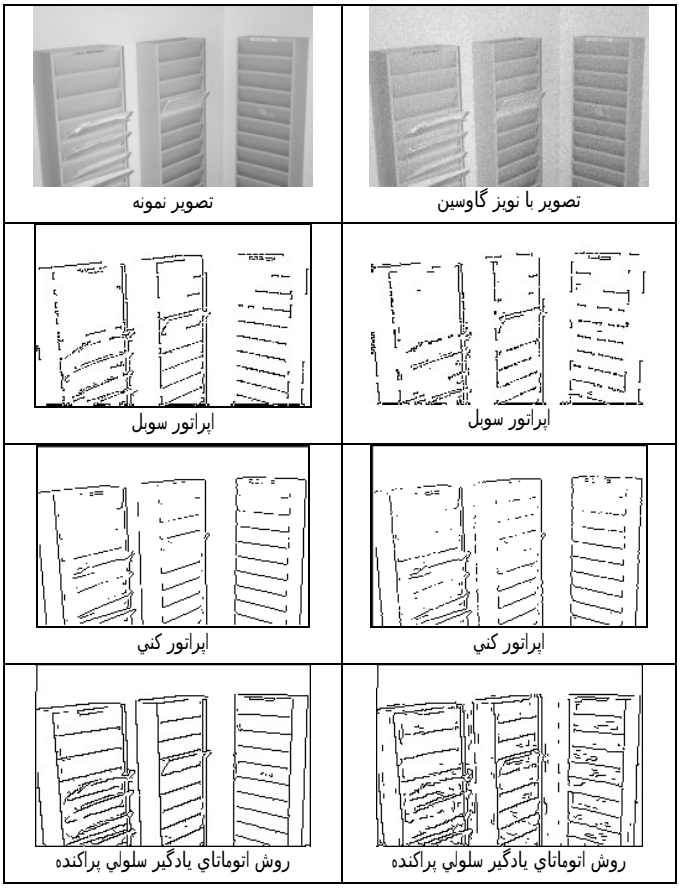


شکل ۸) مقايسه روش کني(تصوير چپ) با روش اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز(تصوير راست).

در شکل ۹ و ۱۰ ابتدا يک تصوير نمونه بدون نويز و سپس با اضافه کردن مقداري نويز بررسي شده است. باز هم نتايج بدست آمده حاکي از برتري روش پيشنهادي و حساسيت کمتر آن به نويز است. براي آزمايشهاي بيشتر ميتوان به *[32]* مراجعه نمود.



شکل ۹) مقايسه روش کني(تصوير چپ) با روش اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز(تصوير راست)



شکل ۱۰) مقايسه اپراتور کني و سوبل با روش اتوماتاي يادگير سلولي پراکنده بر روي يك تصوير همراه با نويز.

۵- نتيجه گيري

در اين مقاله روشي مبتني بر اتوماتاي يادگير سلولي ناهمگامِ باز براي يافتن لبه در تصاوير سياه و سفيد پيشنهاد و با يكي از روشهاي كلاسيک تشخيص لبه به‌نام روش كني مقايسه گرديد. روش پيشنهادي، به نويز حساسيت كمي دارد و امتداد لبه‌ها را بطور متصل تشخيص مي‌دهد. مشخصه ديگر روش جديد، تشخيص لبه‌هايي با پهناي يك نقطه، و حساسيت كمتر به بافتهاي موجود در تصوير است. نتايج آزمايشها نشان داد كه روش مبتني بر اتوماتاي سلولي يادگير ناهمگامِ باز از كارايي خوبي در تشخيص 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-Reproducting Automata", University of Ollinois Press, 1966*

[7] *M. R. Meybodi and S. Lakshmivarahan, "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, 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 Leaning 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 CLA-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 (10^{th} 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 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.*