

## کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصویر

احمدعلی آبین      سیدحمید امیری      حمید بیگی

دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

### چکیده

اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان یک مدل برای سیستم‌هایی که از اجزاء بسیار ساده‌ای تشکیل شده‌اند مطرح شده است. در این مدل رفتار هر جزء براساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده و قدرتمندی را در کاربردهای مختلف از خود نشان دهند. پردازش تصویر یکی از حوزه‌های مهم هوش مصنوعی است که در آن می‌توان از اتوماتای یادگیر سلولی در مراحل مختلف پردازش استفاده نمود. ویژگی سلولی بودن اتوماتای یادگیر سلولی می‌تواند در پردازش و انتشار اطلاعات همسایگی تصاویر مورد استفاده قرار گیرد. همچنین برای افزایش دقت و بهبود الگوریتم‌های پردازش تصویر می‌توان از خواص یادگیری و تکرار شونده‌ی اتوماتای یادگیر سلولی استفاده نمود. در این مقاله اتوماتای یادگیر سلولی با بررسی خواص و کاربردهای آن در زمینه‌های مختلف بررسی می‌شود. سپس کاربرد آن در دو زمینه آشکارسازی لبه و قطعه‌بندی تصویر که هر دو از مباحث بسیار مهم و پایه‌ای در امر پردازش تصویر هستند با معرفی دو الگوریتم جدید مورد بررسی قرار می‌گیرد. روش پیشنهادی برای آشکارسازی لبه یک روش وفقی برای آشکارسازی لبه‌های تصویر می‌باشد که بدون استفاده از روش‌های معمول پردازش تصویر و تنها به کمک ویژگی‌های آماری تصویر و استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی لبه‌های تصویر را آشکار می‌سازد. روش قطعه‌بندی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی نیز با استفاده از اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها به کمک یک اتوماتای یادگیر سلولی اقدام به انتشار اطلاعات یافت در طول تصویر نموده و در نهایت به یک تصویر قطعه‌بندی شده همگرا می‌شود.

**کلمات کلیدی:** اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، پردازش تصویر، تشخیص لبه، قطعه‌بندی تصویر.

### ۱- مقدمه

همسایگی تعریف شده با یکدیگر در ارتباط هستند. هر سلول می‌تواند چند مقدار مختلف را به خود بگیرد. برای تعیین مقدار سلول در هر مرحله، از یک قانون محلی استفاده می‌شود که این قانون با توجه به مقدار یک سلول و همسایه‌های آن در مرحله کنونی، مقدار سلول را در مرحله بعد تعیین می‌کند. اتوماتای یادگیر سلولی<sup>۱</sup> از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز شده است و به عنوان یک مدل برای سیستم‌هایی که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند، مطرح شده است. در این مدل رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. تاکنون اتوماتای یادگیر سلولی در کاربردهای بسیاری مانند پردازش تصویر [۱، ۱۰]، شبکه‌های سلولی سیار [۱۱]، مدلسازی شبکه‌های تجاری [۱۲] مورد استفاده قرار گرفته است.

اتوماتای یادگیر<sup>۱</sup> ماشینی است که می‌تواند تعدادی متناهی کنش را انجام دهد. هر کنش انتخاب شده، توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می‌شود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنال پاداش یا جریمه به اتوماتا داده می‌شود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب کنش بعدی تاثیر می‌گیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین کنش‌های خود بهترین کنش را انتخاب نماید. حل مسائل NP کامل [۷]، تخصیص ظرفیت [۸] و شبکه‌های عصبی [۹] تنها چند نمونه از مسائلی هستند که در آنها از اتوماتای یادگیر برای حل مساله استفاده شده است. از سویی دیگر، اتوماتای سلولی<sup>۲</sup> به عنوان یک ابزار برای سنتز سیستم‌های پیچیده از چندین مولفه ساده تشکیل شده‌اند که هر کدام از این مولفه‌ها به یک واحد به نام سلول نگاشت می‌یابند. این سلول‌ها در یک شبکه منظم قرار گرفته و تحت یک رابطه

سلولی به همراه ساختار روش‌های پیشنهادی و نتایج شبیه‌سازی هر روش شرح داده می‌شود. در پایان هم مقاله با نتیجه‌گیری پایان می‌پذیرد.

## ۲- آتوماتای یادگیر سلولی

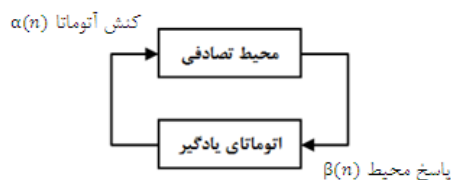
در این بخش نخست بطور خلاصه آتوماتای سلولی معرفی می‌شود و سپس مقدمه‌ای خواهیم داشت بر آتوماتای یادگیر و چند روش متداول یادگیری و در پایان آتوماتای یادگیر سلولی معرفی و عملکرد آن شرح داده می‌شود.

### ۲-۱- آتوماتای سلولی

آتوماتای سلولی در سال ۱۹۴۰ توسط دو ریاضیدان به نام‌های John Von Neumann و Stanislaw Ulam معرفی شده است [۲۲]. آتوماتای سلولی به عنوان یک ابزار برای سنتز سیستم‌های پیچیده مناسب است. این سیستم‌ها از چندین مولفه ساده تشکیل شده‌اند که هر کدام از این مولفه‌ها به یک واحد به نام سلول نگاشت می‌یابند [۲۳، ۲۴]. این سلول‌ها در یک شبکه منظم قرار می‌گیرند و تحت یک رابطه همسایگی تعریف شده با یکدیگر در ارتباط هستند. هر سلول می‌تواند  $k$  مقدار مختلف را به خود بگیرد و برای تعیین مقدار سلول در هر مرحله، از یک قانون محلی استفاده می‌شود. این قانون با توجه به مقدار یک سلول و همسایه‌های آن در مرحله کنونی، مقدار سلول را در مرحله بعد تعیین می‌کند.

### ۲-۲- آتوماتای یادگیر

آتوماتای یادگیر به عنوان یک روش برای حل مسایل یادگیری توسط ریاضیدان روسی به نام Tsetlin معرفی شد [۲۵]. آتوماتای یادگیر ماشینی است که می‌تواند تعدادی متناهی کنش را انجام دهد. هرکنش انتخاب شده، توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می‌شود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنال پاداش یا جریمه به آتوماتا داده می‌شود و آتوماتا از این پاسخ در انتخاب کنش بعدی تاثیر می‌گیرد. هدف نهایی این است که آتوماتا یاد بگیرد تا از بین کنش‌های خود بهترین کنش را انتخاب کند. بهترین کنش، آن کنشی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را بیشینه نماید [۲۶]. شکل ۱ چگونگی تعامل آتوماتای یادگیر با محیط را نشان می‌دهد.



شکل ۱- ارتباط بین آتوماتای یادگیر و محیط [۲۷]

محیط را می‌توان توسط سه تایی  $E = \{\alpha, \beta, C\}$  نشان داد که در آن  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودی‌های محیط و خروجی‌های آتوماتا،  $\beta = \{0, 1\}$  مجموعه خروجی‌های محیط و ورودی‌های آتوماتا و  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمال‌های جریمه می‌باشد. هر گاه  $\beta$  مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع  $P$  می‌باشد. در چنین محیطی  $\beta_0 = 1$  به عنوان

از طرفی، حوزه پردازش تصویر یکی از حوزه‌هایی است که در آن استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی بسیار مورد توجه قرار گرفته است. بسیاری از الگوریتم‌های پردازش تصویر، برای دستیابی به اهداف موردنظرشان معیارهای خاصی را تعریف کرده و سپس بر اساس این معیارها و استفاده از اطلاعات همسایگی عمل می‌نمایند. هر کدام از دو جزء یاد شده (تعریف معیار و استفاده از اطلاعات همسایگی) می‌توانند به راحتی توسط یک آتوماتای یادگیر سلولی پیاده‌سازی شوند. برای استفاده از اطلاعات همسایگی پیکسل‌های واقع در تصویر می‌توان از رابطه همسایگی موجود در آتوماتای یادگیر سلولی بهره گرفت و برای تعریف معیار می‌توان یک قانون مناسب طراحی نمود. از طرفی خاصیت سلولی تصاویر و همسایگی بین پیکسل‌های آن زمینه استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی را آسان‌تر نموده است. از جمله کاربردهایی که در آنها استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی منجر به تولید نتایج مناسبی شده است می‌توان به بازیابی تصاویر [۲]، الگوگذاری تصاویر [۳]، قطعه‌بندی تصاویر خاکستری [۴]، تشخیص لبه [۵] و تشخیص رنگ پوست [۱۳] اشاره کرد. همچنین در زمینه‌هایی از قبیل شبیه‌سازی پدیده‌های اجتماعی مانند انتشار شایعه [۱۴]، خوشه‌بندی داده‌ها [۱۵] و جایابی مدارهای متراکم [۱۶] از آتوماتای یادگیر سلولی استفاده شده است.

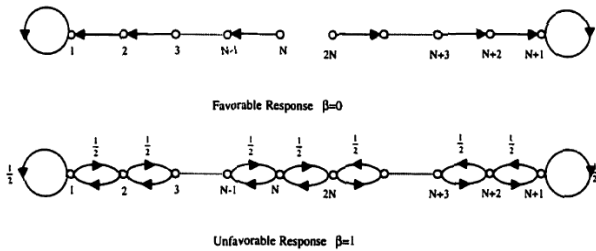
در این مقاله استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصویر در دو زمینه تشخیص لبه و قطعه‌بندی تصویر مورد بررسی قرار گرفته است و برای هر یک از آنها یک راهکار ارائه شده است. لبه‌های موجود در یک تصویر از ویژگی‌هایی است که در حوزه پردازش تصویر و بینایی ماشین بسیار پرکاربرد بوده و از مباحث پایه‌ای و بسیار مهم در این حوزه به شمار می‌رود. روش‌های زیادی از قبیل سوبل، پرویت، کنی و ... برای آشکارسازی این ویژگی مطرح شده‌اند که بیشتر آنها از خاصیت گرادیان تصویر و برخی عملیات ریاضی برای این امر استفاده می‌کنند.

در این مقاله یک آشکارساز و فقی لبه با استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی ارائه شده است که در آن ابتدا با استفاده از تجزیه و تحلیل آماری تصویر و بررسی وجود لبه در نواحی مختلف تصویر، لبه‌های تصویر تقویت شده و نقاط غیر لبه تضعیف می‌شوند. این روش به عنوان یک مرحله پیش‌پردازش برای آتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد. پس از آن از آتوماتای یادگیر سلولی برای تقویت و بهبود لبه‌های تقویت شده در مرحله پیش‌پردازش استفاده می‌شود. در این مرحله آتوماتای یادگیر سلولی به کمک خاصیت همسایگی و تکرارپذیری خود نوبزه‌های مرحله قبل را برطرف نموده و سبب بهبود لبه‌های آشکار شده خواهد شد.

قطعه‌بندی تصویر و ویدئو هم به عنوان یک گام پیش‌پردازش بسیار مهم برای اعمالی نظیر پیدا کردن ناحیه دلخواه در یک صحنه، تفسیر داده‌ها و بازیابی تصاویر محسوب می‌شود. تاکنون روش‌های زیادی از قبیل روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی آماری [۱۶، ۱۷، ۱۸]، انتشار انرژی [۱۹]، افراز گراف [۲۰] و قطعه‌بندی بدون ناظر [۲۱] برای قطعه‌بندی تصاویر مطرح شده‌اند. در قسمت دوم این مقاله یک الگوریتم برای قطعه‌بندی تصاویر رنگی با استفاده از آتوماتای یادگیر سلولی معرفی می‌شود. در بسیاری از الگوریتم‌های قطعه‌بندی موجود، برای یافتن نواحی تصویر یک سری معیار تعریف و سپس بر اساس این معیارها و تشابه پیکسل‌های واقع در یک همسایگی، تعلق هر کدام از پیکسل‌ها به یک دسته تعیین می‌شود. هر کدام از دو جزء یاد شده (تعریف معیار و همسایگی) توسط یک آتوماتای یادگیر سلولی مدل‌سازی شده و در راستای قطعه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته است. آتوماتای یادگیر سلولی از یک الگوریتم تکراری برای رسیدن به یک حالت پایدار در امر قطعه‌بندی استفاده می‌کند.

ادامه این مقاله بدین‌گونه سازماندهی شده است. در بخش ۲ آتوماتای یادگیر به همراه آتوماتای یادگیر سلولی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۳ و ۴ به ترتیب آشکارسازی لبه‌های تصویر و قطعه‌بندی تصاویر توسط آتوماتای یادگیر

آتوماتای Krylov نیز نوع دیگری از آتوماتا با ساختار ثابت است که گراف تغییر حالت آن در شکل ۴ نشان داده شده است. رفتار این نوع آتوماتا را به ازای پاداش و جریمه دریافتی از محیط، در شکل ۵ مشاهده می‌کنید. همانطوری که مشاهده می‌کنید رفتار این آتوماتا در محیط بدین صورت می‌باشد که به ازای دریافت پاداش در قبال اجرای یک کنش مانند دو آتوماتای قبلی عمل می‌کند ولی به ازای دریافت جریمه در قبال اجرای یک کنش، به احتمال ۰.۵ فرصت جریمه شدن آن را یک واحد افزایش می‌دهد و به احتمال ۰.۵ به اندازه یک واحد از فرصت جریمه آن کنش می‌کاهد. در کل این آتوماتا بدین صورت رفتار می‌کند که در حین اجرای هر کنش در محیط چنانچه یک پاداش دریافت کند فرض را بر این می‌گذارد که این کنش خوب است و فرصت جریمه آن را یک واحد افزایش می‌دهد ولی به ازای دریافت جریمه، به طور یقین فرض را بر این نمی‌گذارد که این کنش بد است بلکه با احتمال ۰.۵ این فرض را در نظر می‌گیرد.



شکل ۴- رفتار آتوماتای Krylov [۲۸]

### ۲-۲-۲- آتوماتای یادگیر با ساختار متغیر

آتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط چهار تایی  $E = \{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داده می‌شود که در آن  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه کنش‌های آتوماتا،  $\beta = \{0, 1\}$  مجموعه ورودی‌های آتوماتا،  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$  بردار احتمال انتخاب هر یک از کنش‌ها و  $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. فرض کنید که در مرحله  $n$ -ام کنش  $\alpha_i$  انتخاب شود. این انتخاب بر اساس بردار احتمال کنش‌ها صورت گیرد. پس از اعمال کنش بر روی محیط تصادفی، پاسخ محیط دریافت می‌شود.

چنانچه محیط به کنش انتخاب شده پاداش دهد، احتمال انتخاب کنش  $\alpha_i$  در مرحله بعد افزایش و احتمال انتخاب سایر کنش‌ها کاهش می‌یابند. اما اگر پاسخ محیط به این کنش جریمه باشد، احتمال انتخاب کنش  $\alpha_i$  در مرحله بعد کاهش و احتمال انتخاب سایر کنش‌ها افزایش می‌یابند. نکته‌ای که باید مورد توجه قرار گیرد این است که  $p$  یک بردار احتمال است و بنابراین باید مجموع احتمال کنش‌ها در هر مرحله مساوی یک باشد. روابط (۱) و (۲) یکی از روش‌های به‌هنگام‌سازی بردار احتمال  $p$  (الگوریتم یادگیری) را نشان می‌دهد.

الف- پاداش ( $\beta = 0$ )

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

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

ب- جریمه ( $\beta = 1$ )

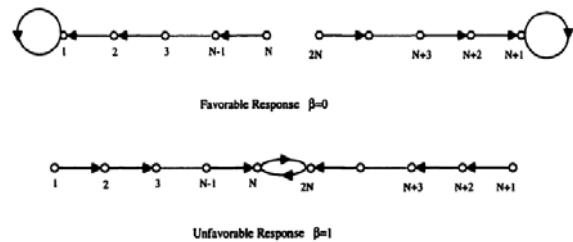
$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad (2)$$

جریمه و  $\beta_1 = 0$  به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. آتوماتاهای یادگیر به دو دسته کلی با ساختار ثابت و متغیر تقسیم می‌شوند.

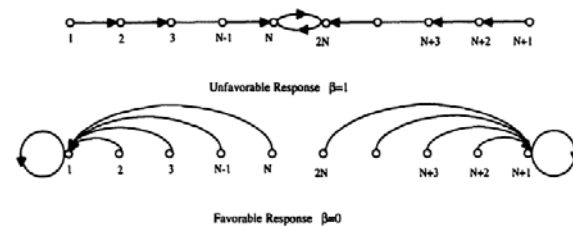
### ۲-۲-۱- آتوماتای یادگیر با ساختار ثابت

آتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تایی  $\{\alpha, \beta, F, G, \Phi\}$  نشان داده می‌شود که در آن  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه کنش‌های آتوماتا،  $\beta = \{\beta_1, \beta_2\}$  مجموعه ورودی‌های آتوماتا،  $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s\}$  مجموعه وضعیت‌های داخلی آتوماتا،  $F: \Phi \times \beta \rightarrow \Phi$  تابع تولید وضعیت جدید آتوماتا و  $G: \Phi \rightarrow \alpha$  تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می‌نگارد، می‌باشد. نمونه‌ای از آتوماتای یادگیر با ساختار ثابت آتوماتای Tsetlin است. این آتوماتا دارای  $2N$  حالت و دو کنش  $\alpha_1$  و  $\alpha_2$  است. برای حالت‌های ۱ تا  $N$  کنش  $\alpha_1$  و برای حالت‌های  $N+1$  تا  $2N$  کنش  $\alpha_2$  انتخاب می‌شود. در شکل ۲ گراف تغییر حالت این نوع آتوماتا را به ازای پاداش و جریمه دریافتی از محیط نشان داده شده است. همانطوری که مشاهده می‌کنید رفتار این آتوماتا در محیط بدین صورت می‌باشد که به ازای دریافت پاداش در قبال اجرای یک کنش، فرصت انتخاب آن کنش را افزایش می‌دهد و به ازای دریافت جریمه در قبال اجرای یک کنش، فرصت انتخاب آن کنش را کاهش می‌دهد. در کل این آتوماتا بدین صورت رفتار می‌کند که تا زمانی که تعداد جریمه‌های دریافتی حاصل از اجرای یک کنش از تعداد پاداش دریافتی آن کنش بیشتر نشده است، همان کنش را در محیط انجام می‌دهد.



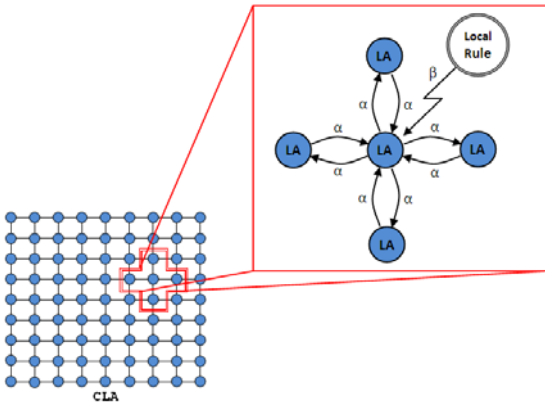
شکل ۲- رفتار آتوماتای Tsetlin [۲۸]

آتوماتای Krinsky نمونه‌ای دیگر از آتوماتای یادگیر با ساختار ثابت است. این آتوماتا نیز دارای  $2N$  حالت و دو کنش  $\alpha_1$  و  $\alpha_2$  است. رفتار این آتوماتا در محیط بدین صورت می‌باشد که به ازای دریافت پاداش در قبال اجرای یک کنش به آن کنش بیشترین فرصت انتخاب را می‌دهد و به ازای دریافت جریمه در قبال اجرای یک کنش به اندازه یک واحد از فرصت انتخاب آن کنش می‌کاهد. در کل این آتوماتا بدین صورت رفتار می‌کند که در حین اجرای هر کنش در محیط چنانچه یک پاداش دریافت کند فرض را بر این می‌گذارد که این کنش خوب است و فرصت جریمه آن را تا حد بیشترین مقدار ممکن افزایش می‌دهد. شکل ۳ گراف تغییر حالت این نوع آتوماتا را بهتر نشان می‌دهد.

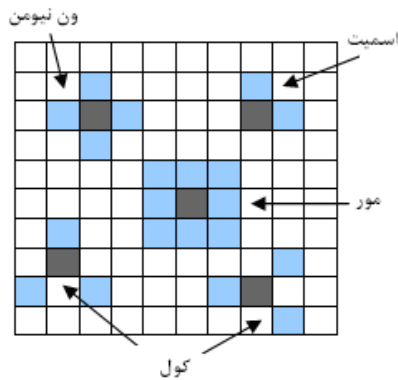


شکل ۳- رفتار آتوماتای Krinsky [۲۸]

همسایه در نظر گرفت، اما معمول ترین آنها همسایگی ون نیومن، مور، اسمیت و کول می باشد که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند و در شکل ۶ نشان داده شده اند.



شکل ۵- ساختار آتوماتای یادگیر سلولی [۲۷]



شکل ۶- چند نوع همسایگی متداول

عملکرد آتوماتای یادگیر سلولی را می توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر آتوماتای یادگیر در آتوماتای یادگیر سلولی یک کنش از مجموعه کنش های خود را انتخاب می کند. این کنش می تواند بر اساس مشاهدات قبلی یا به صورت تصادفی انتخاب شود. کنش انتخاب شده، با توجه به کنش های انتخاب شده توسط سلول های همسایه و قانون حاکم بر آتوماتای یادگیر سلولی ارزیابی و پاداش داده و یا جریمه می شود و بدین اساس آتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی آتوماتا بروز می شود. معمولاً عمل بروزسانی تمام آتوماتاها به صورت همزمان انجام می شود. بعد از بروزسانی، هر آتوماتا در آتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک کنش از مجموعه کنش های خود را انتخاب کرده و انجام می دهد.

فرآیند انتخاب کنش و پاداش دهی یا جریمه و به روز رسانی بردار احتمال آتوماتاها تا زمانی که سامانه به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای برقرار شود، ادامه می یابد. عمل بهنگام سازی ساختار آتوماتاها موجود در آتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می شود. قوانین در آتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته عمومی، کلی گرا و کلی گرای خارجی تقسیم می گردند. در قوانین عمومی<sup>۸</sup> مقدار یک سلول در مرحله بعدی، به مقدار تک تک سلول های همسایه آن سلول وابسته است ولی در قوانین کلی گرا<sup>۹</sup> مقدار یک سلول در مرحله بعدی، به تعداد سلول های همسایه که در حالتهای مختلف می باشند، وابسته است. در این نوع قانون برخلاف قانون عمومی، توجهی به مقدار تک تک سلول ها نمی شود. تنها تفاوتی که قوانین کلی گرای خارجی<sup>۱۱</sup> با قوانین کلی گرا دارند در این

در روابط (۱) و (۲)،  $\alpha$  پارامتر پاداش و  $b$  پارامتر جریمه هستند و میزان تغییرات در احتمال کنش ها را مشخص می کنند. با توجه به مقادیر  $a$  و  $b$  سه حالت را می توان در نظر گرفت. حالت اول زمانی که  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را  $L_{RP}$ <sup>۵</sup> می نامیم. در این الگوریتم هر کنش انتخابی به ازای دریافت پاداش از محیط، احتمال انتخاب خود را برای مراحل بعدی افزایش می دهد و از احتمال انتخاب کنش های دیگر کمی می کاهد و به ازای دریافت جریمه از محیط، احتمال انتخاب خود را برای مراحل بعدی کاهش می دهد و به احتمال انتخاب کنش های دیگر کمی می افزاید.

حالت دوم زمانی که  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را  $L_{REP}$ <sup>۶</sup> می نامیم. در این الگوریتم هر کنش انتخابی به ازای دریافت پاداش از محیط، احتمال انتخاب خود را برای مراحل بعدی افزایش می دهد و از احتمال انتخاب کنش های دیگر کمی می کاهد و به ازای دریافت جریمه از محیط، احتمال انتخاب خود را برای مراحل بعدی کاهش می دهد و به احتمال انتخاب کنش های دیگر کمی می افزاید. تفاوت این الگوریتم با روش  $L_{RP}$  در این می باشد که در این روش به ازای دریافت جریمه، مقدار افزایش احتمال کنش های دیگر با ضریب نسبتاً کوچکی ( $\alpha < \beta$ ) صورت می گیرد، ولی در روش  $L_{RP}$  این افزایش احتمال کنش های دیگر در صورت جریمه شدن یک کنش با همان ضریب  $\alpha$  صورت می گیرد.

حالت سوم زمانی که  $b$  مساوی صفر باشد، الگوریتم را  $L_{RI}$ <sup>۷</sup> می نامیم. در این الگوریتم هر کنش انتخابی فقط به ازای دریافت پاداش از محیط احتمال انتخاب خود را برای مراحل بعدی افزایش می دهد و از احتمال انتخاب کنش های دیگر کمی می کاهد. در صورت جریمه شدن هم هیچ افزایش یا کاهش احتمالی صورت نمی گیرد. در [۲۶] توضیح کاملی از آتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و متغیر به همراه روش های مختلف یادگیری و ویژگی های هر کدام بیان شده است.

## ۲-۳- آتوماتای یادگیر سلولی

در بسیاری از مسائلی نمی توان با استفاده از یک آتوماتای یادگیر عمل یادگیری را به درستی انجام داد بلکه قدرت اصلی آتوماتای یادگیر زمانی آشکار می شود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و ضعف های عنوان شده برای آتوماتای سلولی، در [۶] با ترکیب این دو مدل، مدل جدیدی با نام آتوماتای یادگیر سلولی ایجاد شد.

آتوماتای یادگیر سلولی یک آتوماتای سلولی است که در هر سلول آن یک یا چند آتوماتای یادگیر قرار گرفته است. آتوماتاهای یادگیر هر سلول یکی از کنش های خود را انتخاب می کنند و در نتیجه وضعیت هر سلول با کنش های آتوماتاهای یادگیر واقع در آن تعیین می شود. در نتیجه در اصلاح رفتار یک سلول علاوه بر رفتار سلول های همسایه، تجربه گذشته آن سلول نیز تاثیر گذار خواهد بود. همانند آتوماتای سلولی، یک قانون محلی بر محیط حاکم است و این قانون تعیین می کند که آیا کنش انتخاب شده توسط آتوماتای یادگیر در یک سلول بایستی پاداش داده شود یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار آتوماتای یادگیر سلولی به منظور رسیدن به خروجی مورد نظر می گردد.

در شکل ۵ ساختار آتوماتای یادگیر سلولی به همراه ارتباط میان آتوماتاهای همسایه نشان داده شده است. در این ساختار آتوماتاهای همسایه از طریق تبادل اطلاعات مربوط به کنش انتخاب شده توسط آنها با آتوماتای مرکزی، در تصمیم گیری آتوماتای مرکزی در راستای پاداش یا جریمه مربوط به کنش انتخاب شده توسط آتوماتای مرکزی تاثیر می گذارند.

در آتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلول ها را می توان به عنوان

این الگوریتم بدین صورت می‌باشد که برای تمامی نقاط تصویر مقدار میانگین  $\mu(i,j)$  و انحراف معیار  $\sigma(i,j)$  همسایگی  $3 \times 3$  آن محاسبه می‌شود. حال مقادیر این انحراف معیارهای بدست آمده به عنوان تصویر لبه‌های تصویر اصلی یا تصویر  $I\sigma$  در نظر گرفته می‌شود. با این کار پیکسل‌هایی که دارای همسایگی یکنواخت می‌باشند دارای مقدار انحراف معیار کمتری و پیکسل‌هایی که دارای همسایگی غیریکنواخت می‌باشند دارای مقدار انحراف معیار بیشتری هستند. که این امر خود بیانگر لبه‌های یک تصویر است. در شکل ۷ یک تصویر و تصویر لبه آن نشان داده شده است.



الف) تصویر اصلی

ب) تصویر لبه  $I\sigma$ 

شکل ۷- یک تصویر اصلی و تصویر لبه آن

برای اینکه از میان لبه‌های یافت شده، لبه‌های قویتر را تقویت نماییم از یک تابع غیرخطی که مقادیر بالاتر را بیشتر و مقادیر پایین‌تر را کمتر تقویت می‌کند، استفاده شده است. در اینجا از تابعی به شکل رابطه (۳) استفاده شده است.

$$f(i,j) = \sqrt{I\sigma(i,j)^\beta} \quad \beta > 2 \quad (3)$$

که در آن مقدار  $\beta$  بیانگر مقدار تقویت می‌باشد. هر چه این مقدار بیشتر باشد، لبه‌های ضعیف‌تری آشکار خواهد شد. در این مقاله از مقدار  $\beta=3$  استفاده شده است. البته می‌توان از توابع دیگری که دارای خاصیت ذکر شده باشند هم استفاده نمود. پس از تبدیل فوق باید مقادیر  $I\sigma(i,j)$  به بازه  $[255,0]$  نگاشت شوند. شکل ۸ این تقویت و تضعیف لبه را نشان می‌دهد.

برای نادیده گرفتن لبه‌های بسیار ضعیف، ابتدا مقدار انحراف معیار تصویر  $I\sigma$  محاسبه و  $\sigma'$  نامیده می‌شود و سپس این مقدار از مقادیر تمامی نقاط تصویر  $I\sigma$  کم می‌شود و سپس مقادیر کوچکتر از صفر در تصویر  $I\sigma$  برابر با صفر قرار داده می‌شود. این کار شبیه کاستن زمینه تصویر از تصویر اصلی می‌باشد که در اینجا بدین معناست که لبه‌های بسیار ضعیف نادیده گرفته شده است. الگوریتم زیر فرآیند فوق را به صورت کاملتری بیان می‌کند.

است که در تعیین مقدار بعدی سلول، علاوه بر حالت‌های فعلی سلول‌های همسایه آن سلول، حالت فعلی خود سلول نیز موثر است [۱]. در [۲۷] یک مدل ریاضی از رفتار اتوماتای یادگیر سلولی به همراه اثبات خاصیت همگرایی آن عنوان شده است.

### ۳- الگوریتم پیشنهادی برای یافتن لبه‌های تصویر

بسیاری از ویژگی‌های تصویر نظیر لبه‌ها، خطوط، انحنایها، گوشه‌ها و مرزها را می‌توان به کمک برخی اعمال ریاضی استخراج نمود. استخراج این ویژگی‌ها در تجزیه و تحلیل تصویر بسیار مهم است. هرچه فاز استخراج این ویژگی‌ها با دقت بیشتری انجام شود، فازهای تجزیه و تحلیل بعدی نیز کارآمدتر و با دقت بیشتری انجام خواهد پذیرفت. یکی از این ویژگی‌های تصویر که در حوزه پردازش تصویر و بینایی ماشین بسیار پرکاربرد بوده و از مباحث پایه‌ای و بسیار مهم در این حوزه به شمار می‌رود، لبه‌های تصویر می‌باشد.

روش‌های زیادی از قبیل سوپل [۳۲]، پرویت [۳۲]، کنی [۳۱] و ... برای آشکارسازی این ویژگی مطرح شده‌اند که بیشتر آنها از خاصیت گرادیان تصویر و برخی عملیات ریاضی برای این امر استفاده می‌کنند. بیشتر این روش‌های معمول، پارامتریک هستند یعنی برای امر آشکارسازی لبه‌های تصاویر متفاوت، به یک پارامتر خاص وابسته هستند که دقت لبه‌های مورد جستجو را بیان می‌کند. البته برخی روشها سعی می‌کنند به صورت وقتی این پارامترها را برای هر تصویر بدست آورند که در بسیاری موارد ناکارآمد بوده و نمی‌توانند لبه‌های تصویر را به خوبی آشکار کنند. از دیگر ویژگی‌های آشکارسازی لبه متداول این است که بیشتر آنها از روشهای مبتنی بر گرادیان برای آشکارسازی لبه‌های تصویر استفاده می‌کنند. در برخی از این نوع آشکارسازی لبه، این ویژگی تا حدی با برخی عملیات ریاضی ترکیب شده و توانسته یک آشکارساز لبه با خاصیت وقتی تولید کند.

در این بخش با ترکیب یک روش آماری برای آشکارسازی لبه‌های تصویر و استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی برای بهبود لبه‌های آشکار شده، یک آشکارساز وقتی لبه ارائه شده است. در این روش ابتدا با استفاده از تجزیه و تحلیل آماری تصویر و بررسی وجود لبه در نواحی مختلف تصویر، لبه‌های تصویر تقویت شده و نقاط غیر لبه تضعیف می‌شوند. این روش که به عنوان یک فاز پیش‌پردازش برای اتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد، بسیار قدرتمند بوده و در تقویت لبه‌های تصویر بسیار کارآمد است. پس از فاز پیش‌پردازش، از اتوماتای یادگیر سلولی برای تقویت و بهبود لبه‌های تقویت شده در فاز پیش‌پردازش استفاده می‌شود. در این فاز اتوماتای یادگیر سلولی به کمک خاصیت همسایگی و تکرارپذیری خود نویزهای فاز قبل را برطرف نموده و سبب بهبود لبه‌های آشکار شده خواهد شد.

در یک تصویر سطح خاکستری اگر شدت روشنایی تمامی نقاط تصویر به هم نزدیک باشد، یا به عبارت دیگر اینکه تصویر یکنواخت باشد در این صورت، چنین تصویری دارای لبه‌های کمی می‌باشد. زیرا لبه‌های تصویر، محل تغییر غیریکنواخت در سطوح خاکستری تصویر می‌باشند. مطلب فوق از دیدگاه آماری بدین معناست که انحراف معیار شدت روشنایی نقاط تصویر پایین باشد. برعکس اگر تصویر غیر یکنواخت باشد در این صورت، تعداد پیکسل‌های لبه در این تصویر بالا می‌باشد از دیدگاه آماری مطلب فوق را می‌توان بدین صورت بیان کرد که انحراف معیار شدت روشنایی نقاط تصویر بالا باشد.

در این روش با بهره‌گیری از خصوصیات آماری ذکر شده برای پنجره‌های  $3 \times 3$  از تصویر، لبه‌ها با کیفیت بالایی تشخیص داده شده و تقویت می‌شوند. روش کار

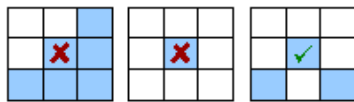
اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر با الگوریتم یادگیری  $L_{REP}$  در نظر گرفته شده است که با همسایگی ون نیومن با اتوماتاهای همسایه در ارتباط است و هر اتوماتای یادگیر دارای دو کنش لبه‌بودن و لبه‌نبودن است. مقادیر احتمال اولیه برای هر یک از کنش‌های لبه‌بودن و نبودن از هر اتوماتای یادگیر باید از روی تصویر  $I\sigma$  نهایی محاسبه شود. رابطه (۴) می‌تواند به عنوان یک رابطه که مقادیر تصویر نهایی را به مقدار اولیه احتمال اتوماتاها نگاشت می‌کند به کار رود.

$$P_{edge}(i,j) = \frac{\frac{I\sigma(i,j)}{\sigma}}{\max\left(\frac{I\sigma(i,j)}{\sigma}\right)} \quad (4)$$

$$P_{not-edge}(i,j) = 1 - P_{edge}(i,j)$$

قوانین محلی حاکم بر این اتوماتای یادگیر سلولی بدین صورت تعریف شده است که در تکرارهای متوالی بتواند پیکسل‌های نویز و غیرلبه را تضعیف و پیکسل‌های لبه را تقویت کند. از سوی دیگر بتواند پیکسل‌های لبه‌ای که در میان دو پیکسل لبه قرار گرفته‌اند ولی به عنوان پیکسل لبه تشخیص داده نشده‌اند و یا اینکه لبه ضعیفی هستند را تقویت کند و از طرف دیگر بتواند پیکسل‌هایی که لبه نیستند و به عنوان لبه قوی تشخیص داده شده‌اند را تضعیف کند. برای تقویت لبه‌ها، هنگامی که بین دو تا چهار همسایه از یک اتوماتای یادگیر کنش لبه بودن را انتخاب کرده باشند و اتوماتای یادگیر مرکزی هم آن کنش را انتخاب کرده باشد، در این صورت به کنش لبه بودن انتخابی توسط اتوماتای یادگیر مرکزی پاداش تعلق خواهد گرفت در غیر این صورت آن کنش جریمه خواهد شد. در مورد تضعیف لبه‌ها هم بدین صورت عمل می‌کند که هنگامی که بیش از چهار همسایه اتوماتای یادگیر مرکزی کنش لبه بودن را انتخاب کنند و یا اینکه هیچکدام از همسایه‌های اتوماتای یادگیر کنش لبه بودن را انتخاب نکنند ولی اتوماتای یادگیر مرکزی کنش لبه بودن را انتخاب کند در این صورت جریمه خواهد شد.

شکل ۱۰ دیدگاه شهودی بهتری نسبت به مطلب فوق ارائه می‌دهد. خانه‌های آبی‌رنگ بیانگر انتخاب کنش لبه‌بودن توسط اتوماتای یادگیر آن سلول می‌باشند. برای مثال در ستون میانی شکل ۱۰ اتوماتای میانی پیکسل منتسب خود را به عنوان یک پیکسل لبه معرفی نموده است در حالی که هیچیک از اتوماتاهای یادگیر همسایه آن پیکسل منتسب خود را به عنوان لبه معرفی نکرده‌اند. در این حالت قانون حاکم بر محیط این پیکسل را به عنوان یک پیکسل نویز در نظر می‌گیرد و اتوماتای میانی جریمه می‌شود.



شکل ۱۰- تقویت و تضعیف لبه‌ها توسط اتوماتای یادگیر سلولی

برای تضعیف و تقویت لبه‌های نامتصل هم بدین صورت عمل شده است که چنانچه فقط دو همسایه از اتوماتای یادگیر مرکزی به همراه اتوماتای یادگیر مرکزی پیکسل خود را به عنوان پیکسل لبه تشخیص دهند، در این صورت کنش انتخاب لبه اتوماتای یادگیر مرکزی پاداش می‌گیرد. در ستون سمت چپ شکل ۱۱ نحوه پاداش دادن اتوماتای یادگیر مرکزی در تقویت لبه‌های متصل نشان داده شده است. چنانچه اتوماتای یادگیر مرکزی پیکسل خود را به عنوان لبه تشخیص ندهد، کنش عدم انتخاب لبه اتوماتای یادگیر مرکزی جریمه می‌شود. نحوه جریمه کردن اتوماتای یادگیر مرکزی در صورت عدم تقویت لبه‌های متصل، در ستون سمت راست شکل ۱۱ نشان داده شده است.

For  $i:1..M$  &  $j:1..N$   
 $(i,j) = I\sigma(i,j) - \sigma'$   
 if  $I\sigma(i,j) < 0$  then  $(i,j) = 0$   
 End



شکل ۸- تصویر تقویت شده توسط تابع  $f$

برای تقویت مجدد لبه‌های باقیمانده از تابع غیرخطی  $f$  مرحله قبل استفاده می‌شود. شکل ۹ این تغییر نهایی در تصویر  $I\sigma$  را به عنوان تصویر لبه نهایی نشان می‌دهد.



شکل ۹- تصویر لبه نهایی

همانگونه که مشاهده می‌کنید الگوریتم فوق توانسته تا حد خوبی لبه‌های تصویر را مشخص و تقویت کند و نقاط غیر لبه را از تصویر کم کند. از ویژگی‌های بارز این روش آشکارسازی لبه، خاصیت وقتی آن برای هر تصویر می‌باشد. این بدان معناست که در تصاویر مختلف با یکنواختی و شدت روشنایی متفاوت، با توجه به خصوصیات آماری شدت روشنایی پیکسل‌های همان تصویر، لبه‌های آن را به بهترین نحو آشکار می‌کند.

اگر در یک تصویر آشکارسازی لبه بسیار مشکل باشد، باز هم از آنجا که این الگوریتم با توجه به خواص آماری همان تصویر عمل می‌کند، قادر است تا لبه‌های موجود در آن را آشکار کند. تصویر لبه  $I\sigma$  که تاکنون بدست آمده است برای بهبود و تقویت لبه به عنوان ورودی به یک اتوماتای یادگیر سلولی داده می‌شود تا اتوماتای یادگیر سلولی لبه‌های باکیفیت را تقویت و نویزها و نقاط غیرلبه را تضعیف و حذف کند. در بخش بعد نحوه استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی برای این امر را به طور کامل شرح داده شده است.

### ۳-۱- استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی برای بهبود لبه

در این بخش از یک اتوماتای یادگیر سلولی به همراه یک سری قوانین محلی برای بهبود لبه‌ها استفاده شده است. در این بخش هر نقطه از تصویر به عنوان یک

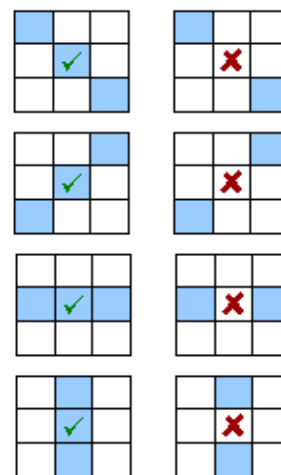
### ۲-۲- نتایج پیاده‌سازی

هدف از این بخش ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی می‌باشد. برای این منظور نتیجه الگوریتم روی چند تصویر نمونه ارزیابی و کارایی آن با الگوریتم‌های دیگر در این زمینه مقایسه خواهد شد. در این بخش نخست پارامترهای مربوط به الگوریتم تشخیص لبه بیان می‌شود و سپس نتایج حاصله از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی نمایش داده شده و با چند روش معروف آشکار سازی لبه مقایسه می‌شود. در این مقاله از مقدار  $\beta=3$  برای تابع  $f(i, j)$  بیان شده در رابطه (۳) استفاده شده است. روش یادگیری هر اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر  $L_{REP}$  با مقدار اولیه  $\alpha=0.01$  و  $b=0.001$  و  $t=2$  می‌باشد که به تعداد ۱۰۰۰ مرحله برای هر تصویر تکرار شده است.

شکل‌های ۱۳ تا ۱۸ نتایج تولید شده توسط الگوریتم‌های مختلف را برای چند تصویر نمایش می‌دهند. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در تمامی تصاویر توانسته است لبه‌های واضح‌تری از روش سوپل استخراج کند و در مقابل روش کنی هم می‌توان ادعا کرد که در برخی موارد لبه‌ها را با دقت و جزئیات بیشتری آشکار می‌کند. از ویژگی‌های بسیار جالب این روش که از روی نتایج بدست آمده هم قابل درک می‌باشد این است که این روش آشکار سازی لبه در مقایسه با دو روش دیگر ساختار کلی تصویر را بهتر حفظ می‌کند یعنی با نگه داشتن لبه‌های مهم به گونه‌ای عمل می‌کند که ساختار لبه‌ای تصویر که بیانگر یک دید کلی از تصویر می‌باشد، بهتر حفظ شود و شکل طبیعی تری داشته باشد، در حالی که روش‌های مبتنی بر گرادیان دیگر فاقد این ویژگی هستند. عبارت فوق بدین معناست که در این روش آشکار سازی لبه، بیننده با مشاهده تصویر لبه ذهنیت بهتری از ساختار تصویر پیدا می‌کند. در شکل ۱۳ ادعای فوق کاملاً مشهود است. همانگونه که در این شکل‌ها مشاهده می‌کنید لبه‌های آشکار شده توسط الگوریتم پیشنهادی در برابر لبه‌های آشکار شده توسط الگوریتم‌های سوپل و کنی شکل طبیعی تری دارد. برای مثال اگر به لبه‌های مربوط به چشم و لب و بینی در شکل ۱۴ دقت شود، مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی این لبه‌ها را به شکل زیباتری استخراج نموده است.

### ۴- الگوریتم پیشنهادی برای قطعه‌بندی تصویر

قطعه‌بندی تصویر و ویدئو به عنوان یک مرحله پیش‌پردازش برای اعمالی نظیر پیداکردن ناحیه دلخواه در یک صحنه، تفسیر داده‌ها و بازیابی تصاویر محسوب می‌شود. همچنین استاندارد MPEG-4، از قطعه‌بندی برای کدکردن ویدئو استفاده می‌کند. در این فرآیند، تصویر به تعدادی ناحیه جدا از هم تقسیم و در هر ناحیه مجموعه‌ای از پیکسل‌ها که از لحاظ چند معیار به یکدیگر شبیه هستند، قرار می‌گیرند. تاکنون روش‌های زیادی از قبیل روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی آماری [۱۶، ۱۷، ۱۸]، انتشار انرژی [۱۹]، افراز گراف [۲۰] و قطعه‌بندی بدون ناظر [۲۱] برای قطعه‌بندی تصاویر مطرح شده‌اند. بسیاری از روش‌های قطعه‌بندی موجود مانند خوشه‌بندی پیکسل‌ها در فضای رنگی، بر روی نواحی همگن به خوبی عمل می‌کنند اما از آنجا که تصاویر طبیعی از تنوع رنگ و بافت بالایی برخوردار هستند، در مجموع کارایی این روش‌ها پایین می‌باشد. روش‌های مبتنی بر بافت، که به عنوان یک روش برای قطعه‌بندی مطرح شده‌اند، نیاز به تخمین پارامترهای مدل بافت دارند. تخمین این پارامترها پیچیده بوده و در اغلب اوقات تخمین مناسب پارامترها نیازمند وجود نواحی همگن در تصویر می‌باشد. در [۱۰، ۱۳] از اتوماتای یادگیر سلولی به منظور قطعه بندی نواحی رنگ پوست در تصاویر استفاده شده است که از اطلاعات رنگ و بافت پوست به همراه اتوماتای یادگیر سلولی بدین منظور استفاده می‌کند.



شکل ۱۱- تقویت و تضعیف لبه‌های متصل و منفصل

برای مثال پس از ۱۰۰۰ بار تکرار الگوریتم بهبود لبه توسط اتوماتای یادگیر سلولی، تصویر شکل ۱۲ به عنوان تصویر لبه نهایی تشخیص داده شده است. شکل ۱۲ تصویر لبه نهایی حاصل از اتوماتای یادگیر سلولی را به همراه معکوس آن نشان می‌دهد.



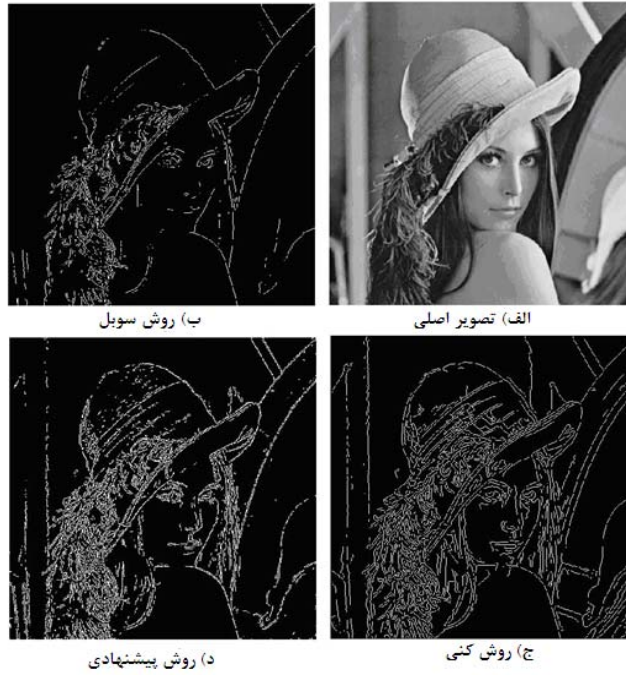
الف) تصویر لبه نهایی



ب) معکوس تصویر لبه نهایی

شکل ۱۲- الف) تصویر لبه بدست آمده توسط اتوماتای یادگیر سلولی به همراه معکوس آن در (ب)

همانگونه که مشاهده می‌کنید تصویر لبه بدست آمده از اتوماتای یادگیر سلولی دارای کیفیت بیشتری نسبت به تصویر حاصله از مرحله پیش پردازش قبلی می‌باشد. در اینجا منظور از کیفیت، در نظر گرفتن معیارهای بصری می‌باشد.



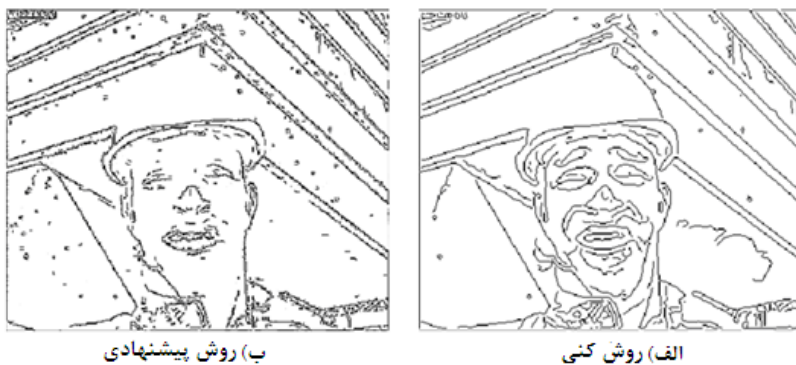
شکل ۱۳- مقایسه لبه‌های بدست آمده از چند روش با روش پیشنهادی



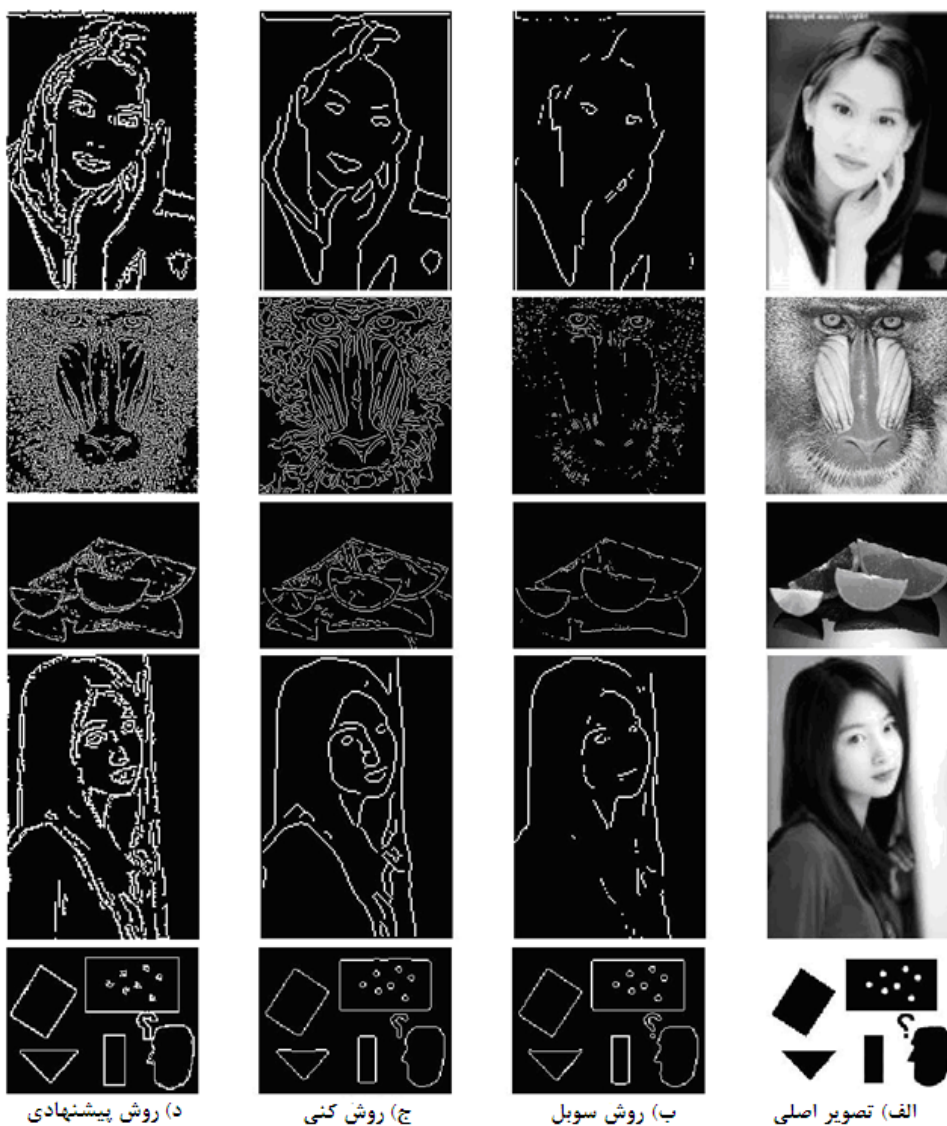
شکل ۱۴- مقایسه لبه‌های بدست آمده به روش کنی و پیشنهادی



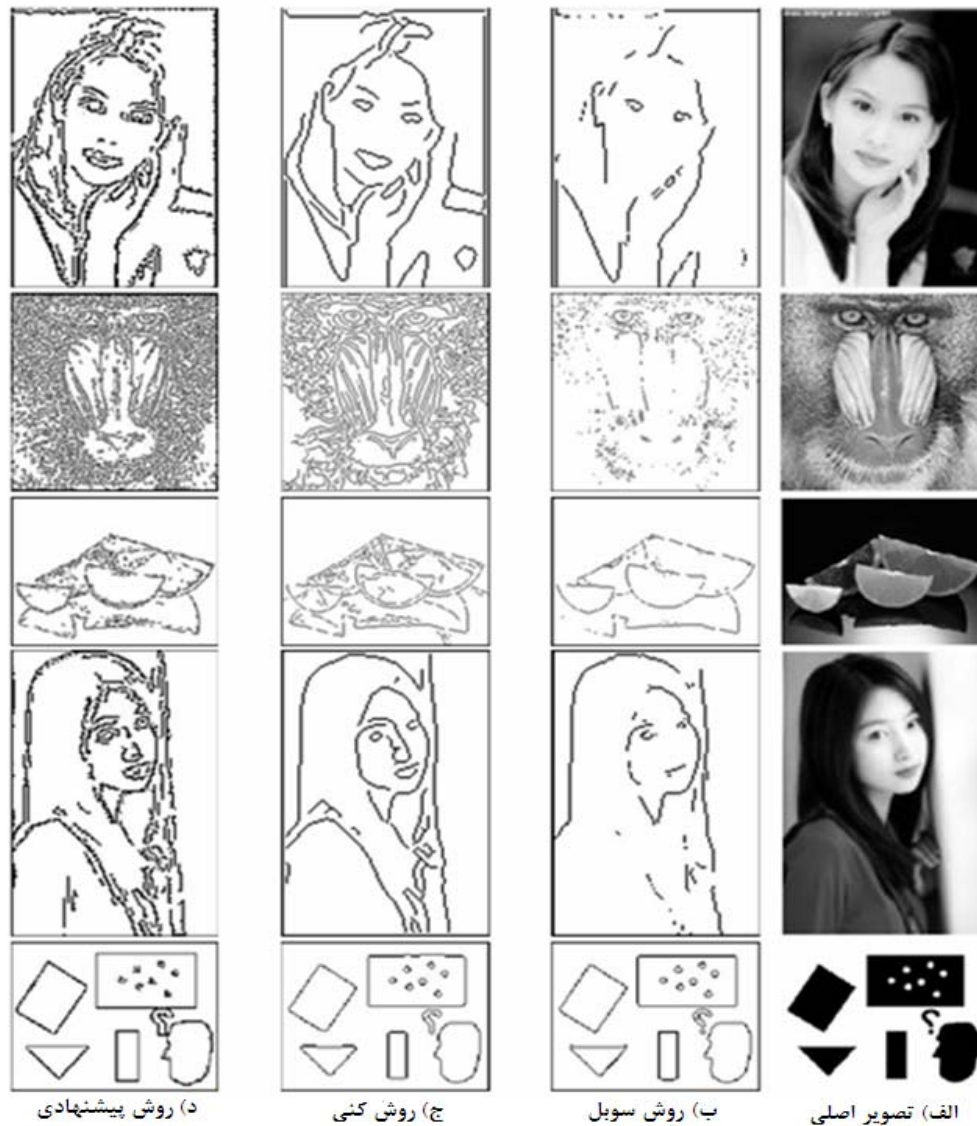
شکل ۱۵- مقایسه لبه‌های بدست آمده از چند روش با روش پیشنهادی



شکل ۱۶- مقایسه لبه‌های بدست آمده به روش کنی و پیشنهادی



شکل ۱۷- مقایسه لبه‌های بدست آمده از چند روش با روش پیشنهادی



شکل ۱۸- مقایسه لبه‌های بدست آمده از چند روش با روش پیشنهادی

تکراری برای رسیدن به خروجی مناسب استفاده می‌کند. از آنجایی که در قطعه‌بندی تصاویر، خروجی الگوریتم باید یک تصویر قطعه‌بندی شده باشد، بنابراین از چند مرحله پیش پردازش و پس پردازش برای الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی استفاده می‌شود. این عملیات باعث تسریع همگرایی اتوماتای یادگیر سلولی خواهند شد. در این روش بدینگونه عمل می‌شود که ابتدا بر روی تصویر ورودی، قطعه‌بندی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی صورت می‌پذیرد و بر روی تصویر حاصله عمل استخراج زنجیره‌ها برای هر پیکسل و انتشار رنگ آن زنجیره برای آن پیکسل صورت می‌گیرد. این چرخه تا رسیدن به یک شرط توقف خاص ادامه می‌یابد.

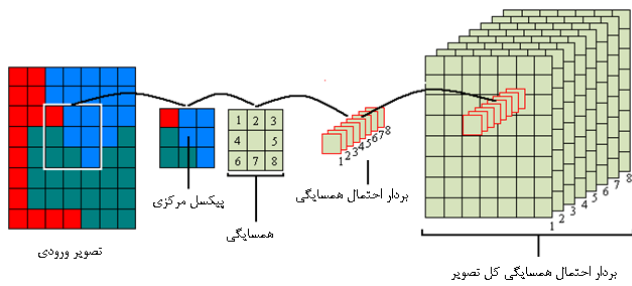
در پایان هم با اعمال یک حد آستانه عمل ادغام نواحی صورت می‌گیرد. تصویر حاصل از فاز ادغام همان تصویر قطعه‌بندی شده نهایی می‌باشد. شکل ۱۹ ساختار کلی الگوریتم قطعه‌بندی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد.

برای قطعه‌بندی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی، فرض می‌شود که هر پیکسل تصویر به یک سلول در اتوماتا نگاشت می‌یابد و رابطه همسایگی سلول‌ها از نوع همسایگی مور است. بنابراین هر پیکسل با پیکسل‌های واقع در همسایگی  $3 \times 3$  آن

در روش پیشنهادی در [۱۰، ۱۳] قطعه بندی فقط برای یک کلاس خاص (رنگ پوست) در نظر گرفته شده است که در آن از اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان ابزاری جهت تحلیل اطلاعات بافت نواحی استفاده شده است. در روش پیشنهادی نه تنها از اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان ابزاری جهت پردازش بافت استفاده می‌شود بلکه به عنوان ابزاری جهت استخراج زنجیره‌ای از تشابهات پیکسلی به منظور انتشار رنگ تصویر مورد پردازش تا همگرایی به یک تصویر قطعه بندی شده استفاده می‌شود.

در این بخش یک الگوریتم برای قطعه‌بندی تصاویر رنگی با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی معرفی می‌شود. در بسیاری از الگوریتم‌های قطعه‌بندی موجود، برای یافتن نواحی تصویر معیارهایی تعریف و سپس بر اساس این معیارها و تشابه پیکسل‌های واقع در یک همسایگی، تعلق هر کدام از پیکسل‌ها به یک قطعه تعیین می‌شود. هر کدام از دو جزء یاد شده (تعریف معیار و همسایگی) می‌توانند به راحتی توسط یک اتوماتای یادگیر سلولی پیاده‌سازی شوند.

برای بررسی تشابه پیکسل‌های واقع در یک همسایگی می‌توان از رابطه همسایگی موجود در اتوماتای یادگیر سلولی بهره گرفت و برای تعریف معیار می‌توان یک قانون مناسب طراحی نمود. اتوماتای یادگیر سلولی از یک الگوریتم



شکل ۲۱- چگونگی انتساب آتوماتای یادگیر سلولی به تصویر به همراه بردار احتمال انتخاب کنش‌ها

که  $I$  تصویر ورودی،  $(x_i, y_i)$  مختصات همسایه شماره  $i$  پیکسل  $(x, y)$  و  $D_i(x, y)$  فاصله بین پیکسل  $(x, y)$  تا همسایه  $i$  ام آن می‌باشد. احتمال انتخاب کنش‌ها با استفاده از معکوس این فاصله‌ها تعیین می‌شود. رابطه (۶) نحوه محاسبه این احتمال‌ها را نشان می‌دهد که در آن  $S_i(x, y) = \frac{1}{D_i(x, y)}$  معکوس فاصله اقلیدسی پیکسل  $i$  ام تا پیکسل مرکزی و  $P_i(x, y)$  احتمال انتخاب کنش  $i$  ام می‌باشد.

$$P_i(x, y) = \frac{S_i(x, y)}{\sum_{j=1}^8 S_j(x, y)} \quad (۶)$$

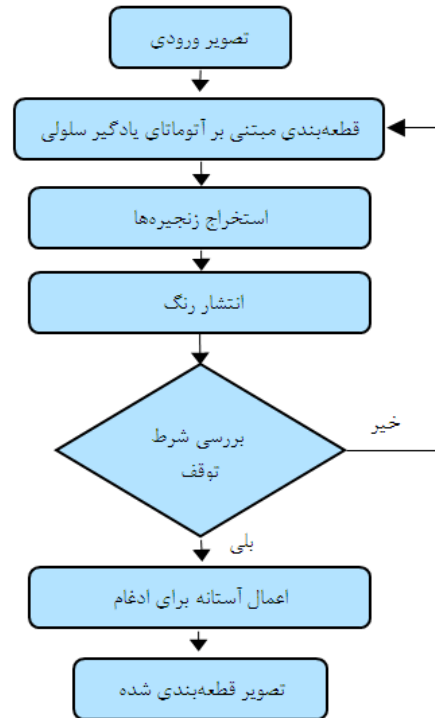
قانونی که برای پاداش یا جریمه کردن یک کنش استفاده می‌شود بدین صورت است که ابتدا فاصله پیکسل واقع در یک سلول تا تمامی سلول‌های همسایه آن سلول با استفاده از رابطه (۵) محاسبه می‌شود. میانگین این فواصل محاسبه شده و با  $D_m(x, y)$  نشان داده می‌شود. فرض کنید که این سلول کنش  $i$  را انتخاب کند. بنابراین فاصله پیکسل این سلول را تا پیکسل واقع در  $i$  امین سلول همسایه آن محاسبه شده و با  $D_i(x, y)$  نشان داده می‌شود. قانونی که برای این سلول به کار گرفته می‌شود، به صورت رابطه (۷) می‌باشد که  $c$  یک ضریب ثابت نزدیک به یک است.

$$\text{قانون} = \begin{cases} \text{پاداش} & c \times D_i(x, y) \geq D_m(x, y) \\ \text{جریمه} & c \times D_i(x, y) < D_m(x, y) \end{cases} \quad (۷)$$

از آنجا که در هر مرحله باید پیکسل‌های واقع در یک قطعه در فضای رنگی به هم نزدیک شوند بنابراین نیاز به روشی جهت انتشار رنگ در یک قطعه است. بدین منظور پس از هر بار انجام قطعه‌بندی مبتنی بر آتوماتای یادگیر سلولی یکبار عمل استخراج زنجیره‌ها و انتشار رنگ صورت می‌پذیرد. پس از انجام اعمال استخراج زنجیره‌ها و انتشار رنگ آنها تصویری ایجاد می‌شود که در آن پیکسل‌های واقع در یک قطعه از لحاظ رنگی به یکدیگر نزدیک می‌باشند. فرض کنید که تصویر ورودی را با  $I$  و تصویر خروجی را با  $I'$  نشان دهیم. برای تعیین مقدار پیکسل‌ها در تصویر  $I'$ ، ابتدا یک زنجیره از پیکسل‌ها با شروع از مختصات  $(x, y)$  استخراج می‌گردد. شبه کد مربوط به این عمل در شکل ۲۲ شبه کد مربوط به استخراج زنجیره پیکسل‌ها نشان داده شده است.

در این شبه کد LA بیانگر آتوماتای یادگیر یک سلول است و زنجیره استخراج شده برای مختصات  $(x, y)$  در pixels\_list نگه داشته می‌شود. مطابق شکل ۲۲ نخست لیست پیکسل‌ها خالی است و سلول فعلی  $(x, y)$  است. نخست سلول فعلی به لیست پیکسل‌ها اضافه می‌شود و سپس سلول همسایه‌ای که مطابق با کنش انتخاب‌شده در سلول فعلی است، تعیین می‌گردد. سپس سلول فعلی برابر با سلول همسایه قرار می‌گیرد تا تکرارهای بعدی با این سلول ادامه یابد. مراحل ذکرشده تا

همسایه است. در هر سلول یک آتوماتای یادگیر با ساختار متغیر از نوع LRep قرار می‌گیرد. به ازای هر پیکسل همسایه، یک کنش برای آتوماتای یادگیر واقع در یک سلول تعریف می‌شود و بنابراین آتوماتای موجود در هر سلول دارای ۸ کنش برای انتخاب است. انتخاب کنش توسط هر آتوماتای متناسب به هر پیکسل بدین معنی است که آن پیکسل خود را هم قطعه با آن همسایه انتخاب‌شده می‌داند. در هر مرحله احتمال انتخاب کنش‌های مجاز در یک سلول با توجه به خروجی قانون به‌کار گرفته‌شده (پاداش یا جریمه) توسط روابط (۱) و (۲) تغییر می‌کنند. شکل ۲۰ نحوه تعریف کنش‌های آتوماتای یادگیر واقع در سلول مرکزی را نشان می‌دهد.



شکل ۱۹- فلوجارت روش قطعه‌بندی مبتنی بر آتوماتای یادگیر سلولی

1	2	3
4		5
6	7	8

شکل ۲۰- نحوه تعریف کنش‌های سلول مرکزی

هر کنش بیانگر این است که پیکسل واقع در یک سلول با کدام‌یک از پیکسل‌های همسایه آن، در یک قطعه قرار می‌گیرند. از آنجا که یک پیکسل به تنهایی نمی‌تواند یک قطعه را تشکیل دهد و این‌چنین پیکسلی نویز محسوب می‌شود برای سلول مرکزی واقع در شکل ۲۰ کنشی تعریف نمی‌شود. در شکل ۲۱ چگونگی انتساب آتوماتای یادگیر سلولی به تصویر به همراه بردار احتمال انتخاب کنش‌ها نشان داده شده است.

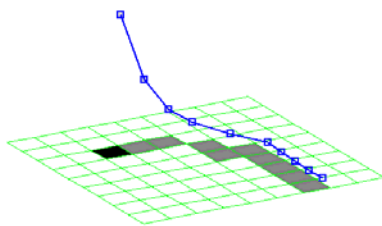
برای محاسبه احتمال اولیه انتخاب کنش‌ها در هر سلول، ابتدا فاصله اقلیدسی پیکسل واقع در آن سلول با پیکسل‌های سلول‌های همسایه در فضای رنگی RGB با استفاده از رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$D_i(x, y) = \sqrt{\sum_{k=r,g,b}^3 (I(x, y, k) - I(x_i, y_i, k))^2} \quad (۵)$$

عنصر  $i$  ام لیست و وزن متناظر با آن می‌باشند. نکته‌ای که باید مورد توجه قرار گیرد این است که اگر اتوماتای واقع در یک سلول جریمه شود آنگاه لیست آن تنها شامل همان سلول است و بنابراین پیکسل آن سلول بدون تغییر به تصویر خروجی انتقال می‌یابد. وزن‌های متناظر با هر عنصر لیست باید به گونه‌ای طراحی شوند که یک روند نزولی را از ابتدای لیست تا انتهای آن طی کنند زیرا عناصر ابتدایی لیست از اهمیت بیشتری در تعیین پیکسل خروجی برخوردار هستند. رابطه (۹) یک نمونه از تعریف این وزن‌ها را نشان می‌دهد که  $w_i$  وزن عنصر  $i$  ام لیست استخراج شده برای مختصات  $(x, y)$  را نشان می‌دهد.

$$w_i = \frac{1}{2^{i-1}} \quad (9)$$

در شکل ۲۴ رفتار این تابع توزیع وزن برای یک زنجیر نمونه نشان داده شده است.



شکل ۲۴- رفتار تابع توزیع وزن برای یک زنجیر نمونه

همانگونه که در بالا شرح داده شد، رابطه (۸) قادر است تفاوت رنگی بین پیکسل‌های واقع در یک قطعه را تا حد زیادی از بین ببرد. یکی از پدیده‌هایی که می‌تواند کارایی این روش را پایین بیاورد وجود جزئیاتی مانند لبه‌های بسیار ریز که در نتیجه بافت یک قطعه به وجود می‌آیند، می‌باشد. برای کاهش اثر این گونه جزئیات از فیلتر گوسی<sup>۱۱</sup> رابطه (۱۰) استفاده می‌شود.

$$h(m, n; \sigma) = \frac{\exp[-(m^2+n^2)/2\sigma^2]}{\sum_i \sum_j \exp[-(i^2+j^2)/2\sigma^2]} \quad (10)$$

که  $m$  و  $n$  سطر و ستون فیلتر  $h$  را نشان می‌دهند که در مرکز فیلتر مقدار آنها صفر خواهد بود. پارامتر انحراف معیار استاندارد فیلتر است که توسط آن میزان تاثیر پیکسل‌های همسایه در پیکسل قرار گرفته در مرکز فیلتر را مشخص می‌کنند. هرچه این پارامتر بزرگتر باشد، نقش پیکسل‌های همسایه نیز بیشتر خواهد شد. در الگوریتم پیشنهادی پس از  $K$  مرحله تاثیر همسایگی در پیکسل‌های تصویر خروجی با استفاده از رابطه (۸)، یک مرتبه فیلتر گوسی  $3 \times 3$  را اعمال می‌کنیم. از آنجا که با افزایش تعداد تکرارهای الگوریتم اتوماتای یادگیر سلولی، لازم است میزان تغییرات تصویر خروجی حاصل از اعمال این فیلتر کاهش یابد، بنابراین پارامتر  $\sigma$  در هر مرحله از اعمال فیلتر با استفاده از رابطه (۱۱) کاهش می‌یابد.

$$\sigma(t) = \sigma_I - \frac{\sigma_I - \sigma_F}{T} t \quad (11)$$

که  $T = N/K$  و  $\sigma_I > \sigma_F$  به ترتیب انحراف معیار های اولیه و نهایی فیلتر را نشان می‌دهند و  $N$  تعداد کل تکرارهای اتوماتای یادگیر سلولی است. در انتهای تکرارهای الگوریتم اتوماتای یادگیر سلولی، یک تصویر حاصل می‌شود که در آن تفاوت پیکسل‌های واقع در یک قطعه تا حد بسیار زیادی کنار

زمان جریمه شدن سلول فعلی توسط قانون تعریف شده یا ایجاد حلقه در لیست پیکسل‌ها تکرار می‌شوند.

#### Extract\_Chain (x, y)

Set current cell to  $(x, y)$ .

Assign pixels\_list to an empty set.

Repeat

Add current cell to pixels\_list.

Set  $\alpha$  to selected action in current cell.

Set current cell to  $(x', y')$  which  $(x', y')$  is the neighborhood of current cell corresponds to action  $\alpha$ .

Until (LA in current cell is penalized or a cycle is detected in pixels\_list)

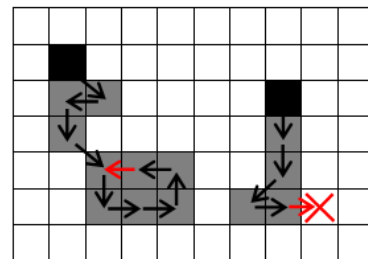
Return pixels\_list.

End Extract\_Chain

شکل ۲۲- شبه کد مربوط به استخراج زنجیره پیکسل‌ها

برای هر یک از پیکسل‌های موجود در مختصات  $(x, y)$  تصویر ورودی یک لیست محاسبه می‌شود که در آن عنصر ابتدایی پیکسل موجود در مختصات  $(x, y)$  است. اگر قانون تعریف شده برای اتوماتای سلولی برای پیکسل موجود در یک مختصات جریمه را انتخاب کند آنگاه لیست آن تنها دارای یک عضو (که خود پیکسل است) خواهد بود. بنابراین هر لیست دست کم یک عضو خواهد داشت.

در شکل ۲۳ دو نمونه از لیست پیکسل‌های استخراج شده توسط شبه کد شکل ۲۲ نشان داده شده‌اند. در هر لیست، خانه‌های سیاه بیانگر نقطه آغازین و خانه‌های خاکستری رنگ پیکسل‌های همسایه آن هستند. همچنین پیکان‌های نشان داده شده بیانگر رابطه همسایگی هستند. در لیست سمت راست شکل ۲۳ پیدا کردن همسایه‌ها تا زمانی که جریمه دریافت شده است ادامه پیدا کرده است. سلولی که جریمه شده است با ضربدر نشان داده شده است در حالی که در لیست سمت چپ، پیدا کردن همسایه‌ها تا ایجاد حلقه در لیست ادامه یافته است.



شکل ۲۳- دو مثال از زنجیره استخراج شده

پس از تعیین لیست همسایگی برای هر سلول، مقدار پیکسل‌ها در تصویر خروجی با استفاده از میانگین وزن‌دار لیست متناظر با آن پیکسل محاسبه می‌شوند. این عمل متناظر با عمل انتشار رنگ می‌باشد که در شکل ۱۹ بیان شده است. رابطه (۸) نحوه محاسبه مقدار هر پیکسل را با توجه به زنجیره استخراج شده برای آن پیکسل نشان می‌دهد.

$$I'(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{|L(x,y)|} w_i I\{L_i(x,y)\}}{\sum_{i=1}^{|L(x,y)|} w_i} \quad (8)$$

که در آن  $I$  تصویر ورودی،  $I'$  تصویر خروجی،  $|L|$  بیانگر تعداد اعضای مجموعه، لیست استخراج شده برای مختصات  $(x, y)$  و  $L_i(x, y)$  و  $w_i$  به ترتیب

آن با الگوریتم‌های دیگر در این زمینه مقایسه خواهد شد. برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی از پایگاه داده تصاویر رنگی Berkeley<sup>۱۴</sup> [۳۰] استفاده شده است. الگوریتم پیشنهادی را می‌توان تا تعداد از پیش تعیین شده‌ای تکرار نمود و یا اینکه تعداد تکرارهای آنرا تا زمانی در نظر گرفت که تغییر ایجاد شده در کنش‌های انتخابی اتوماتای یادگیر سلولی از یک عدد کوچک کمتر باشد.

اتوماتای یادگیر مورد استفاده در سلول‌ها، از نوع  $L_{REP}$  با پارامترهای  $a = 0.07$  و  $b = 0.01$  می‌باشد که برای به‌هنگام‌سازی احتمال انتخاب کنش‌های خود از روابط (۱) و (۲) استفاده می‌کند. برای انحراف معیار فیلتر گوسی، مقدار ابتدایی آن مقدار ۱ انتخاب می‌شود و برای مقدار پایانی آن از مقدار ۰.۵ استفاده شده است. این فیلتر بعد از هر ۱۰ تا ۱۵ تکرار بر روی تصویر اعمال می‌شود. برای پارامتر T در این فیلتر اگر تعداد تکرارها مشخص باشد، از آن استفاده می‌شود در غیر این صورت از عدد ۱۰۰ استفاده می‌شود.

در شکل ۲۵ نتایج حاصل از اجرای الگوریتم را مشاهده می‌کنید. در شکل مزبور، تصاویر (الف) تصویر ورودی، تصاویر (ب) نتیجه قطعه‌بندی با الگوریتم k-means، تصاویر (ج) نتیجه قطعه‌بندی با الگوریتم JSeg [۲۹] و تصاویر (د) نتیجه قطعه‌بندی با روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. نکته قابل ذکر این است که در تمامی موارد الگوریتم k-means با تعداد خوشه‌های مساوی با تعداد قطعه‌های خروجی الگوریتم پیشنهادی کنش قطعه‌بندی را انجام می‌دهد.

در شکل ۲۶ کارایی الگوریتم قطعه‌بندی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای یک تصویر نویزی نشان داده شده و با روش‌های قطعه‌بندی k-means و JSeg مقایسه شده است.

سطر اول نتیجه قطعه‌بندی تصویر بدون نویز را نشان می‌دهد. در سطرهای دوم و سوم به ترتیب نتیجه قطعه‌بندی را برای نویزهای از نوع نمک و لفل<sup>۱۵</sup> و گوسی<sup>۱۶</sup> نشان داده شده است. خروجی‌های حاصل شده نشان دهنده کارایی بالای روش قطعه‌بندی به کمک اتوماتای یادگیر سلولی است.

گذاشته می‌شود. برای اینکه قطعه‌بندی نهایی صورت بگیرد، نیاز به یک فاز ادغام می‌باشد. این فاز به این صورت انجام می‌شود که یک حد آستانه<sup>۱۲</sup> برای فاصله بین پیکسل‌ها تعریف می‌شود و چنانچه فاصله پیکسل‌ها از این حد آستانه کمتر شود، به عنوان پیکسل‌های یک قطعه یکسان معرفی می‌شوند. در بررسی فاصله‌ها، برای هر قطعه یک نماینده معرفی می‌شود که از طریق میانگین‌گیری بر روی پیکسل‌های آن قطعه محاسبه می‌شود. در نهایت به جای هر کدام از پیکسل‌ها، پیکسل نماینده قطعه متناظر با آن جایگزین می‌شود تا تصویر قطعه‌بندی شده حاصل شود.

نکته‌ای که در قطعه‌بندی نهایی باید مورد توجه قرار گیرد، تعیین حد آستانه مناسب ادغام است. در سایر الگوریتم‌های قطعه‌بندی نیز یک پارامتر آزاد وجود دارد که تغییر در آن تعداد قطعات ایجاد شده را تغییر خواهد داد. به عنوان مثال در الگوریتم k-means در ابتدای اجرای الگوریتم باید تعداد خوشه‌ها را تعیین کرد و سپس با استفاده از آن الگوریتم را اجرا نمود. تعداد خوشه‌ها معادل با تعداد قطعات است. همچنین در الگوریتم JSEG [۲۹]، یک پارامتر به نام حد آستانه ادغام نواحی<sup>۱۳</sup> وجود دارد که در بازه صفر تا یک تعریف می‌شود. این پارامتر بر روی خروجی الگوریتم تاثیرگذار است و با تغییر آن تعداد قطعات ایجاد شده از یک تا چند قطعه تغییر می‌کند. در الگوریتم پیشنهادی نیز تغییر در حد آستانه فاصله ادغام پیکسل‌ها، تعداد قطعات ایجاد شده را تغییر می‌دهد. هر چه این پارامتر کوچکتر باشد، تعداد قطعات ایجاد شده بیشتر خواهد شد. چنانچه این پارامتر بیشتر از حداکثر فاصله موجود بین پیکسل‌ها انتخاب شود، کل تصویر به عنوان یک قطعه انتخاب می‌شود. با کاهش در این مقدار تعداد قطعات افزایش می‌یابد.

#### ۴-۱- نتایج پیاده‌سازی

در این بخش کارایی الگوریتم پیشنهادی برای قطعه‌بندی تصویر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای این منظور نتیجه الگوریتم روی چند تصویر نمونه ارزیابی و کارایی



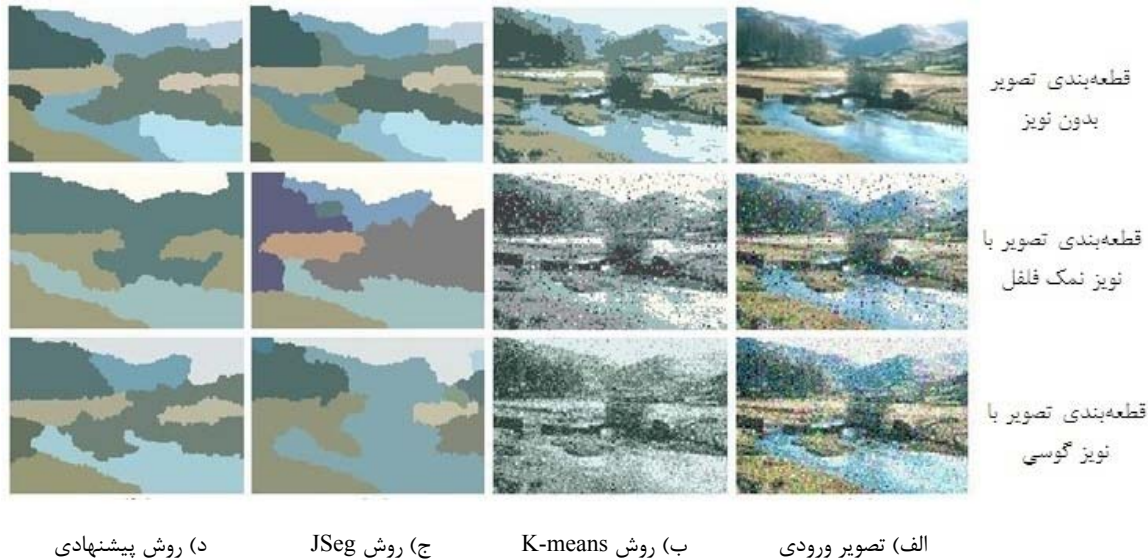
(د) روش پیشنهادی

(ج) روش JSeg

(ب) روش K-means

(الف) تصویر اصلی

شکل ۲۵- مقایسه کارایی روش قطعه‌بندی پیشنهادی با چند روش قطعه‌بندی متداول



شکل ۲۶- مقایسه کارایی روش قطعه‌بندی پیشنهادی با چند روش قطعه‌بندی متداول بر روی تصاویر نویزی

## ۵- نتیجه‌گیری

قطعه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته است. اتوماتای یادگیر سلولی از یک الگوریتم تکراری برای رسیدن به یک حالت پایدار در امر قطعه‌بندی استفاده می‌کند.

## مراجع

[۱] م. ر. مبینی و ح. بیگی و م. طاهرخانی، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن در پردازش تصویر"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، ۱۳۷۹.

[۲] م. رفیع خوارزمی و م. ر. مبینی، "بازیابی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات دومین کنفرانس بینایی ماشین و پردازش تصاویر، ص. ۲۷۰-۲۶۱، ۱۳۸۱.

[۳] ا. طاهری‌نیا و ح. بیگی، "الگوگذاری تصاویر دیجیتال با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات پنجمین کنفرانس بینایی ماشین و پردازش تصاویر، ۱۳۸۷.

[۴] م. رفیع خوارزمی و م. ر. مبینی، "قطعه‌بندی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات دهمین کنفرانس برق، ص. ۲۹۸-۳۰۶، ۱۳۸۱.

[۵] ا. آبین و ح. بیگی، "الگوریتم وقتی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای یافتن لبه‌های تصویر"، مجموعه مقالات سیزدهمین کنفرانس ملی انجمن کامپیوتر ایران، ۱۳۸۶.

[۶] م. ر. مبینی و ف. مهدی‌پور، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جایابی مدارهای متراکم"، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس ملی انجمن کامپیوتر ایران، ص. ۲۰۳-۱۹۵، ۱۳۸۱.

[7] B. Oommen, and D. Croix, "Graph Partitioning Using Learning Automata," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 45, no. 2, pp 195-208, 1996.

شاخه‌های مختلف علم کامپیوتر در کنار هم می‌توانند نقاط ضعف و قدرت هم را پوشش داده و سبب ایجاد الگوریتم‌های بسیار کارآمد در حوزه‌های مختلف علوم شوند. مبحث پردازش تصویر هم که از شاخه‌های بسیار مهم علم کامپیوتر می‌باشد از این قاعده مستثنی نمی‌باشد. در این مبحث با استفاده از تکنیک‌های بسیار قدرتمند علوم دیگر مانند یادگیری ماشین و ... می‌توان قدرت الگوریتم‌های این حوزه را افزایش داد. یکی از شاخه‌های علم یادگیری ماشین که به علت ذات همسایگی سلولی و تاثیرپذیری همسایگی و همچنین سلولی بودن تصویر به مقدار زیادی در حوزه پردازش تصویر نفوذ کرده است، مبحث اتوماتاهای یادگیر سلولی می‌باشد که تاکنون در بسیاری از موارد مانند استخراج ویژگی‌ها، قطعه‌بندی، تجزیه و تحلیل، فشرده‌سازی و ... بسیار موفق بوده و توانسته سبب بهبود الگوریتم‌های معمول پردازش تصویر شود. به علت گستردگی دو شاخه پردازش تصویر و یادگیری ماشین می‌توان با ترکیب صحیح الگوریتم‌های یادگیری ماشین و پردازش تصویر قدرت الگوریتم‌های پایه در حوزه پردازش تصویر را به میزان قابل توجهی افزایش داد.

در این مقاله ابتدا اتوماتای یادگیر سلولی به همراه ویژگیها و خواص آن بررسی شده و سپس کاربرد آن در دو حوزه تشخیص لبه و قطعه‌بندی تصویر بررسی شده و برای هر یک از آنها یک روش جدید مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی ارائه شده است. برای تشخیص لبه‌های تصویر یک آشکارساز وقتی لبه با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی ارائه شده است که در آن ابتدا با استفاده از تجزیه و تحلیل آماری تصویر و بررسی وجود لبه در نواحی مختلف تصویر، لبه‌های تصویر تقویت شده و نقاط غیر لبه تضعیف می‌شوند. این روش به عنوان یک مرحله پیش‌پردازش برای اتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد. پس از آن از اتوماتای یادگیر سلولی برای تقویت و بهبود لبه‌های تقویت شده در مرحله پیش‌پردازش استفاده می‌شود. در ادامه یک الگوریتم برای قطعه‌بندی تصاویر رنگی به کمک اتوماتای یادگیر سلولی معرفی شده است. در بسیاری از الگوریتم‌های قطعه‌بندی موجود، برای یافتن نواحی تصویر یک سری معیار تعریف و سپس بر اساس این معیارها و تشابه پیکسل‌های واقع در یک همسایگی، تعلق هر کدام از پیکسل‌ها به یک دسته تعیین می‌شود. هر کدام از دو جزء بیان شده توسط یک اتوماتای یادگیر سلولی مدلسازیشده و در راستای

- [20] J. Shi, and J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 8, pp. 888-905, 2000.
- [21] Y. Deng, and B. S. Manjunath, "Unsupervised Segmentation of Color-Texture Regions in Images and Video," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 8, pp. 800-810, 2001.
- [22] D. F. J. George, and S. E. George, "Cellular Automata Cryptography Using Reconfigurable Computing Source," *Proc. of the 16<sup>th</sup> International Conference on Developments in Applied Artificial Intelligence*, pp. 104-111, 2003.
- [23] N. H. Packard, and S. Wolfram, "Two-dimensional Cellular Automata," *Journal of Statistical Physics*, vol. 38, pp. 901-946, 1985.
- [24] Mitchell, *Computation in cellular automata: A selected review*, Technical report, Santa Fe Institute, Santa Fe, NM, USA, 1996.
- [25] M. Tsetlin, "On the Behavior of Finite Automata in Random Media," *Automation and Remote Control*, vol. 22, pp. 1345-1354, 1961.
- [26] K. S. Narendra, and M. A. L. Thathachar, *Learning Automata: An Introduction*, Prentice Hall, 1989.
- [27] H. Beigy, and M. R. Meybodi, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata," *Advances in Complex Systems*, vol. 7, no. 3-4, pp. 295-320, 2004.
- [28] M. Agache, *Families of Estimator-Based Stochastic Learning Algorithms*, M.Sc. Thesis of Computer Science, School of Computer Science, Carleton University, Ottawa, Ontario, 2000.
- [29] Y. Deng, and B. S. Manjunath, "Unsupervised Segmentation of Color-Texture Regions in Images and Video," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 8, pp. 800-810, 2001.
- [30] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, J. Malik, "A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics," *Proc. of the 8<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision*, pp. 416-423, 2001.
- [31] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [32] R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Second Edition, Prentice-Hall, 2002.
- [8] B. Oommen, and T. Roberts, "Continuous Learning Automata Solutions to the Capacity Assignment Problem," *IEEE Transactions on Computers*, vol. 49, no. 6, pp 608-620, 2000.
- [9] M. R. Meybodi, and H. Beigy, "A Note on Learning Automata-Based Schemes for Adaptation of BP Parameters," *Journal of Neurocomputing*, vol. 48, no. 4, pp. 957-974, 2002.
- [10] A. A. Abin, M. Fotouhi, and S. Kasaei, "Skin Segmentation Based on Cellular Learning Automata," *Proc. of the Advances in Mobile Computing and Multimedia*, pp 254-259, 2008.
- [11] H. Beigy, and M. Meybodi, "Asynchronous Cellular Learning Automata," *Journal of Automatica*, vol. 44, no 5, pp 1350-1357, 2008.
- [12] M. R. Meybodi, and M. Khojasteh, "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Commerce Networks," *Proc. of the 6<sup>th</sup> Annual International Computer Society of Iran Computer Conference*, pp 284-295, 2001.
- [13] A. A. Abin, M. Fotouhi, and S. Kasaei, "A Dynamic Cellular Learning Automata-Based Skin Detector," *Multimedia System Journal*, vol. 15, no. 5, pp. 309-323, 2009.
- [14] M. R. Meybodi, and M. Taherkhani, "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Rumor Diffusion," *Proc. of the 9<sup>th</sup> Conference on Electrical Engineering, Power and Water Institute of Technology*, pp. 102-110, 2001.
- [15] R. Rastegar, M. Rahmati, and M. R. Meybodi, "A Clustering Algorithm using Cellular Learning Automata based Evolutionary Algorithm," *Proc. of the International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms*, pp. 144-150, 2005.
- [16] Y. Delignon, A. Marzouki, and W. Pieczynski, "Estimation of Generalized Mixtures and its Application in Image Segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 10, pp. 1364-1376, 1997.
- [17] D. K. Panjwani, and G. Healey, "Markov Random Field Models for Unsupervised Segmentation of Textured Color Images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 10, pp. 939-954, Oct. 1995.
- [18] J. P. Wang, "Stochastic Relaxation on Partitions with Connected Components and its Application to Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 6, pp. 619-636, 1998.
- [19] W. Y. Manjunath, and B. S. Ma, "Edge Flow: a Framework of Boundary Detection and Image Segmentation," *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 744-749, 1997.



**احمد علی آبین** مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه علم و صنعت ایران در سال ۱۳۸۴ اخذ نموده و در سال ۱۳۸۷ موفق به اخذ مدرک کارشناسی ارشد در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه صنعتی شریف شده است. ایشان از سال

۱۳۸۹ مقطع دکتری خود را در دانشگاه صنعتی شریف آغاز نموده است و هم‌اکنون در آزمایشگاه سیستم‌های هوشمند دانشکده مهندسی کامپیوتر در حوزه یادگیری ماشین در حال پژوهش می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی ایشان شامل یادگیری ماشین و پردازش تصویر می‌باشد.

آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

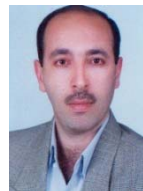
abin@ce.sharif.edu



**سیدحمید امیری** کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۵ در دانشگاه شهید باهنر کرمان در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار به پایان رسانده و در سال ۱۳۸۷ موفق به اخذ مدرک کارشناسی‌ارشد از دانشگاه صنعتی شریف در گرایش هوش مصنوعی شده است. وی هم‌اکنون به عنوان دانشجوی دکترا در آزمایشگاه پردازش تصویر و بینایی ماشین دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف مشغول به تحقیق می‌باشد.

آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

s\_amiri@ce.sharif.edu



**حمید بیگی** تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی‌ارشد مهندسی کامپیوتر به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۱ و ۱۳۷۴ از دانشگاه شیراز و در مقطع دکتری مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۸۳ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است و هم‌اکنون دانشیار دانشکده مهندسی دانشگاه صنعتی شریف می‌باشد. زمینه‌های پژوهشی ایشان شامل الگوریتم‌های موازی، الگوریتم‌های یادگیری، هوش محاسباتی و کاربردهای آن در شبکه‌های کامپیوتری می‌باشد.

آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:

beigy@ce.sharif.edu

#### اطلاعات بررسی مقاله:

تاریخ ارسال: ۸۹/۷/۲۱

تاریخ اصلاح: ۹۰/۵/۳

تاریخ قبول شدن: ۹۰/۵/۱۷

نویسنده مرتبط: دکتر حمید بیگی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران.

- <sup>1</sup> Learning Automata
- <sup>2</sup> Cellular Automata
- <sup>3</sup> Cellular Learning Automata
- <sup>4</sup> Clustering
- <sup>5</sup> Linear Reward Penalty
- <sup>6</sup> Linear Reward Epsilon Penalty
- <sup>7</sup> Linear Reward Inaction
- <sup>8</sup> General
- <sup>9</sup> Totalistic
- <sup>10</sup> Outer totalistic
- <sup>11</sup> Gaussian Filter
- <sup>12</sup> Threshold
- <sup>13</sup> Region Merge Threshold
- <sup>14</sup> The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark
- <sup>15</sup> Salt & Pepper
- <sup>16</sup> Gaussian