

# یک روش ترکیبی برای واضح سازی تصاویر (مدل پخش گاز + اتوماتای یادگیر سلولی)

فرشاد مارچینی      محمدرضا میبدی      وحید سلیمانی

آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن آوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

## چکیده

یکی از عملیات مهم در پردازش تصاویر عمل واضح سازی<sup>۱</sup> می باشد. یکی از روش های واضح سازی مبتنی بر مدل پخش گاز میباشد. یکی از مشکلات این روش تعیین مقدار مناسب برای پارامتر  $\alpha$  برای هر پیکسل در تصویر میباشد. معمولاً مقدار پارامتر  $\alpha$  برای کلیه پیکسلهای تصویر اعم از لبه و یا غیر لبه و همچنین پیکسلهایی با تغییرات هموار و یا غیر هموار، یکسان در نظر گرفته میشود و بهمین دلیل تمام قسمتهای تصویر بطور یکسان واضح سازی میشوند. این روش دارای کارایی بالاتری خواهد اگر برای تغییرات ناگهانی فرکانس از مقادیر بالا و در غیر این صورت از مقادیر پایین برای پارامتر  $\alpha$  استفاده گردد. در این مقاله یک روش واضح سازی که از ترکیب روش واضح سازی مبتنی بر پخش گاز و اتوماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد میگردد. در این روش ترکیبی، اتوماتای یادگیر سلولی عهده دار تعیین مقادیر مناسب پارامتر  $\alpha$  برای پیکسلهای تصویر میباشد. اتوماتای یادگیر در هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی مقدار مناسب پارامتر  $\alpha$  پیکسل متناظر با آن سلول را تعیین کند. یکی از خصوصیات بارز الگوریتم پیشنهادی در این است که عمل واضح سازی میتواند بر روی تصاویر نویزی نیز انجام گردد و نیازی به حذف نویز قبل از فرایند واضح سازی نمیباشد. به بیان دیگر الگوریتم پیشنهادی در حین واضح سازی، نویز موجود در تصویر را نیز حذف مینماید. همچنین روش پیشنهادی متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی آنها را ساده می سازد. از طریق شبیه سازی کارایی روش ترکیبی نشان داده شده است.

**کلمات کلیدی:** اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، پردازش تصویر، واضح سازی تصویر

## ۱ - مقدمه

تکنیکهای پردازش تصویر و شناسائی الگو کاربردهای فراوانی در پزشکی، صنعت، بینائی ماشین و کنترل دارد. در بینائی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگیهای تصویر نظیر لبه ها، خطوط، انحنایها، گوشه ها و مرزها را می توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحنه های تصویر را آسان تر می سازد [1][4][8][16][19]. یکی از عملیاتی که همواره در تصاویر مورد نظر بوده است عمل واضح سازی تصویر می باشد. عمل واضح سازی برخلاف هموار سازی تصاویر که در آن هدف هموار کردن تغییرات سطوح خاکستری می باشد باعث ناهموار تر کردن تغییرات سطوح خاکستری می باشد. در حقیقت عمل هموار سازی تصاویر سعی در تضعیف فرکانسهای بالا و عمل واضح سازی سازی سعی در تقویت فرکانسهای بالا دارد. یکی از مهمترین نکاتی که

<sup>1</sup> Image Sharpening

در عمل واضح سازی تصاویر باید رعایت شود این است که تصویری که باید این عمل بر روی آن انجام شود عاری از نویز باشد چرا که نویز خود یک پدیده فرکانس بالا می باشد و بالطبع پس از عمل واضح سازی نویز قوی تر شده و باعث خرابی تصویر حاصله میگردد. در واقع عمل واضح سازی تصاویر به منظور مشخص کردن جزئیات تصاویر و یا بهبود جزئیاتی که بر اثر هموار سازی یا بر اساس خطأ و یا بر اثر استفاده از برخی از روشهای از دست رفته اند می باشد. از واضح سازی تصویر معمولاً<sup>2</sup> به عنوان ابزاری برای شناسایی لبه ها بهره می جویند. از کاربردهای واضح سازی تصاویر میتوان به چاپ تصاویر بردهای الکترونیکی، تصویر برداری پزشکی، بررسی های صنعتی و تشخیص اهداف خودکار توسط سلاح های هوشمند اشاره کرد. روشهای بسیاری از جمله، واضح سازی با استفاده از مشتق گیری، واضح سازی با استفاده از گرادیان گیری، واضح سازی با استفاده از لایاسین گیری، واضح سازی با استفاده از مدل پخش گاز و واضح سازی با استفاده از فیلتر Butterworth برای انجام عمل واضح سازی تصاویر تا کنون معرفی شده اند که هر کدام معاایب و مزایای خاص خود را دارند<sup>[8][7][6][5]</sup>.

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [20]، مدلی برای سیستمهاي است که از اجزاء ساده ای تشکيل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای از خود نشان دهند. یک اتماتای یادگیر سلولی، از یک اتماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می سازد. مانند اتماتای سلولی [18]، یک قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک آتماتا در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جرمیه شود. عمل دادن پاداش و یا جرمیه منجر به بروز در آوردن ساختار اتماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به یک هدف خاص می گردد.

یکی از روشهای واضح سازی<sup>3</sup> میتنی بر مدل پخش گاز میباشد. یکی از مشکلات این روش تعیین مقدار مناسب یکی از پارامتر های این روش به نام  $\alpha$  برای هر پیکسل میباشد. معمولاً مقدار پارامتر  $\alpha$  برای کلیه پیکسلهای تصویر اعم از لبه و یا غیر لبه و همچنین پیکسلهایی با تغییرات هموار یا غیر هموار، یکسان در نظر گرفته میشود و بهمین دلیل تمام قسمتهای تصویر بطور یکسان واضح سازی میشود. این روش دارای کارایی بالاتری است اگر برای تغییرات ناگهانی فرکانس از مقادیر بالا و در غیر این صورت از مقادیر پایین برای  $\alpha$  استفاده گردد. در این مقاله یک روش واضح سازی که از ترکیب روش پخش گاز و اتماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد میگردد. در این روش ترکیبی، اتماتای یادگیر سلولی عهده دار تعیین مقدار مناسب پارامتر  $\alpha$  برای پیکسلهای تصویر میباشد. اتماتای یادگیر در هر سلول اتماتای یادگیر سلولی پارامتر  $\alpha$  پیکسل متناظر با آن سلول را تعیین کند. یکی از خصوصیات بارز الگوریتم پیشنهادی این است که عمل واضح سازی میتواند بر روی تصاویر نویزی نیز انجام گردد و نیازی به حذف نویز قبل از واضح سازی نمیباشد. به بیان دیگر الگوریتم پیشنهادی در زمان واضح سازی، نویز موجود در تصویر را نیز حذف مینماید از مشخصه های دیگر روش پیشنهادی توزیعی بودن آن است. همچنین این روشهای ممکن بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی انها را به صورت نرم افزاری و یا سخت افزاری ساده تر می سازد. نتایج بدست آمده از شبیه سازیها کارایی بالای این روش ترکیبی را نشان میدهد.

ادامه مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. در بخش ۲ اتماتاهای یادگیر و در بخش ۳ و اتماتای یادگیر سلولی مختصراً شرح داده میشود. در بخش ۴ الگوریتم ترکیبی و نتایج آزمایشها ارایه میگردد. بخش ۵ مقاله نتیجه گیری میباشد.

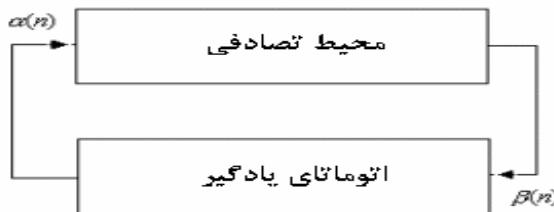
## ۲- اتماتاهای یادگیر

اتوماتای یادگیر یک ماشین با حالات محدود<sup>3</sup> است که میتواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می گردد و پاسخی به اتماتای یادگیر داده می شود. اتماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده

<sup>2</sup> Image Sharpening

<sup>3</sup> Finite State Machine

و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند. در طی این فرایند، اتوماتای یادگیر یاد می‌گیرد که چگونه بهترین عمل را از بین اعمال مجاز خود انتخاب نماید. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد. محیط را می‌توان توسط سه تایی  $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$  نشان داد که در آن  $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودیها،  $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  مجموعه خروجیها و  $c = \{c_1, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمالهای جریمه می‌باشد. هرگاه  $\beta$  مجموعه دو عضوی باشد محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی  $\beta_1 = 1$  به عنوان جریمه و  $\beta_2 = 0$  به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط Q،  $\beta(n)$  می‌تواند به طور گسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله  $[0,1]$  و در محیط از نوع S،  $\beta(n)$  هر مقدار در فاصله  $[0,1]$  را اختیار کند. احتمال اینکه عمل  $i$  نتیجه نامطلوب داشته باشد، می‌باشد. در محیط ایستا مقادیر  $c_i$  در طی زمان بدون تغییر می‌مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتای یادگیر به دو گروه اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند. از آنجا که در این مقاله از اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر استفاده شده است، در ادامه این بخش به معرفی این نوع از اتوماتاهای می‌پردازم.



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داد که  $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه عملهای اتوماتا،  $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  مجموعه ورودیهای اتوماتا،  $p = \{p_1, \dots, p_r\}$  بردار احتمال انتخاب هریک از عملها و  $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. الگوریتم زیریک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. فرض کنید عمل  $i$  در مرحله  $n$  ام انتخاب شود.

- پاسخ مطلوب

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

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

- پاسخ نامطلوب

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

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

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم  $L_{RP}^4$  را، زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم  $L_{REP}^5$  و زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم  $L_{RI}^6$  می‌نامیم. برای اطلاعات بیشتر درباره آتوماتاهای یادگیر می‌توان به [10][12][14][37][39] مراجعه نمود.

### ۳- اتوماتای یادگیر سلوی

اتوماتای یادگیر سلوی (CLA)، مجموعه‌ای از اجزای ساده‌ای است بطوریکه رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر رفتار

<sup>4</sup>Linear Reward Penalty

<sup>5</sup>Linear Reward Epsilon Penalty

<sup>6</sup>Linear Reward Inaction

پیچیده‌ای از خود نشان می‌دهند، بنابراین از آن می‌توان در مدل کردن بسیاری از سیستمها بهره برد. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که حالت این سلول را مشخص می‌سازد. مانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در سلول باید پاداش داده شود و یا اینکه جرمیه باعث بروز شدن ساختار اتوماتا یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد. ایده اصلی اتوماتای یادگیر سلولی، که می‌توان آن را زیر مجموعه‌ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی تصادفی در نظر گرفت، استفاده از اتوماتاهای یادگیر برای محاسبه احتمال انتقال حالت در اتوماتای سلولی تصادفی می‌باشد. اتوماتاهای یادگیر سلولی را می‌توان به دو دسته آسنکرون و سنکرون تقسیم کرد. در مدل سنکرون تمام سلولها با یک ساعت سراسری هماهنگ شده و به طور همزمان اجرا می‌شوند.

اتوماتای یادگیر سلولی: اتوماتای یادگیر سلولی  $d$  بعدی یک چندتایی  $CLA = (Z^d, \phi, A, N, F)$  است به طوریکه:

- $Z^d$  یک شبکه از  $d$  تایی‌های مرتب از اعداد صحیح می‌باشد. این شبکه می‌تواند یک شبکه متناهی، نیمه متناهی یا متناهی باشد.

- $\phi$  یک مجموعه متناهی از حالتها می‌باشد.

- $A$ ، یک مجموعه از اتوماتاهای یادگیر (LA) است که هر یک از آنها به یک سلول از اتوماتای سلولی نسبت داده می‌شود.

- $N = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_{\bar{m}}\}$  یک زیر مجموعه متناهی از  $Z^d$  می‌باشد که بردار همسایگی نامیده می‌شود.

- $F : \underline{\phi}^{\bar{m}} \rightarrow \underline{\beta}$ : قانون محلی CLA می‌باشد به طوریکه  $\underline{\beta}$  مجموعه مقادیری است که می‌تواند به عنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود.

در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومان<sup>7</sup> و مور<sup>8</sup> می‌باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می‌باشند.

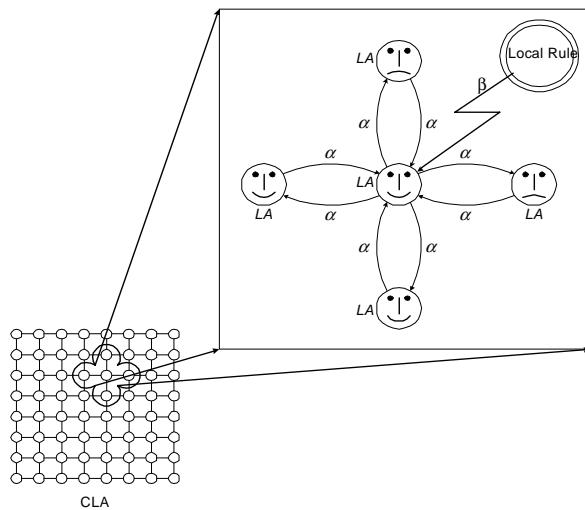
قوانين: قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته *outer totalistic, general* و *totalistic, general* تقسیم می‌گردند [13][18]. در قوانین *general* مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه‌های آن سلول بستگی دارد. در قوانین *totalistic* مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه‌های آن سلول بستگی دارد و در قوانین *outer totalistic* مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه‌های آن سلول و هم به خود سلول بستگی دارد.

**عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی:** عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جرمیه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جرمیه شده است آتماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی آتماتا بهنگام می‌گردد. معمولاً عمل به روز در آوردن تمام آتماتاهای به صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از به روز در آوردن، هر آتماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جرمیه تا زمانیکه سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبیل تعریف شده ای برقرار شود ادامه می‌یابد. عمل بهنگام سازی ساختار آتماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می‌شود. در حاکت کلی در یک اتوماتای یادگیر سلولی اگر همه حالتها با هم تغییر کنند آن را همزمان گویند و اگر در هر لحظه یک حالت تغییر کند آن را سریال و اگر حالتها به صورت تصادفی یکنواخت تغییر کنند آن را غیر همزمان می‌نامند. شکل ۲ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد که در آن از

<sup>7</sup>Von Neuman

<sup>8</sup> Moore

همسایگی و نیومن استفاده شده است. در این شکل، اتماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.



شکل ۲: اتماتای یادگیر سلولی (CLA)

**آنتروپی برای اتماتای یادگیر سلولی :** آنتروپی معیاری است برای اندازه گیری میزان اطلاعاتی که توسط یک منبع تولید میشود و یا توسط فرد شاهد دریافت میگردد. در مدل اتماتای یادگیر سلولی، آنتروپی به عنوان معیاری برای سنجش میزان کارایی و بررسی سیستم مورد استفاده قرار گرفته است. بدین صورت که وقتی اتماتاهای محیط قادر باشند که عمل بهینه را بیابند، احتمال انتخاب آن عمل بیشتر شده و در نتیجه آنتروپی آتماتاهای آن افزایش می یابد. آنتروپی یک اتماتای یادگیر  $L_{ij}$  در CLA با مجموعه اعمال  $\{a_1, a_2, \dots, a_r\}$  برابر است با :

$$E_{ij} = - \sum_{k=1}^r P(a_k) \log(P(a_k))$$

که در رابطه بالا  $P(a_i)$  احتمال انتخاب عمل  $a_i$  توسط اتماتای یادگیر میباشد. آنتروپی CLA به صورت زیر تعریف میشود .

$$E = \sum_i \sum_j E_{ij}$$

برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن به [11][38-40][21-36] مراجعه نمود.

#### ۴- رو ش پیشنهادی برای واضح سازی تصویر

در این بخش از مقاله ابتدا روش واضح سازی مبتنی بر مدل پخش گاز شرح داده میشود و سپس یک روش ترکیبی که از ترکیب اتماتای یادگیر سلولی و روش واضح سازی مبتنی بر مدل پخش گاز حاصل شده است برای واضح سازی تصاویر پیشنهاد میگردد. در خاتمه این بخش نتایج آزمایشها گزارش شده است.

##### ۴-۱- واضح سازی با استفاده از مدل پخش گاز

فرض کنید که  $(x,y)$  تصویر اصلی و  $f(x,y)$  تصویر تار شده باشد. فرایند تار شدن یک تصویر را میتوان توسط فرایند پخش شدن گاز مدل کرد. فرض کنید  $f(x,y,t)$  تصویر تار شده در زمان  $t$  باشد. از لحظه  $t=0$  تاری تصویر (پخش گاز) آغاز می شود و در زمان  $\tau$   $f(x,y,\tau)$  تصویر تار شده،  $f(x,y)$  را خواهیم داشت و در این صورت

$$f(x,y,\tau) = f(x,y) \quad (6)$$

$$f(x,y,0) = g(x,y) \quad (7)$$

$$\frac{\partial f}{\partial t} = K \nabla^2 f \quad K > 0 \quad (8)$$

تابع  $f(x,y,t)$  را با استفاده از بسط تیلور، حول نقطه  $t = \tau$  بسط می دهیم و با صرف نظر کردن از جملات با درجه بالاتر از ۱، به عبارت زیر خواهیم رسید.

$$f(x, y, 0) \approx f(x, y, \tau) - \tau \frac{\partial f(x, y, \tau)}{\partial t} \quad (9)$$

با استفاده از روابط (۶)، (۷)، (۸) و (۹) خواهیم داشت:

$$g(x, y) = f(x, y) - K \tau \nabla^2 f(x, y) \quad (10)$$

از طرفی  $\nabla^2 f$  را می توان به صورت زیر محاسبه کرد.

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x-1, y) - 4f(x, y) \quad (11)$$

معادله (۱۰) را می توان با استفاده از تعریف لاپلاسین در تصویر به فرم (۱۱) به صورت زیر برای از بین بردن تاری تصویر استفاده کرد.

$$g(x, y) = (1 + 4\alpha)f(x, y) - \alpha(f(x+1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) + f(x-1, y)) \quad (12)$$

که  $\alpha = K\tau$  می باشد.

یکی از مشکلات این روش این است که برای کلیه پیکسلهای تصویر اعم از لبه و یا غیر لبه و پیکسلهای با تغییرات هموار و یا غیر هموار پارامتر  $\alpha$  یکسان در نظر گرفته میشود و بهمین دلیل همه قسمتهای تصویر به یک نحو واضح سازی میشود.

#### ۴-۲- الگوریتم ترکیبی پیشنهادی برای واضح سازی تصاویر

در روش ترکیبی، از یک اتماتای یادگیر سلولی به منظور تعیین مقادیر مناسب پارامتر  $\alpha$  برای پیکسلهای تصویر استفاده میشود. اتماتای یادگیر در هر سلول اتماتای یادگیر سلولی عهده دار تعییت مقدار پارامتر  $\alpha$  برای پیکسل متناظر با آن سلول میباشد. در واقع اتماتای یادگیر سلولی تعیین میکند که برای کدام پیکسل مقدار پارامتر  $\alpha$  بایستی پایین و برای کدام پیکسل مقدار پارامتر  $\alpha$  بایستی بالا در نظر گرفته شود. برای این منظور در موقعیتهایی که تغییرات ناگهانی فرکانس وجود دارد باید از مقادیر بالا برای پارامتر  $\alpha$  استفاده نمود و در مقابل در موقعیتهایی که تغییرات ناگهانی فرکانس وجود ندارد باید از مقادیر پایین برای پارامتر  $\alpha$  استفاده نمود.

برای واضح سازی یک تصویر  $C \times R$  از یک اتماتای دو بعدی با  $R$  سطر و  $C$  ستون که در هر سلول آن یک اتماتای یادگیر قرار دارد استفاده میشود. هر پیکسل تصویر به یکی از سلواهای اتماتای یادگیر سلولی نگاشت میشود. پیکسل در سطر  $i$  و ستون  $c$  به سلول در سطر  $i$  و ستون  $c$  اتماتای یادگیر سلولی نگاشت میشود. هر اتماتای یادگیر دارای ۱۱ اقدام میباشد. که هر اقدام یکی از مقادیر بین ۰ و ۱ را اختیار میکند. در آزمایشهای انجام گرفته به اقدام اول ۰، به اقدام دوم ۱، به اقدام دوم ۲، ... و به اقدام یازدهم مقدار ۱ نسبت داده میشود. انتخاب یک اقدام توسط یک اتماتای یادگیر به منزله انتخاب یکی از این مقادیر میباشد. بردار احتمال انتخاب اقدامهای هر اتماتای یادگیر  $p = (p_1, p_2, \dots, p_{11})$  در ابتدا به بردار  $(1/11, 1/11, \dots, 1/11) = p$  مقدار دهی میشود. این بدین معنی است که هر اتماتای یادگیر در ابتدا یکی از ۱۱ مقدار تعیین شده برای پارامتر  $\alpha$  را با احتمال مساوی انتخاب مینماید. پس از انتخاب اقدام (انتخاب یک مقدار برای پارامتر  $\alpha$ ) توسط یک اتماتای یادگیر فرمول کلی مدل پخش گاز با استفاده از این مقدار ارزیابی میگردد و عددبه دست آمده برای این پیکسل برای مقایسات بعدی نگاه داشته میشود. سپس تعیین میشود که آیا این عدد به دست آمده برای پیکسل مورد نظر صحیح میباشد و یا خیر؟ اگر پیکسل مورد نظر نسبت به همسایگانش دارای تغییرات ناگهانی است و مقدار بالایی برای پارامتر  $\alpha$  ان پیکسل انتخاب شده باشد و یا اگر پیکسل مورد نظر نسبت به همسایگانش دارای تغییرات ناگهانی نبوده است و

مقدار پایینی برای پارامتر  $\alpha$  انتخاب شده باشد در این صورت اقدام انتخابی بر طبق الگوریتم یادگیری پاداش داده میشود و در غیر این صورت اقدام انتخابی بر طبق الگوریتم یادگیری جریمه میگردد.

الگوریتم پیشنهادی با ذکر جزئیات بیشتر در مراحل زیر خلاصه شود:

۱. هر پیکسل از تصویر به یک سلول از اتوماتی سلولی یادگیر نسبت داده میشود.

۲. برای هر پیکسل بردار احتمال  $p = (p_1, p_2, \dots, p_{11})$  را تعریف کنید. هر عضو از این بردار، احتمال انتخاب یکی از مقادیری را که پارامتر  $\alpha$  میتواند اختیار کند و توسط اتوماتی یادگیر انتخاب میشود را مشخص مینماید. در ابتدای عملیات، این بردار به  $p = (1/11, 1/11, \dots, 1/11)$  مقدار دهی میشود. این بدین معنی است که در ابتدای عملیات یکی از ۱۱ مدار تعیین شده برای پارامتر  $\alpha$  با احتمال مساوی توسط اتوماتی یادگیر انتخاب میشود.  $\alpha = (0, 0.1, 0.2, 0.3, \dots, 1)$  بعنوان بردار اقدامهای هر اتوماتی یادگیر درنظر گرفته شده است.

برای مقدار اولیه آنتروپی مقدار بسیار بالایی در نظر گرفته میشود.

۳. برای تمام پیکسلها قدمهای ۴ تا ۶ انجام داده شود.

۴. اتوماتی یادگیر در هر سلول یکی از اقدامهای خود را بر طبق بردار احتمال  $p$  انتخاب میکند که این به منزله انتخاب یکی از ۱۱ مقداری است که پارامتر  $\alpha$  میتواند انتخاب کند.

۵. با استفاده از مقدار انتخاب شده برای پارامتر  $\alpha$  فرمول کلی مدل پخش گاز یعنی  $g(x, y)$  برای هر پیکسل محاسبه میشود و عدد به دست آمده برای استفاده بعدی حفظ میشود

۶. در این مرحله تعیین میشود که آیا هر پیکسل نسبت به همسایگانش دارای تغییرات ناگهانی میباشد یا خیر؟ آگر تعداد همسایگانی از پیکسل که دارای تفاوت سطح خاکستری بیشتر از یک هستند برابر با بزرگتر از ۳ باشد در این صورت پیکسل نسبت به همسایگانش دارای تغییرات ناگهانی می باشد؟ حال اگر مقدار  $g(x, y)$  که در مرحله ۵ محاسبه شد از مقدار اصلی پیکسل یعنی  $f(x, y)$  کوچکتر از ۲ واحد سطح خاکستری باشد  $|g(x, y) - f(x, y)| <= 2$  (اقدام انتخاب شده توسط اتوماتی یادگیر متناظر با این پیکسل بر طبق الگوریتم یادگیری پاداش داده میشود (احتمال آن افزایش میابد) و در غیر آن صورت این اقدام بر طبق الگوریتم یادگیری جریمه میگردد (احتمال آن افزایش میابد).

۷. اگر تفاوت بین آنتروپی تصویر بدست آمده در دو مرحله متوالی از یک مقدار استانه بیشتر باشد الگوریتم به مرحله ۳ میرود و در غیر این صورت الگوریتم خاتمه میابد. مقداری از پارامتر  $\alpha$  که دارای بالاترین احتمال انتخاب در بردار احتمال  $p$  میباشد بعنوان مقدار مناسب برای  $\alpha$  انتخاب میشود. در ازماشها مقدار آستانه برابر با عدد یک در نظر گرفته شده است. هر چه مقدار استانه کوچکتر باشد مقدار گزارش شده نهایی برای پارامتر  $\alpha$  دقیقتر خواهد بود ولی در عوض زمان همگرایی افزایش می یابد.

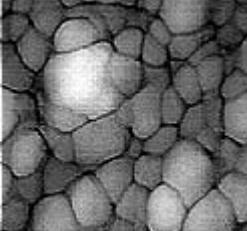
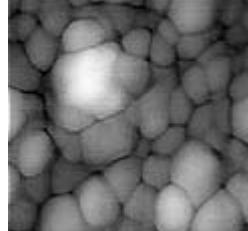
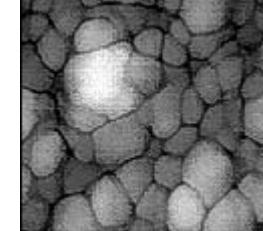
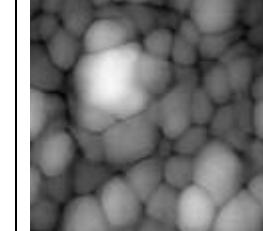
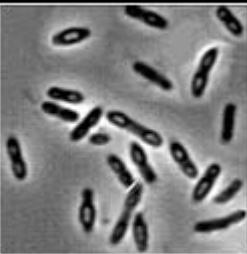
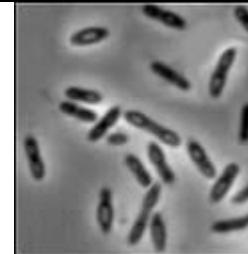
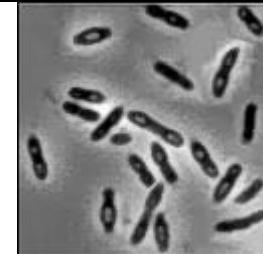
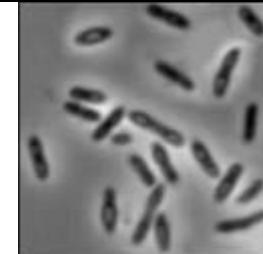
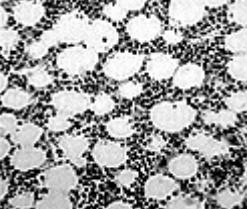
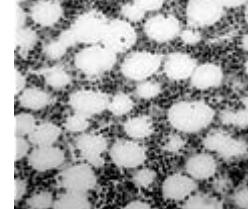
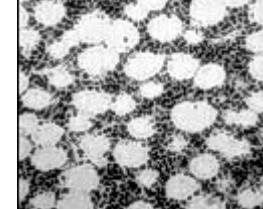
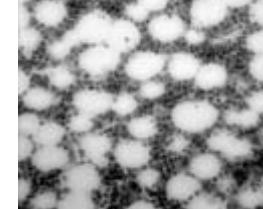
یکی از خصوصیات بارز الگوریتم پیشنهادی در این است که عمل واضح سازی میتواند بر روی تصاویر نویزی نیز انجام گردد و نیازی به حذف نویز قبل از واضح سازی نمیباشد. به بیان دیگر الگوریتم پیشنهادی در زمان واضح سازی، نویز موجود در تصویر را نیز حذف مینماید. تصاویرشکل ۳ نتایج آزمایشها را برای تصاویر غیر نویزی و تصاویر شکل ۴ نتایج آزمایشها را برای تصاویر نویزی نشان میدهد. برای مشاهده آزمایشها بیشتر میتوان به [41] مراجعه نمود

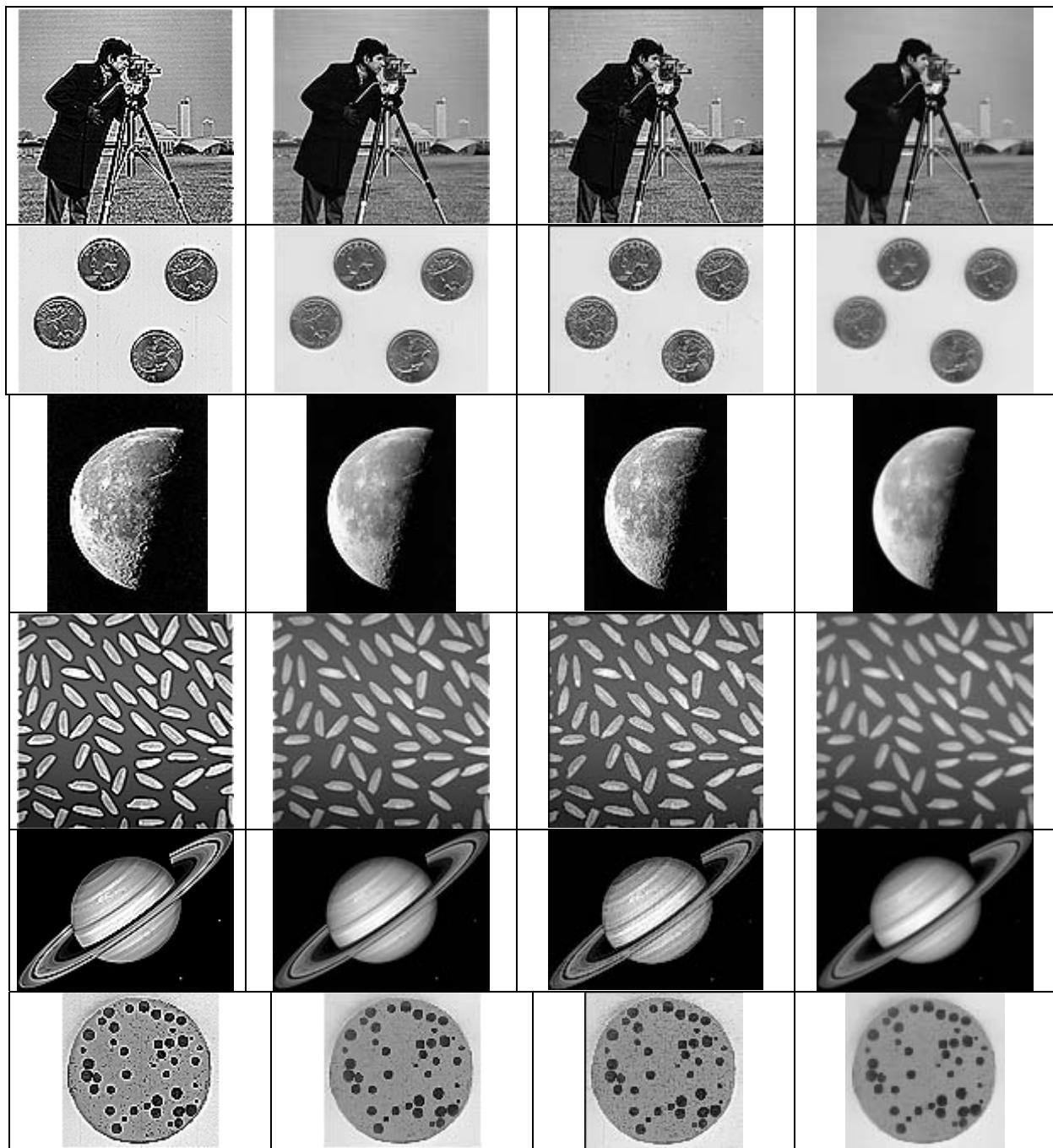
## ۵ - نتیجه گیری

در این مقاله یک روش ترکیبی که از ترکیب روش واضح سازی با استفاده از مدل پخش گاز و اتوماتی یادگیر سلولی حاصل شده است ارایه گردید. الگوریتم پیشنهادی بهبود یافته روش واضح سازی با استفاده از مدل پخش گاز میباشد که در آن از اتوماتی یادگیر سلولی برای تعیین پارامتر  $\alpha$  برای پیکسلهای تصویر استفاده شده است. نتایج آزمایشها برتری این روش

ترکیبی را بر روی واضح سازی مبتنی بر مدل پخش گاز که در آن مقدار پارامتر  $\alpha$  برای کلیه پیکسلهای تصویر یکسان در نظر گرفته میشود نشان میدهد. الگوریتم پیشنهادی قادر است نویز موجود در تصویر را همزمان با عمل واضح سازی حذف نماید. یکی از مهمترین خصیصه های روش پیشنهادی توزیعی بودن آنها است که موازی سازی آن را بسادگی امکان پذیر میسازد.

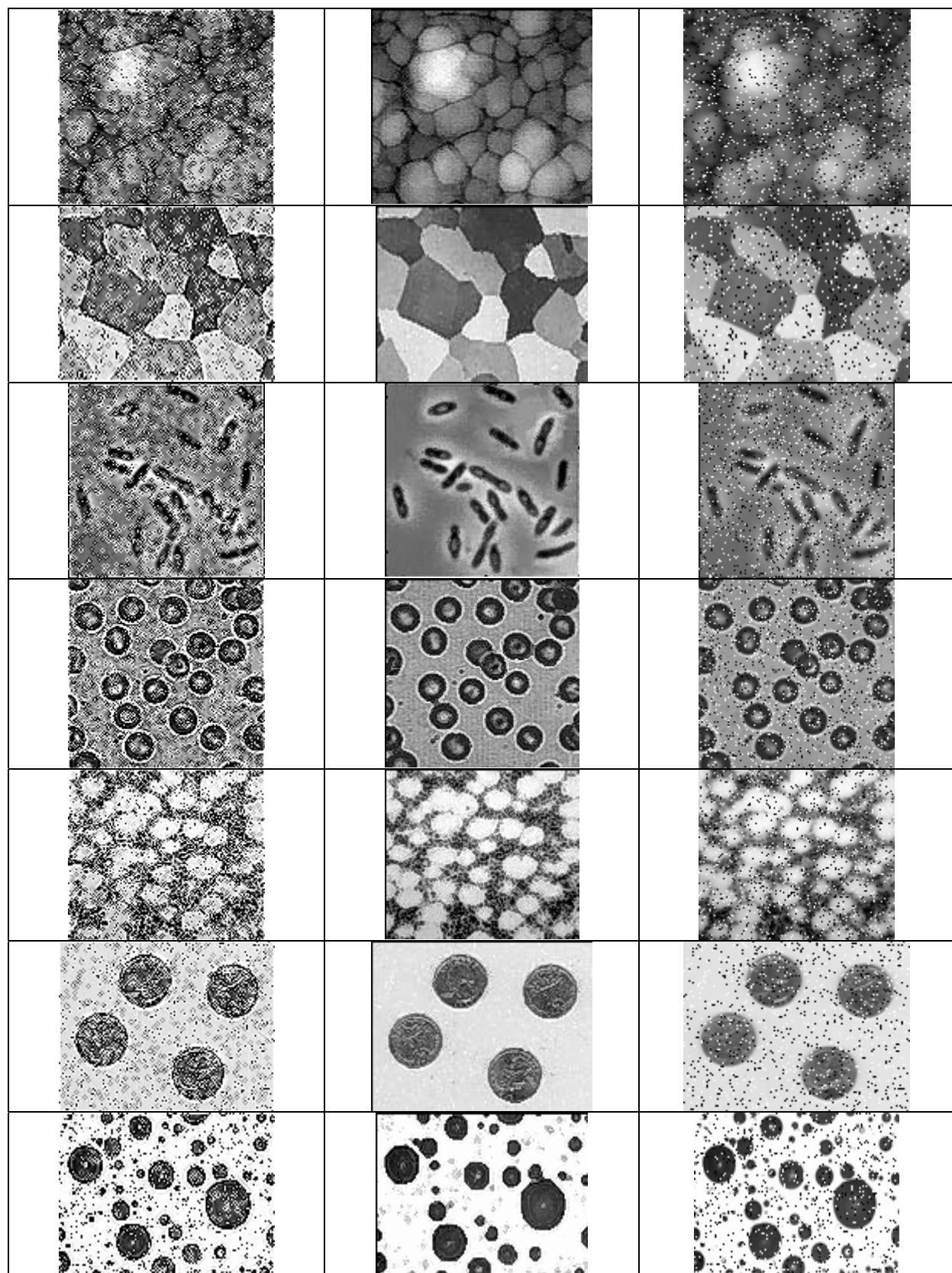
شکل ۳: نتایج آزمایشها برای تصاویر بدون نویز

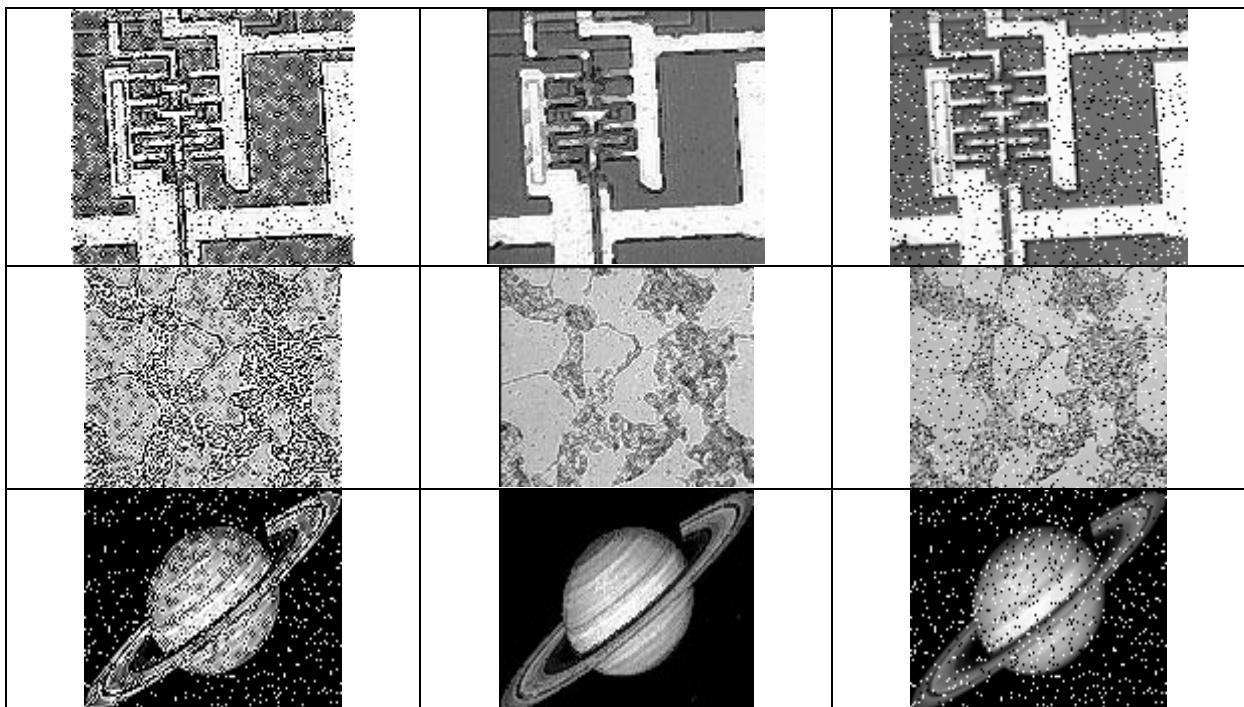
تصویر واضح شده توسط مدل پخش شدن گاز با استفاده از مقادیر بالای آلفا	تصویر واضح شده توسط مدل پخش شدن گاز با استفاده از مقادیر پایین آلفا	تصویر واضح شده توسط الگوریتم پیشنهادی	تصویر اولیه
			
			
			
			
			



شکل ۴: نتایج آزمایشها برای تصاویر نویز دار

تصویر واضح شده با استفاده مدل پخش گاز با مقادیر ثابت $\alpha$	تصویر واضح شده توسط الگوریتم پیشنهادی	تصویر نویزدار





## مراجع

- [1] J. R. Beveridge et al., "Segmenting Images Using Localizing Histograms and Region Merging", International Journal of Compt. vision. vol.2. 1989.
- [2] J. F. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection". IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.. PAMI, Vol. 8, No.6, pp.:679-698, 1986.
- [3] K. C. Chou, A. S. Willsky and A. Benvensite, "Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization", IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 39 1994.
- [4] S. Geman and D. Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 6 1984.
- [5] R. C Gonzales and R. E Woods, "Digital Image Processing ", Addison Wesley , 1995.
- [6] R. M. Haralich and L. G. Shapiro, L.G., "Survey: Image Segmentation", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol. 29, pp. 100-123.
- [7] R. M. Haralich and S. R. Sternberg, "Image Analysis Using Mathematical Morphology," IEEE Trans. on PAMI. Vol 9, 1987.
- [8] Y. Kim and S. Lee, "Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognitin" . IEEE Trans. Patt. analysis and machine Inte., Vol. 17, No. 7, 1995.
- [9] Lakshmivarahan, S., "Learning Algorithms: Theory and Applications", New York, Springer Verlag, 1981.
- [10] 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.
- [11] F. Marchini and M. R. Meybodi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing: Finding Skeleton", Proceedings of The Third Conference on Machine Vision, Image Processing and Applications (MVIP 2005) University of Tehran, Tehran, Iran, pp. 271-280, Feb. 2005.
- [12] 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.
- [13] M. Mitchell, "Computation in Cellular Automata: A Selected Review", Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.
- [14] K. S. Narendra and M. A. L. Thathachar, "Learning Automata: An Introduction", Prentice Hall, Inc., 1989.
- [15] K. JR. Preston, "Feature Extraction by Golay Hexagonal Pattern Transformations", IEEE Trans. Comput., Vol. C-20, pp. 1007-1014, 1979.
- [16] 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.
- [17] J. S. Weska, "A Survey of Threshold Selection Techniques", Compu. Vision, Graphics, Image Proc. Vol 2, pp. 259-265, 1978.
- [18] S. Wolfrom, "Theory and Application of Cellular Automata", Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.

- [19] Y. Zhao and L. S. Anderson, "Pattern Estimation and Restoration of Noisy Images Using Gibbs Distributions In Hidden Markov Models" IEEE, 1989.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] R. Ghanbari and M. R. Meybodi, "Load Balancing in Grid Computing Using Cellular Learning automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, 2004.
- [24] A. Hariri, R. Rastegar, M. R. Saheb Zamani, and M. R. Meybodi, M. R., "A Parallel Hardware Implementation of CLA-EC on FPGA", Technical Report, Computer Eng. Department, Amirkabir university, 2004.
- [25] 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.
- [26] 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
- [27] M. R. Meybodi and M. R. Khojasteh, "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Commerce Networks", Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001, Isfahan, Iran, PP. 284-295, 2001.
- [28] 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.
- [29] M. R. Meybodi and M. Taherkhani, "Application of Cellular Learning Automata to Modeling of Rumor Diffusion", Proceedings of 9th Conference on Electrical Engineering, Power and Water institute of Technology, Tehran, Iran, PP. 102-110, May 2001.
- [31] 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.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] M. Saheb Zamani, M. Mehdipour and M. R. Meybodi, "Implementation of Cellular Learning Automata on Reconfigurable Computing Systems", IEEE CCGEI 2003 Conference, Montreal, Canada, May 2003.
- [37] 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.
- [38] R. Rastegar and M. R. Meybodi, "Experiments with Cellular Learning Automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, May 2005.
- [39] M. R. Kharazmi, and M. R. Meybodi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Segmentation", Proceedings of Tenth Conference on Electrical Engineering (10<sup>th</sup> ICEE), University of Tabriz, Vol 1, pp. 298-306, May 2002.
- [40] 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.
- [41] F. Marchini and M. R. Meybodi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing" Computer Engineering Technical Report, Amirkabir University, Tehran, Iran, 2004.