اولین کنفرانس ماشین بینایی وپردازش تصویر ایران
۱۹-۱۷ اسفند ماه ۱۳۷۹

دانشگاه بیرجند

الگوریتمی بر اساس اتوماتای سلولی یادگیر برای بازیابی تصاویر تخریب شده

محمدرضا میبدی محمد رفیع خوارزمی

آزمایشگاه محاسبات نرم -دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه صنعتی امیر کبیر

چکیده

در سالهای اخیر از تکنیکهای مختلف متکی بر تکرار برای حذف نویز از تصویر استفاده شده است. در این مقاله روشی بر اساس اتوماتای سلولی یادگیر جهت حذف نویز تصویر پیشنهاد می شود. در این روش برای هر پیکسل با M سطح خاکستری یک اتوماتای سلولی یادگیر با M اقدام در نظر گرفته می شود. این دسته از اتوماتاها به صورت همیار و بر اساس یک الگوریتم یادگیری از پیش تعیین شده به سمت یک اقدام بهینه میل می کنند. در این روش هر اتوماتا سعی کند که هر پیکسل را با پیکسلی که بیشترین شباهت را با همسایگان خود دارد جایگزین کند و به طور همزمان علاوه بر ترمیم گسستگی ها و نقاط ریز خالی نقاط سیاه ریز پراکنده در تصویر را نیز حذف کند. در این مقاله کارائی روش پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویر دو سطحی و سطح خاکستری را مورد بررسی قرار داده و عملکرد آن را با سایر روشهای غیر خطی مقایسه می کنیم.

کلمات کلیدی: اتوماتای یادگیرنده، اتوماتای یادگیرنده سلولی، پردازش تصاویر ، بازیابی تصویر

۱- مقدمه

اتوماتای یادگیر سلولی[۱] که اخیرا پیشنهاد شده است [Tahr2000][Mey2000]، مدلی برای سیستم هایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل 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 را از خود نشان دهند. هر اتوماتا یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول درآن به یک اتوماتای یادگیرمجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می کند. مانند اتوماتای سلولی[Wolf86]، قانونی محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن جریمه ویا پاداش منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف خاص می گردد.

تکنیکهای پردازش تصویر و شناسائی الگو کاربردهای فراوانی در پزشکی ، صنعت و کنترل دارد [Chou94] زمانی که کیفیت تصویر بدست آمده مناسب نباشد از تکنیکهای بازیابی تصویر برای تغییر تصویر استفاده می شود.هدف اصلی در بازیابی تصویر ، پردازش تصویر به گونه ای باید باشد تا نتیجه بدست آمده برای یک کاربرد خاص از تصویر اصلی بهتر باشد. [Gonz95] در بهبود تصویر بدنبال بدست آوردن تصویر J یعنی حالت بهبود یافته تصویر I می باشیم. مدلهای آماری تصادفی در این زمینه کاملاً مورد توجه می باشد. مزیت اصلی روشهای بهینه سازی تصادفی نسبت به روشهای قطعی در این است که قادر می باشند از مقادیر اپتیمم محلی عبور کنند.

در مسئله بازیابی تصویر[۲] ، معمولاً فرایندی به صورت نویز تصادفی بر روی تصویر اصلی تاثیر گذاشته و باعث تضعیف آن می شود. روشهای مختلفی برای تخمین تصویر اولیه از تصویر تضعیف شده وجود دارد. یکی از این روشها استفاده از تخمین های آماری برای بدست آوردن یک جواب بهینه مناسب می باشد. در این تکنیکها سعی می شود با مینیمم کردن یک تابع انرژی احتمال توزیع تصویر ماکزیمم شود. این تکنیکها ماکزیمم کردن احتمال بعدی (MAP) [۳] نامیده می شوند[Hurn96] [Gema84].

در این مقاله برای بدست آوردن تخمین تصویر از بهینه سازی تصادفی بوسیله مجموعه ای از اتوماتاهای توزیع شده به نام اتوماتای سلولی یادگیر که به صورت همیار با هم عمل می کنند استفاده شده است. این روش سعی می کند گسستگیها و جاهای خالی را پر کند یعنی نقاط سفید کوچک درون تصویر سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف کند. چون این دو عمل به طور همزمان بر روی تصویر اعمال می شوند این روش باعث حفظ لبه ها می گردد. این روش در مورد تصاویر سطح خاکستری بر خلاف فیلتر میانه که به جای هر پیکسل ، میانه پیکسل همسایه و فیلتر مورفولوژی که ماکزیمم یا مینیمم پیکسل همسایه را جایگزین می کند سعی می کند به جای هر پیکسل پیکسلی را جایگزین کند که بیشترین مشابهت را به همسایه های خود داشته باشد. این عمل باعث می شود تصویر را یکنواخت کرده و توان نویز تصویر بازیابی شده را به میزان قابل توجه ای کاهش دهد.

---

۲ - Image Restoration

ادامه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ تکنیکهای مختلف بازیابی تصویر را خواهیم دید. در بخش ۳ و ۴ به بررسی اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی می پردازیم و در انتها نتایج بدست آمده از اعمال روش پیشنهادی بر روی تصاویر مختلف را می بینیم. و آخرین قسمت نتیجه گیری می باشد.

۲- تکنیکها بهبود تصویر

یک تصویر دو بعدی سطح خاکستری دیجیتالی را به صورت یک ماتریس دو بعدی I در نظر می گیرند. هر نقطه از تصویر که به آن پیکسل[۴] می گوئیم به صورت I(i,j) و i = 0,.....,N-1 , j = 0,.....,N-1 نشان داده می شود. عناصر I شدت سطوح خاکستری را مشخص می کند. معمولاً پیکسلها شدت نور را بیان می کنند گر چه ممکن است مشخصه های دیگری نظیر سیگنال رادار ، شدت تابش، شدت اشعه ایکس ویا تشعشات حرارتی را شامل شوند. روشهای مختلفی برای بهبود تصویر وجود دارد از جمله دو روش ساده بهبود تصویر عبارت از تصحیح هیستوگرام تصویر و اعمال فیلترهای دیجیتالی می باشند. روشهای پیچیده تر شامل بهبود خصوصیات تصویر نظیر تصحیح ضرائب یک تبدیل خطی در فضای دیگر است. در ادامه این قسمت به بررسی روشهای مختلف بهبود تصویر نظیر عملیات نقطه ای و فیلترهای خطی و غیر خطی می پردازیم.

۲-۱-عملیات نقطه ای[۵]

معمولاً تصاویر بدست آمده از عکس برداری یا اسکنرها یا سایر سنسورها بدلیل کنتراست پائین دارای کیفیت مطلوب نمی باشند. تصاویر ممکن است از نور زیاد[۶] یا نور کم[۷] رنج ببرند. یکی از روشهای اصلی بهبود تصویر عملیات نقطه ای است که در آن هر پیکسل تصویر جدید فقط تابعی از همان پیکسل تصویر قبلی است. که می توان به شکل زیر بیان کرد

$$J(i,j) = F(I(i,j))$$

یکی از این روشها عمل باز کردن کنتراست[۸] خطی است. که در آن سعی می شود دامنه سطوح خاکستری استفاده شده در تصویر افزایش یابد. در این روش اگر a مینیمم و b ماکزیمم شدت سطح خاکستری در تصویر I باشد در آنصورت خواهیم داشت.

$$J(i,j) = \frac{k-1}{b-a}[I(i,j) - a]$$

۲-۲-فیلترهای خطی

فیلترهای خطی از همان خصوصیات فیلترهای خطی کلاسیک که در کنترل و مهندسی الکترونیک به کار می روند تبعیت می کنند. فیلترهای خطی با استفاده از کانولوشن خطی در حوزه فضا و با ضرب نقطه ای در حوزه فرکانس می توانند پیاده سازی شوند. فیلترهای خطی با نحوه انتخاب فرکانس خود مشخص می شوند که می توانند پائین گذر ، بالا گذر و یا باند گذر باشند. بیشترین توجه در این قسمت به استفاده از تبدیل فوریه سریع[۹] است که تبدیل فوریه گسسته بر روی تصویر N×N محاسبه می شود. فیلترهای خطی با استفاده از کانولوشن دو تابع ساخته می شوند.

$$J = F*G$$

که در آن F پاسخ ضربه[۱۰] فیلتر ، G تصویر اولیه و J تصویر بهبود یافته است. کانولوشن در معادله فوق می تواند در حوزه فرکانس و با تبدیل فوریه وسپس تبدیل معکوس فوریه بدست آید.

اگر تصویر با نویز سفید با میانگین صفر خراب شده باشد بهبود تصویر تبدیل به صاف کردن نویز[۱۱] می شود.که معمولاً با اعمال یک فیلتر پائین گذر با پهنای باند کافی امکان پذیر است. فیلترهای میانگین[۱۲] ، گوسی و فیلتر پائین گذر ایده ال از این دسته فیلترها هستند. فیلترمیانگین با میانگین گیری روی همسایگی هر پیکسل بدست می آید. که در واقع معادل کانولوشن یک کرنل جعبه ای شکل در معادله فوق است. همچنین فیلتر گوسی کانولوشن یک کرنل گوسی با تصویر اولیه است. و حسن آن این است که به نقاط نزدیکتر همسایگی وزن بیشتری می دهد. برای بدست آوردن یک فیلتر پائین گذر ایده ال می توان تبدیل فوریه تصویر اولیه را بعد از یک فرکانس خاص صفر در نظر گرفت. فیلترهای خطی برای بر طرف کردن ماتی تصویر نیز مناسب می باشند.

۲-۳-فیلترهای غیر خطی

فیلترهای غیر خطی برای رفع نواقص فیلترهای خطی طراحی می شوند. فیلترهای غیر خطی بوسیله کانولوشن نمی توانند پیاده سازی شوند. بنابراین نمی توانند یک تصحیح قابل پیش بینی روی فرکانسهای تصویر را فراهم سازند. اما این فیلترها می توانند کارائی مشخصه هایی را که قابل دسترسی با فیلترهای خطی نیستند را افزایش دهند. زیرا در خیلی از مواقع فرکانس نویز از فرکانس تصویر قابل جداسازی نیست. فیلترهای غیر خطی معمولاً توسط عملیات محلی بر روی پنجره ای ار پیکسلها تعریف می شوند. پنجره یا عناصر ساختاری[۱۳] یک همسایگی محلی از پیکسلها مثلاً در محل (i,j) را شامل می شوند.

$$G_k(i,j) = \{ G(i-m , j-n) : (m , n)\in k\}$$

در اینجا k دامنه همسایگی را مشخص می کند. پیکسلهای خروجی در تصویر فیلتر شده به صورت تابع غیر خطی چند به یک از مجموعه پنجره ها بیان می شوند. بنابراین فیلترهای غیر خطی به صورت تابعی از تصویر و یک پنجره لغزان به صورت J= F(G,k) تعریف می شوند. پنجره ها به شکلهای گوناگون معمولاً به صورت متقارن هستند. اندازه پنجره میزان فیلتر کردن را تعیین می کند. پنجره های بزرگتر اندازه های بزرگتر را نشان داده و جزئیات ریز را حذف می کنند.

---

۴ - Pixel

۵ - Point operation

۶ - Overexposure

۷ - Underexposure

۹ - Fast fourier Transform

۱۰ - Impulse response

۱۱ - Noise smoothing

۱۲ - Average filter

۲-۴ - فیلترهای آماری مرتب[۱۴] و مورفولوژی تصویر[۱۵]

از میان فیلترهای غیر خطی ، فیلترهای آماری مرتب مجموعه ای از فیلترهای مؤثر در بهبود تصویر می باشند[Pita86] فیلترهای مرتب بر اساس ترتیب پیکسلهای همسایه بنا نهاده شده اند. در پیکسل (i,j) در تصویر G و با پنجره K به طول 2m+1 پیکسل مجموعه آماری مرتب با معادله زیر تعریف می شود.

$$J(i,j)=A(1)G_1^{os}(i,j) + A(2)G_2^{os}(i,j) +....+ A(2m+1) G_{2m+1}^{os}(i,j)\}$$

که در آن A بردار ضرائب است که وزن هر پیکسل را مشخص می کند و $G_k^{os}(i,j)$ همان مقادیر تصویر اولیه در پنجره می باشند که به صورت از کمترین به بیشترین مرتب شده اند. از این دسته فیلترها ، فیلتر میانه مشهورترین آنها است که به شکل زیر ساخته می شود.

$$J(i,j) = G_{(i,j)}^{os}(m+1)$$

با در نظر گرفتن یک پنجره به طول 2m+1 پیکسل، هر پیکسل با پیکسل میانه پنجره جایگزین می شود. فیلتر میانه نویز سفید اضافه شده را از بین برده و لبه ها را حفظ می کند. این خصوصیت آن را از فیلترهای خطی متمایز می کند. فیلتر میانه نویز ضربه ای و نویز با توزیع لاپلاسی را به خوبی حذف می کند.

دسته دیگر فیلترهای آماری مرتب فیلترهای مورفولوژی هستند که شدت تصویر را مورد پردازش قرار داده و معمولاً فیلترهای تغییر دهنده شکل[۱۶] نامیده می شوند. مورفولوژی تصویر از زمینه های رو به رشد در پردازش تصویر می باشد که با ترکیب مجموعه ای از فیلترهای آماری مرتب انواع تکنیکهای پردازش تصویر حاصل می شود. انواع فیلترهای مورفولوژی از دو فیلتر پایه فرسایش[۱۷] و اتساع[۱۸] بوجود می آیند. فرسایش تصویرG با عنصر ساختاری K به صورت زیر تعریف می شود.

$$J(i,j) = G_{(1)}^{os}(i,j)$$

اتساع تصویرG با عنصر ساختاری K به صورت زیر تعریف می شود.

$$J(i,j) = G_{(2m+1)}^{os}(i,j)$$

فرسایش تصویرG با K را به صورت$G\bullet^{\circ}\Theta K$ واتساع G بوسیله K را به صورت $G\oplus K$ نشان می دهند. عملیات فرسایش و اتساع به تنهایی مفید نمی باشند زیرا آنها بایاس شده اند و شکل را حفظ نمی کنند اما با ترکیب آنها دو فیلتر دیگر بدست می آید. اگر ابتدا عمل اتساع و سپس فرسایش را روی تصویر انجام دهیم فیلتر بسته[۱۹] بدست می آید.

$$G\bullet K=(G\oplus K)\ominus K$$

و اگر بر عکس ابتدا عمل فرسایش و سپس اتساع را روی تصویر انجام دهیم فیلتر باز[۲۰] حاصل می شود.

$$G^{\circ} K=(G\ominus K)\oplus K$$

فیلتر باز نقاط ریز روشن را حذف کرده بنابراین سعی می کند مناطقی را که اتصال ضعیف دارند از هم جدا می کند. در صورتی که فیلتر بسته نقاط تاریک کوچک را حذف کرده بنابراین نقاط با اتصال ضعیف را به هم وصل می کند. برای بدست آوردن فیلتر میانه با فیلترهای مورفولوژی عملیات باز و بسته کردن به صورت پشت سرهم انجام می شود.

۲-۵ - ویولت انقباضی[۲۱]

از ویولتها اخیراً به عنوان ابزار قدرتمند برای تخمین سیگنال و حذف نویز استفاده شده است تخمین ویولت انقباضی با اعمال یک سطح آستانه به ضرائب ویولت مخاسبه می شود.

$$J=IDWT[f(DWT[G]]]$$

که در آن DWT تبدیل گسسته ویولت و IDWT معکوس تبدیل گسسته ویولت و f[ ] یک تابع تبدیل می باشند. تابع f[ ] با دو قانون سطح آستانه سخت و نرم تعریف می شود.

$$f[x]=\begin{cases} x;if|x|>t \\ 0;otherwise \end{cases}$$

$$f[x]=\begin{cases} x-t;ifx>t \\ o;x;if|x|\le t \\ x;ifx<-t \end{cases}$$

سطح آستانه t با توجه به واریانس نویز و اندازه تصویر تعیین می شود.

ایده اصلی ویولت انقباضی در خاصیت تقریب ویولت نهفته است. DWT تصویر را به تعداد معدودی از ضرائیب ویولت با اندازه بزرگ فشرده می سازد که بیشترین انرژی تصویر در این ضرائب نهفته است. در صورتی که ضرائب نویز بسیار کوچک بوده وانرژی نویز بین تعداد زیادی از ضرائب توزیع شده است. بنابراین با اعمال یک سطح آستانه مناسب مقدار زیادی از نویز حذف شده و بیشتر انرژی تصویر حفظ می شود. گر چه ابتدا تکنیک ویولت انقباضی برای تضعیف نویز گوسی پیشنهاد شد اما برای حذف سایر انواع نویز نیز به کار می روند.

۲-۶ - فیلتر های همریختی[۲۲]

کلیه فیلتر های ذکر شده قادر به حذف نویز اضافه شده به تصویر می باشند. اما در بسیاری از تصاویر نویز وابسته به تصویر است که به صورت زیر مدل می شود

$$G = N*I$$

که * ضرب نقطه به نقطه است. در اینگونه موارد استفاده از فیلتر های پائین گذر معمولی و یا فیلتر های غیر خطی مفید نخواهد بود. اولین قدم

---

۱۴ - order static Filter

۱۵ - Image Morphology

۱۶ - Shape Changing

۱۷ - Erosion

۱۸ - Dilation

۲۰ - Open Filter

۲۱ - Shrinkage Wavelet

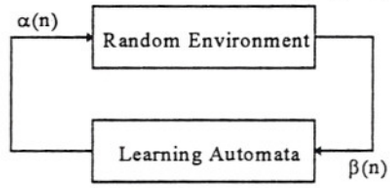
در طراحی فیلتر های همریختی انجام عملیات نقطه ای لگاریتمی بر وی تصویر است.

$$G(i,j) = \log[G(i,j)]$$

چون $\log[G(i,j)] = \log[I(i,j)] + \log[N(i,j)]$ می باشد بنابراین نویز وابسته به سیگنال دوباره به صورت نویز افزایشی تبدیل شده است که اکنون می توان به کمک یکی از فیلتر های بالا آن را حذف کرد.

۳- اتوماتان یادگیر

۳-۱- اتوماتای یادگیر: اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود برای مرحله بعد انتخاب می کند[Nare89][Mars96]. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتون یادگیرو محیط را نشان می دهد.



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتا یادگیر و محیط

۲-۲- محیط[۲۳]: محیط را می توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که درآن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, \cdots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه میباشد. هرگاه β مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته میشود. در محیط از نوع Q، $\beta(n)$ می تواند بطور گسسته یکی از مقادیر محدود در فاصله $[0,1]$ را اختیار کند و در محیط از نوع S، $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله $[0,1]$ است .

c_i احتمال آینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب[۲۴] داشته باشد می باشد. در محیط ایستا[۲۵] مقادیر c_i بدون تغییر باقی می مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا[۲۶] این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند در این مقاله از اتوماتای با ساختار متغیر استفاده شده است.

۳-۳-اتوماتای یادگیر باساختار ثابت[۲۷]: اتوماتای یادگیر باساختار ثابت توسط ۵ تایی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده مشود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل ها[۲۸]ی اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_s\}$ مجموعه وضعیت های داخلی اتوماتا ، $F: \phi \times \beta \to \phi$ تابع تولید وضعیت جدید اتوماتا و $G: \phi \to \alpha$ تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می نگارد. اتوماتا های $L_{2N,2}$ ، $G_{2N,2}$ ، Krinsky ، Krylov از این دسته می باشند

۳-۴- اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر[۲۹]: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ تعریف میشود که $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل های اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p \equiv \{p_1, p_2, \cdots, p_r\}$ بردار احتمال و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری میباشد. در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل α_i در مرحله nام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش و سایر احتمالها کاهش می یابند. برای پاسخ نامطلوب $p_i(n)$ کاهش و سایر احتمالها افزایش می یابند. در هر حال، تغییرات بگونه ای صورت می پذیرد که حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و مساوی یک با قی بماند .الگوریتم زیر یک نمونه از الگورینمهای یادگیری خطی میباشد[Nare89].

الف- پاسخ مطلوب

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

ب- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)\,p_i(n)$$
$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)\,p_j(n) \quad \forall j \quad j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می توان درنظر گرفت.

الف- زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} [۳۰] مینامیم.

ب- زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$ [۳۱] مینامیم.

پ- زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} [۳۲] مینامیم.

برای مطالعه بیشتر درباره اتوماتا های یادگیر می توان به مراجعه نمود.[Mars96] [Nare89][Meyb84][Meyb82][Laks81]

۴- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی مدلی برای سیستم هایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل 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 (فعل و انفعال) با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای را از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول درآن به یک (یا چند) اتوماتای یادگیرمجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می کند. مانند اتوماتای سلولی، قانونی محلی F بر اتوماتای یادگیر سلولی حاکم است که تعیین می کند که ایا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن جریمه ویا پاداش منجر به بروز دراوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص میگردد.

---

۲۳ Environment

۲۴ Unfavorable

۲۵ Stationary

۲۶ Non-Stationary

۲۷ Fixed Structure

۲۸ Actions

۲۹ Variable Structure

۳۰ Linear Reward Pealty

۳۱ Linear Reward Epsilon Penalty

۳۲ Linear Reward Inaction

یک اتوماتای یادگیر سلولی بصورت پنج تایی $< \Lambda, A, \Omega, \Phi, L >$ نشان داده می شود. $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_s\}$ مجموعه سلولهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی می باشد که در یک شبکه کارتزین قرار گرفته‌اند. $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_k\}$ مجموعه اعمال مجاز یک اتوماتای یادگیرساکن در یک سلول است. $A'(\lambda_i)$ عمل انجام گرفته در سلول λ_i در زمان t را نشان می دهد و F قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی میباشد. $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \cdots, \Omega_m\}$ مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی بوده و $L=\{L_1, L_2, \ldots, L_r\}$ مجموعه اتوماتاهای یادگیری است که هر سلول به آنها مجهز می باشد. $\Omega(\lambda_i)$ سلولهای همسایه سلول λ_i بوده که دارای دو خصوصیت زیر می باشد:

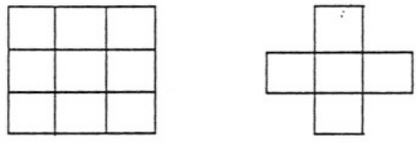
1) $\lambda_i \notin \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i \in \Delta$

2) $\lambda_i \in \Omega(\lambda_j) \quad \text{iff} \quad \lambda_j \in \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i, \lambda_j \in \Delta$

فرض می کنیم که $W(\lambda_i) = \Omega(\lambda_i) \cup \{\lambda_i\}$ باشد. در آنصورت، قانون حاکم بر سیستم میتواند بصورت تابعی بشکل زیر تعریف شود:

$$A^{t+1}(\lambda_i) = \Phi\{A^t(x) | x \in W(\lambda_i)\}$$

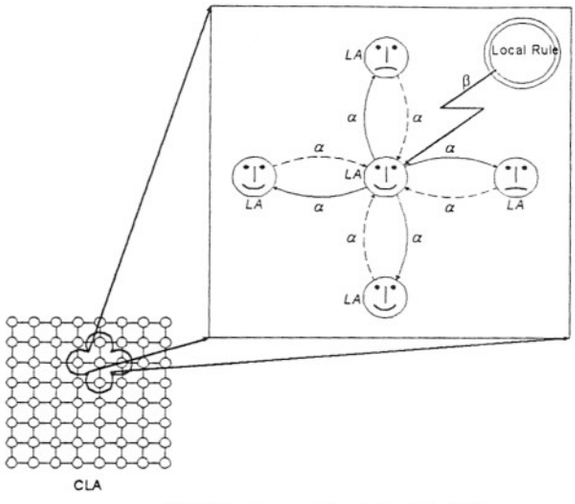
دراتوماتای یادگیرسلولی میتوان ازساختارهای زیادی برای همسایگی استفاده نمود که دو نمونه از آنها در شکل زیر نشان داده شده است. در این مقاله تنها از همسایگی Moore استفاده شده است. دراین همسایگی برای هر سلول مرکزی هشت سلول اطراف ان بعنوان همسایه در نظر گرفته می شود.



شکل ۲: انواع همسایگی های مهم در اتوماتای سلولی

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان بصورت زیر شرح داد. در ابتدا هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یکی از اعمال از مجموعه اعمال خود را انتخاب میکند. این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا بصورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده میشود و یا جریمه میگردد. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است ساختار داخلی اتوماتا بروز میگردد. عمل بروز در اوردن تمام انوماتاها در اتوماتای یادگیر سلولی بصورت همزمان انجام میشود. بعد از بروز در اوردن هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل ار مجموعه اعمال خود را انتخاب و انجام میدهد. نتیجه عمل منجر به دادن پاداش و یا جریمه به ان عمل میگردد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش یا جریمه تا زمانیکه سیستم به یک حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای بر قرار شود ادامه می یابد. عمل بروز در اوردن ساختار اتوماتا های موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام میگیرد.

شکل ۳ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Neumann استفاده شده است. در این شکل، اتوما تاهای هایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه دریافت کرده اند.

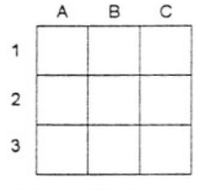


شکل ۳: اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته *general*، *totalistic* و *outer totalistic* تقسیم میگردند[Wolf86][Mitc96][Pack85].

در قوانین *general* مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه های آن سلول بستگی دارد. در قوانین *totalistic* مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه ها ی ان سلول بستگی دارد و در قوانین *totalistic outer* مقدار هر سلول هم به مجموع سلولهای همسایه و هم به خود سلول بستگی دارد.

قوانین *General*: برای قوانین *general* نحوه نامگذاری سلولها بر اساس شکل ۴ می باشد:



شکل ۴: نحوه نامگذاری سلولها

برای قوانین *general* تعریف شده درزیر هر اتوماتان در CLA دارای دو عمل میباشد. اگر اتوماتان عمل α_1 را انتخاب نماید سلول ان اتوماتا بصورت پر و اگر اتوماتا عمل α_2 را انتخاب نماید سلول ان اتوماتا بصورت خالی نشان داده خواهد شد. برای آشنایی با قوانین *general* چند نمونه از این قوانین در زیر امده است.

قانون *And All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا و تمام ۸ همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می شود. قانون *And All* بصورت زیر بیان میشود.

AND(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا میباشد(برای ارزیابی عبارت منطقی فوق سلول پر TRUE و سلول خالی FALSE در نظر گرفته شده است) میتوان قانون فوق را بصورت دیگری نیز بیان کرد. بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند ان عمل قطعا جریمه خواهد شدو اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و همچنین تمام اتوماتاهای همسایه این اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا یعنی عمل α_2 پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه میگردد.

لازم بذکر است که برای قوانین general مقدار True برای یک قانون بعنوان پاسخ مناسب محیط تعبیر میشود.

قانون *Or All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود اگرحداقل یکی از ۹ اتوماتای همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشد و درغیر اینصورت ان عمل جریمه می شود. قانون *Or All* بصورت زیر بیان میشود

OR(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)

به بیان دیگر بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1را انتخاب کند ان عمل قطعا پاداش خواهد گرفت .اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2را انتخاب کند و حداقل یکی از اتوماتاهای همسایه این اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کرده باشد عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می شود.

قوانین *Totalistic*: این دسته از قوانین همانند نوع مشابه خود در اتوماتای سلولی میباشند با این تفاوت که از نتیجه قانون برای دادن پاداش یا جریمه استفاده می گردد. این قانون بصورت N-M نشان داده میشود که $M=\{M_1,M_2,...\}$ و $N=\{N_1,N_2,...\}$ میباشد و بصورت زیر تفسیر میگردد.

اگر اتوماتای سلول مرکزی عمل α_1 را انتخاب نماید و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه M *باشد اتوماتای مرکزی جریمه ودر غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی عمل α_2 را انتخاب نماید و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه* N *باشد اتوماتای مرکزی جریمه ودر غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد*

بعنوان نمونه یک قانون Totalistic در زیر شرح داده میشود.

قانون ۸۹-۰۱۲۳۴۵۶۷: این قانون بصورت زیر میتواند بیان شود.*اگر اتوماتای مرکزی عمل α_1 را انتخاب نماید و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند بزرگتر یا مساوی ۸ باشد(متعلق به مجموعه*M *باشد). اتوماتای مرکزی جریمه ودر غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی عمل α_2 را انتخاب نماید و تعداد اتوماتاهای همسایه که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند کوچکتر یا مساوی ۷ باشد(متعلق به مجموعه* N *باشد) اتوماتای مرکزی جریمه ودر غیر اینصورت پاداش داده خواهد شد.*

ویژگی های اساسی اتوماتای یادگیر سلولی طرح شده در این مقاله عبارتند از: فضا و زمان بصورت گسسته می باشند، بروز درآوردن اتوماتا های یادگیر در سلولها بشکل همگام صورت می پذیرد، اتوماتا های یادگیر تخصیص داده شده به سلولها یکسان می باشند و هر یک دارای M اقدام میباشد، قوانین بطور قطعی اعمال می شوند و قانون در هر سلول فقط بستگی به اعمال انتخاب شده توسط همسایه های آن سلول دارد.

برای اطلاعات بیشتر درباره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن می توان به مراجع [Tahr2000][Meyb2000] مراجعه نمود.

۵-کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی برای بازیابی تصاویر سطح خاکستری و دو سطحی

برای بازیابی تصاویر تخریب شده شبکه ای از اتوماتای سلولی یادگیر در نظر می گیریم. به هر اتوماتا یک پیکسل از تصویر را نسبت می دهیم و مجموعه اقدامهای اتوماتا متناظر با سطوح خاکستری تصویر خواهد بود. قانون حاکم بر هر اتوماتا از نوع قانون general می باشد. یعنی اقدام هر اتوماتا در مرحله بعد بستگی به مقدار اتوماتاهای همسایه دارد. در ادامه به تشریح قانون حاکم بر هر اتوماتا می پردازیم.

اگر در نظر بگیریم که تصویر اصلی و تخریب شده با یک میدان تصادفی به صورت $X=\{X_{i,j} : (i,j)\in L\}$ و $Y=\{Y_{i,j} : (i,j)\in L\}$ توصیف شده باشد که در آن L یک ماتریس NxN و $X_{i,j}$ و $Y_{i,j}$ یک متغیر تصادفی بیان کننده سطح خاکستری پیکسل (i,j) باشد در آن صورت می توان آن را به صورت میدان تصادفی گیبز[۲۳] مدل نمود [Besa86]. در این مدل هر پیکسل دارای k حالت متفاوت است و احتمال مشاهده تصویر تخریب شده برابر $P(Y/X)=\prod_{i,j\in L} p(y_{i,j}/x_{i,j})$ خواهد بود. اگر احتمال عدم تخریب هر پیکسل را ρ فرض کنیم آنگاه خواهیم داشت

$$p(y_{i,j}=k/x_{i,j}=k')=\begin{cases}\rho & k=k'\\ \dfrac{1-\rho}{M-1} & k\neq k'\end{cases}$$

که در آن $0\le\rho\le 1$ و $k,k'\in M$ می باشند. معنی رابطه بالا این است که هر پیکسل با احتمال ρ تغییر نخواهد کرد و با احتمال $\dfrac{1-\rho}{M-1}$ تخریب خواهد شد.

اگر تصویر اصلی X توسط نویز نرمال η بامیانگین صفر و واریانس σ^2 تغییر یافته و تصویر تخریب شده $Y=X+\eta$ حاصل شده باشد ، اکنون هدف بدست آوردن تخمین مناسب از تصویر Y به گونه ای است که کمترین تغییر را نسبت به X داشته باشد. برای بدست آوردن این تخمین ، از تخمین MAP که معادل مینیمم کردن یک تابع انرژی که به صورت زیر تعریف می شود استفاده می شود.

$$H(X)=||Y-X||^2+\Phi(X)$$

مینیمم کردن نابع انرژی بالا معادل ماکزیمم کردن احتمال P(X/Y) خواهد بود[Gema92]. نشان داده شده است که این احتمال را می توان به صورت زیر محاسبه نمود [Zhao89].

$$P(X/Y)=\sum_{NxN} p(y/x)p(x)$$

اکنون هر کدام از مقادیر سمت راست قابل محاسبه می باشد.

$$P(Y/X)=\rho^{\sum_N\sum_N\delta(y_{i,j},x_{i,j})}\left(\frac{1-\rho}{M-1}\right)^{\sum_N\sum_N(1-\delta(y_{i,j},x_{i,j}))}$$

و

$$P(x)=\frac{\exp(-\frac{1}{T(k)}U(x_{i,j}))}{\sum_{m=}^{M}\exp(-\frac{1}{T(k)}U(m))}$$

و

$$U(m) = \Sigma_{c:(k,l)\in R}\left[V_c(m, x_{kl}) + \frac{(z_{ij} - m)^2}{2\sigma^2}\right]$$

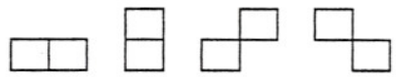
در معادله فوق U(x) را تابع انرژی گیبز می نامند و به صورت زیر تعریف می شود

$$U(X) = \sum_{c\in C} V_c(X)$$

که در آن C مجموعه ای از کلیکها بر روی یک همسایگی محلی پیکسل (i,j) است. و c یک زوج کلیک است که با رابطه زیر تعریف می شود.

$$V_c(i,j) = \begin{cases} 1 & x_i = x_j \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

این تابع اندازه می گیرد که آیا دو پیکسل داخل یک کلیک دارای سطح خاکستری یکسان می باشند یا خیر. در این مقاله از همسایگی هشت تایی و کلیکهای مرتبه اول استفاده شده است.



کلیک مرتبه اول

با توجه به شکل بالا مقدار(U(a(i,j)) به شرح زیر خواهد بود

U(a(i,j))=V1(a(i,j),a(i,j+1))+V1(a(i,j),a(i-1,j))+
V1(a(i,j),a(i-1,j+1))+V1(a(i,j),a(i-1,j-1))

در حالت کلی می توان ضرائب V(x) را متفاوت در نظر گرفت. مثلاً برای پیکسلهای عمودی و افقی ضریب بیشتر و برای پیکسلهای قطری ضریب کمتری اعمال نمود.همچنین می توان از کلیکهای مرتبه دوم و سوم استفاده کرد.

همانگونه که قبلاً اشاره شد برای بدست آوردن تخمین MAP از تصویر ، هدف جستجوی تخمینی از تصویر است که توزیع قبلی تصویر را در هر پیکسل ماکزیمم کند. این هدف توسط مجموعه ای از اتوماتاهای سلولی یادگیر فراهم می شود. مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویر با M سطح خاکستری به شرح زیر عمل می کند.

به ازای هر پیکسل یک اتوماتا با M اقدام در نظر گرفته می شود. توزیع احتمال هر اتوماتا بر روی اقدامهای خود برابر توزیع احتمال MAP در نظر گرفته شده و بردار احتمال اقدام هر اتوماتای سلولی بر اساس این احتمال به روز در آورده می شود. در هر تکرار هر اتوماتای سلولی یک اقدام از مجموعه اقدامهای خود را به صورت تصادفی انتخاب کرده و با توجه به این اقدام احتمال P(X/Y) را محاسبه می نماید. سپس احتمال موفقیت این اقدام را برابر با احتمال P(X/Y) در نظر می گیرد. برای کلیه آزمایشهای انجام گرفته با CLA از اتوماتا های با ساختار متغیر استفاده شده است، احتمال اولیه عملها در تصاویر سطح خاکستری برابر 1/Mو برای تصاویر دو سطحی نقاط سیاه p1=0.8 و p2=0.2 و برای نقاط سفید p1=0.8 و p2=0.2 میباشد.

۶- نتایج شبیه سازی :

در این مقاله بازیابی تصویر تخریب شده با نویز فلفل - نمکی و نویز اضافه شده با توزیع نرمال بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی مورد بررسی قرار گرفته است . برای نشان دادن کارائی اتوماتای سلولی پیشنهادی در بازیابی تصویر تخریب شده ، میزان کاهش نویز در آن را با روشهای دیگر مورد بررسی قرار می دهیم. به همین منظور نسبت توان نویز خروجی به توان نویز ورودی که به صورت زیر تعریف می شود را برای روشهای مختلف محاسبه کرده و مقایسه می کنیم.

$$NR = 10\log\frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=i}^{N}(d(i,j)-x(i,j))^2}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=i}^{N}(y(i,j)-xi,j))^2}$$

که در آن x(i,j) تصویر اصلی و y(i,j) تصویر تخریب شده و d(i,j) تصویر فیلتر شده می باشد.

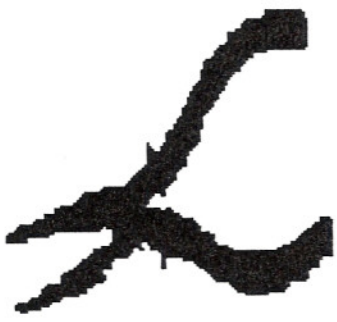
همانگونه که در شکلهای ۵ تا ۱۴ مشاهده می شود عملکرد اتوماتای سلولی یادگیر در حذف نویز فلفل - نمکی در تصاویر دو سطحی و خاکستری بهتر از عملکرد دو فیلتر دیگر می باشد. زیرا این روش سعی می کند گسستگیها و جاهای خالی را پر کند یعنی نقاط سفید کوچک درون تصویر سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف کند. چون این دو عمل به طور همزمان بر روی تصویر اعمال می شوند این روش باعث حفظ لبه ها می گردد. ولی مانند فیلتر میانه و مورفولوژی ممکن است باعث حذف خطوط باریک ویا لبه های خیلی تیز گردد. این روش در مورد تصاویر سطح خاکستری بر خلاف فیلتر میانه که به جای هر پیکسل ، میانه پیکسل همسایه و فیلتر مورفولوژی که ماکزیمم یا مینیمم پیکسل همسایه را جایگزین می کند سعی می کند به جای هر پیکسل پیکسلی را جایگزین کند که بیشترین مشابهت را به همسایه های خود داشته باشد. بنابراین همانگونه که در شکلهای ۱۶ تا ۲۴ و هیستوگرام شکلهای ۲۵ و ۲۶ نشان داده شده است تصویر را یکنواخت کرده و توان نویز تصویر بازیابی شده را به میزان قابل توجه ای کاهش می دهد. میزان کاهش توان نویز تصویر تضعیف شده به نویز تصویر فیلتر شده در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: میزان کاهش توان نویز به دسی بل برا ی انواع فیلترها

فیلتر میانه	فیلتر مورفولوژی	اتوماتای سلولی یادگیر	تصویر
۱۲/۳۲	۸/۴۷	۱۹/۲۵	آچار
۹/۳۵	۷/۸۹	۱۸/۴۳	متن دو سطحی
۴/۷۵	۵/۸۳	۱۱/۳۴	متن چهار سطحی

نتیجه گیری:

در این مقاله روش جدیدی بر اساس اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده است. این روش با توجه به اینکه سعی می کند هر پیکسل را به طریقی تغییر دهد که بیشترین شباهت را به همسایگان خود داشته باشد بنابر این در حذف نویز ضربه ای و نویز فلفل-نمکی در تصاویر دو سطحی کاملاً موفق عمل میکند. اما در تصاویر با تعداد سطوح خاکستری زیاد با افزایش تعداد اقدامها در اتوماتای با ساختار متغیر بدلیل احتمال عدم همگرائی ممکن است از کارائی مطلوبی برخوردار نباشد. در این حالت اتوماتای با ساختار ثابت کرایلف بدلیل اینکه بر اساس حالت هر پیکسل و همسایگانش تصمیم گیری می کند رفتار خوبی از خود نان داده و از کارائی مطلوبی برخوردار است.



شکل ۵: - تصویر اصلی دو سطحی



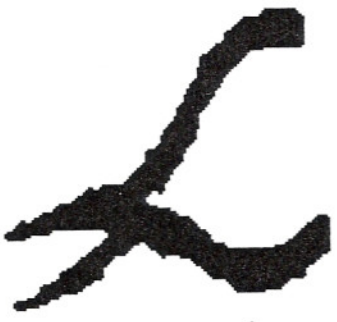
شکل ۶: - تصویر دو سطحی با ۲۰٪ نویز فلفل-نمکی



شکل ۷- حذف نویز با فیلتر مورفولوژی



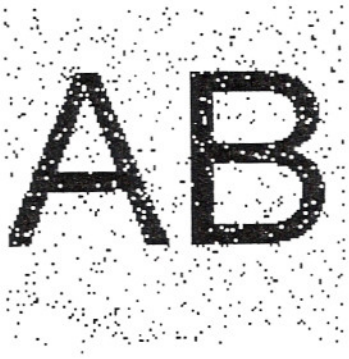
شکل ۸- حذف نویز با فیلتر Median



شکل ۹- حذف نویز با اتوماتای سلولی یادگیر



شکل ۱۰ - تصویر اصلی دو سطحی



شکل ۱۱ - تصویر دو سطحی با ۲۰٪ نویز فلفل-نمکی



شکل ۱۲- حذف نویز با فیلتر مورفولوژی



شکل ۱۶: تصویر با ۲۰٪ نویز نرمال



شکل ۱۳- حذف نویز با فیلتر Median



شکل ۱۷- حذف نویز با فیلتر مورفولوژی



شکل ۱۴- حذف نویز با اتوماتای سلولی یادگیر



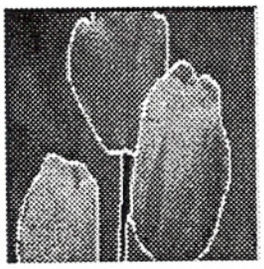
شکل ۱۸- حذف نویز با فیلتر میانه



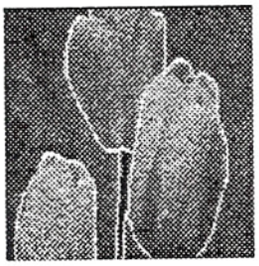
شکل۱۵: - تصویر اصلی با ۴ سطح خاکستری



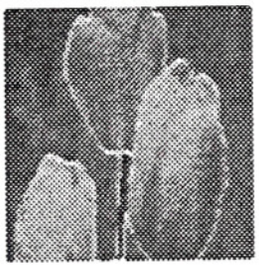
شکل ۱۹- حذف نویز با اتوماتای یادگیر سلولی



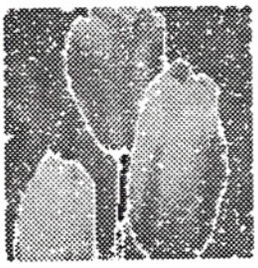
شکل ۲۰: - تصویر اصلی با ۲۵۶ سطح خاکستری



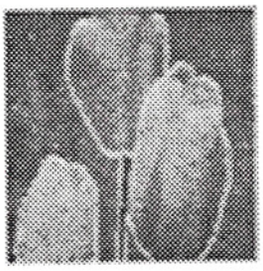
شکل ۲۱: تصویر با ۲۰٪ نویز نرمال



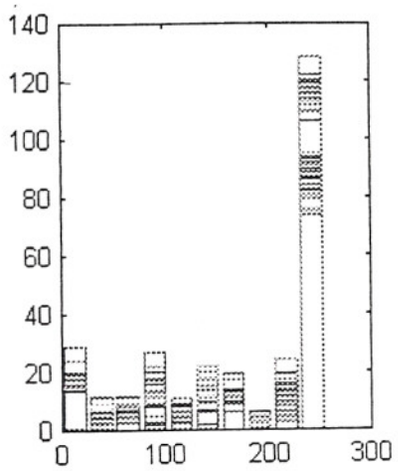
شکل ۲۲: تصویر با حذف نویز با اتوماتای کرایلف



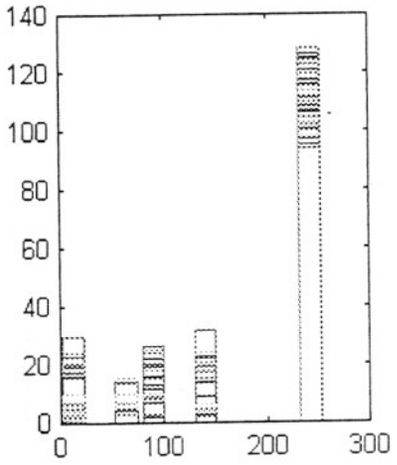
شکل ۲۳- حذف نویز با فیلتر مورفولوژی



شکل ۲۴- حذف نویز با فیلتر میانه



شکل ۲۵ : هیستوگرام تصوی رشماره ۱۵ با نویز



شکل ۲۶ : هیستوگرام تصویر پس از حذف نویز با اتوماتای سلولی یادگیر

مراجع

[Gonz95] R.C Gonzales and R.E Woods, *"Digital Image Processing " , Addison Wesley , 1995.*

[Chou94] Chou, K.C., willsky, A.S. and Benvensite, A., *"Multiscale Recursive estimation, Data Fusion and regularization", IEEE Trans. Automatic Control vol. 39 1994.*

[Gema84] Geman, S. Geman, D. *"Stocastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6 1984.*

[Gema92] Geman, D. and Reynolds G. *"Constrained Restoration and the Recover of Discontinuies,", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, pp 367-383 1992.*

[Hurn96] Hurn, M. and Jennison, C. *"An Extention of Geman and Rynolds' Approach to Constrained Restoration and the Recovery of Discontiunities", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine*

[Besa86] J. Besag, " On the staatisticalnalysis of dirty pictures" , Jornal of royal statistical society B, vol. 48: pp. 259-302, 1986.

[Wolf86] Wolfrom, S., *"Theory and Application of Cellular Automata"*, Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.

[Pres79] Preston, K., Duff, M.J.B., Levialdi, S., Norgren, P.F., and Toriwaki, J.I., *"Basics of Cellular Logic with Some Application in Medical Processing"*, Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No 5,1979.

[Laks81] Lakshmivarahan, S., *"Learning Algorithms: Theory and Applications"*, New York, Springer Verlag, 1981.

[Mars96] Mars, P., Chen, J.R. and Nambir, R., *"Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications"*, CRC Press, Inc., pp. 5-24, 1996.

[Meyb82] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., *" ε – Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms"*, Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.

[Meyb84] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., *"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.

[Meyb2000] Meybodi, M.R., Beigy, H., and Taherkhani, M., *"Cellular Learning Automata and Its Application"*, Technical Report, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, March 2000.

[Mitc96] Mitchell, M., *"Computation in Cellular Automata: A Selected Review"*, Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.

[Nare89] Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L., *"Learning Automata: An Introduction"*, Prentice Hall, Inc., 1989.

[Pres71] Preston, K.JR., *"Feature Extraction by Golay Hexagonal Pattern Transformations"*, IEEE Trans. Comput., Vol. C-20, pp. 1007-1014, 1979.

[Saho94] Sahota, P., Daemi, M.F. and Elliman, D.G., *"Training Genetically Evolving Cellular Automata for Image Processing"*, International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks, 1994.

[Tahr2000] Taherkhani, M., *"Proposing and Studying of Cellular Learning Automata as a Tool for Modeling Systems"*, M.Sc. Thesis, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2000.

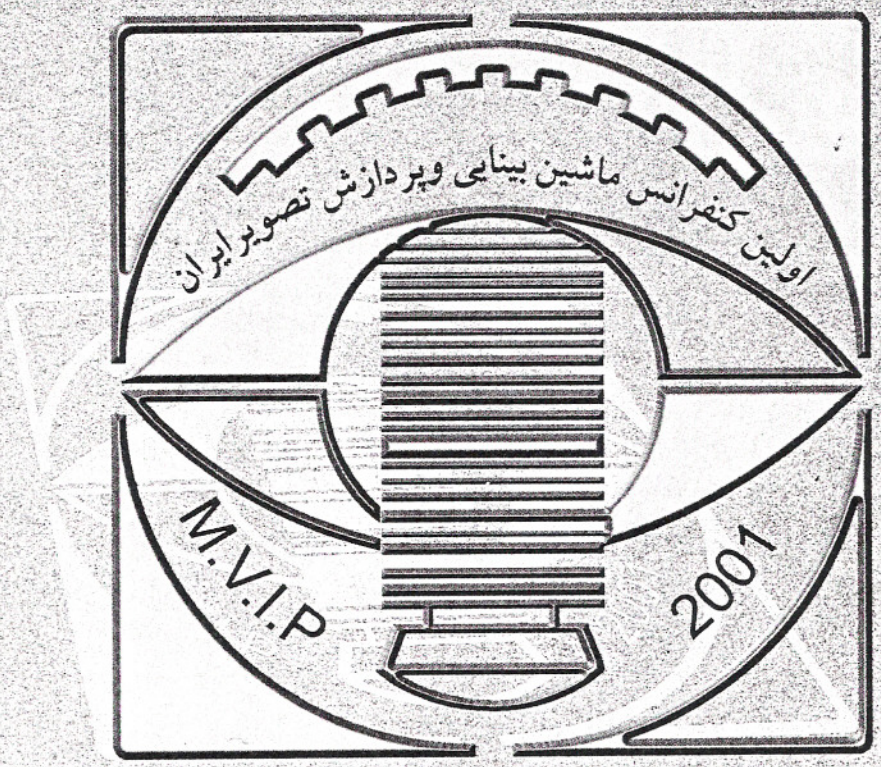
[Zhao89] Zhao Y. , Anderson L. S. , " Pattern Estimation and Restoration of Noisy Images Using Gibbs Distributions In Hidden Markov Models" IEEE 1989.

[Pita86] Pitas Land Venetsanopoulos, " Nonlinear Order Statics Filters for Image Filtering and Edge Detection" Signal Processing, vol. 10,No.4, 1986.

Birjand University

Proceedings of

The First Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing



7-9 March 2001

University of Birjand

Edited By: Kh. Khalili

مجموعه مقالات

اولین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران



۱۷ - ۱۹ اسفندماه ۱۳۷۹

دانشگاه بیرجند

ویرایش و تنظیم: خلیل خلیلی

دانشگاه بیرجند