

یک مدل ترکیبی (FCA-CLA) برای حذف نویز در تصاویر

فریبا مهدوی فرد محمد رضا میبدی

آزمایشگاه محاسبات نرم
دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی امیرکبیر
تهران ایران

mmeybodi@aut.ac.ir mahdavifard@ce.aut.ac.ir

چکیده

در این مقاله ابتدا یک مدل ترکیبی به نام FCA-CLA که از ترکیب اتوماتای سلولی فازی و اتوماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد میگردد و سپس یک کاربرد آن در حذف نویز در تصاویر ارائه میگردد. الگوریتم مبتنی بر مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویری که حاوی نویز نمک لقله یا گاوسی میباشد به کار گرفته میشود. نتایج آزمایشها نشان میدهد که روش پیشنهادی خصوصاً برای تصاویری که حاوی خطوط و جزئیات ریز هستند مانند تصاویر متنی بهتر از سایر روشها عمل می کند. روش پیشنهادی با روشهای حذف نویز مانند فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی مقایسه شده است. نتایج آزمایشها حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی را دارد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، حذف نویز، اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتای سلولی فازی

A Hybrid Model (FCA-CLA) for Noise Removal in Image

F. Mahdavifard M. R. Meybodi

Soft Computing Laboratory
Computer Engineering and Information Technology Department
Amirkabir University of Technology
Tehran Iran

Abstract: In this paper at first a hybrid method obtained by combining fuzzy cellular automata and cellular learning automata models is proposed and then an application of the proposed hybrid model to noise removal in image is presented. The proposed method has been used for images with Gaussian noise. The results obtained from experimentations show that the performance of the proposed method is much better compared to other methods such as methods based on cellular learning automata, mean filter and median filter.

Keywords: Image Processing, Noise Removal, Cellular Learning Automata, fuzzy Cellular Automata,

۱- مقدمه

اتوماتای سلولی^۱ یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده‌تر با هم همکاری می‌کنند. اتوماتاهای سلولی در حقیقت سیستمهای دینامیکی گسسته‌ای هستند که رفتارشان کاملاً بر اساس ارتباط محلی استوار است. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی به‌نگام‌رسانی می‌شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهایی که در همسایگی وی هستند تاثیرگذار هستند و سلولهای دورتر، تاثیری ندارند. قوانین به روزرسانی بر اساس همسایه‌های هر سلول تعریف میشوند. در اغلب سیستمها بدلیل وجود نویز و عدم قطعیت تعیین یک فرم قطعی برای قوانین در این سیستمها کاری منطقی به نظر نمیرسد. البته راهکارهایی

¹ Cellular Automata (CA)

نظیر احتمالاتی کردن قوانین نیز ارائه شده است ولی تعیین همین احتمالات نیز در سیستمهای ناشناخته کاری بسیار دشوار است. مدل‌های اتوماتای یادگیر سلولی^۲ و اتوماتای سلولی فازی^۳ دو راهکار برای حل این مشکل میباشد.

اتوماتای یادگیر سلولی مدلی است که از اجزاء ساده‌ای به نام سلول تشکیل شده است و رفتار هر سلول تابعی از رفتار سلولهای همسایه و نیز تجربیات گذشته‌اش میباشد. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. همانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتای یادگیر در یک سلول باید پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی برای رسیدن به یک هدف مشخص می‌گردد.

اتوماتاهای سلولی فازی، مشابه اتوماتاهای سلولی کلاسیک، سیستمهایی گسسته و پویا با ساختاری ساده هستند. اما این سیستمها با وجود سادگی ساختارشان، رفتاری پیچیده و در ضمن خودسازمانده از خود نشان می‌دهند. در اتوماتای سلولی فازی مجموعه حالات یک سلول و قانون محلی فازی هستند. مجموعه حالات یک متغیرهای زبانی میباشد. این متغیرهای زبانی با توجه به دانش ما از مساله مورد نظر تعیین می‌شوند. حالت هر سلول در مرحله بعد بستگی به حالت فعلی (متغیر زبانی) سلول و حالات فعلی همسایه‌هایش دارد. این تغییر حالت توسط قانون محلی اتوماتای سلولی فازی انجام می‌گیرد. قانون محلی برای کلیه سلولها یکسان و یک تابع فازی است. این تابع به این صورت عمل می‌کند که در هر مرحله مقدار عضویت همسایگی سلول را گرفته و مقدار عضویت آن سلول را در مرحله بعد محاسبه می‌کند.

در بینایی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگیهای تصویر نظیر لبه‌ها، خطوط، انحناها، گوشه‌ها و مرزها را می‌توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحنه‌های تصویر را آسان تر می‌سازد. [5-1]. در روشهای موجود برای استخراج ویژگیها نتایج بدست آمده حساس به نویز می‌باشند. و به همین دلیل قبل از استخراج ویژگیها از روشهای حذف نویز برای بهبود کیفیت تصویر مورد نظر استفاده می‌شود. نویز از دو نوع مستقل و وابسته میباشد. نویز مستقل نویزی است که از قوت سیگنال مستقل است مانند نویز کانال انتقال تصویر و یا یا نویزی که توسط دوربین به تصویر اضافه میشود. در نویز وابسته نویز اضافه شده به هر نقطه از تصویر به شدت سیگنال در همان نقطه از تصویر بستگی داشته باشد مانند نویز کوانتیزاسیون و نویز فلفل-نمکی. در حالت ایده آل انتظار داریم که حذف نویز از تصویر باعث از بین رفتن جزئیات و اطلاعات تصویر نگردد. بسیاری از فیلترها مانند فیلتر میانگین گیر یا فیلتر میانه در عین حال که نویز تصویر را حذف می‌کنند باعث تاری تصویر و از بین رفتن بخشی از اطلاعات آن نیز می‌شوند.

در این مقاله ابتدا یک مدل ترکیبی به نام FCA-CLA که از ترکیب اتوماتای سلولی فازی و اتوماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد میگردد و سپس کاربرد آن برای حذف نویز در تصاویر ارائه میگردد. الگوریتم مبتنی بر مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویری که حاوی نویز نمک فلفلی یا گاوسی میباشد به کار برده میشود. الگوریتم پیشنهادی لبه‌ها را از نویز موجود در تصویر تمیز میدهد و میانگین گیری را فقط در نقاط نویزی انجام میگیرد و لبه‌ها را حفظ مینماید. به این ترتیب با حفظ کردن لبه‌ها و میانگین گیری در نقاط نویزی، تصویر نهایی فیلتر شده کیفیت بهتری را دارا میباشد. نتایج آزمایشها نشان میدهد که روش پیشنهادی خصوصاً برای تصاویری که حاوی خطوط و جزئیات ریز هستند مانند تصاویر متنی بهتر از سایر روشها عمل می‌کند. روش پیشنهادی با روشهای حذف نویز فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی [23] مقایسه شده است. نتایج آزمایشها حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی میباشد.

ادامه مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. در بخش ۲ به معرفی اجمالی اتوماتای سلولی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی و اتوماتای سلولی فازی می‌پردازیم. در بخش ۳ مدل پیشنهادی و کاربرد آن در حذف نویز در تصاویر و در بخش ۴ نتایج آزمایشها ارائه میگردد. بخش نهایی مقاله نتیجه گیری میباشد.

۲- اتوماتای سلولی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای سلولی فازی و اتوماتای یادگیر سلولی

در این بخش از مقاله اتوماتای سلولی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی و اتوماتای سلولی فازی به اختصار شرح داده میشود.

² Cellular Learning Automata (CLA)

³ Fuzzy Cellular Automata (FCA)

اتوماتای سلولی^۴ (CA): اتوماتای سلولی یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی است که از اجزا و مولفه‌های ساده تشکیل شده، پویا هستند، با مرور زمان تغییر می‌کنند و بر اساس ارتباط محلی بین اجزای خود فعالیت می‌کنند. اجزای سیستم در مدل اتوماتای سلولی بوسیله مجموعه‌ای منظم از سلول‌ها نمایش داده می‌شوند که در آن هر سلول معادل یکی از اجزای سیستم است. در هر قدم زمانی به هر سلول مقداری از مجموعه‌ای نامتناهی نسبت داده می‌شود که نشان دهنده وضعیت سلول است. این مقداردهی بر اساس مقدار جاری سلول، سلول‌های همسایه آن و قانون تعریف شده برای اتوماتای سلولی انجام می‌شود؛ از آنجایی که قانون در نظر گرفته شده تنها مقدار سلول و همسایه‌های آن را مورد استفاده قرار می‌دهد، قانون محلی نیز نامیده می‌شود. دسته‌بندی‌های مختلفی را می‌توان برای اتوماتای سلولی در نظر گرفت که از جمله آنها می‌توان به اتوماتای سلولی دودویی، اتوماتای سلولی احتمالی، اتوماتای سلولی همگام، اتوماتای سلولی تا همگام، اتوماتای سلولی منظم و اتوماتای سلولی نا منظم اشاره کرد. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتای سلولی می‌توان به مراجع [12-15] مراجعه نمود.

اتوماتاهای یادگیر^۵: یک اتوماتای یادگیرماشینی است که می‌تواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد؛ هرگاه این ماشین عملی را انتخاب می‌کند، عمل انتخاب شده توسط محیط ارزیابی شده و نتیجه آن به صورت یک سیگنال بازخوردی مثبت (در صورت مناسب بودن عمل) یا منفی (در صورت نامناسب بودن عمل) به اتوماتا بازگردانده می‌شود. مقدار این سیگنال در انتخاب اعمال بعدی تاثیر می‌گذارد. هدف این فرایند این است که اتوماتا بعد از گذشت مدتی به سمت مناسب‌ترین عمل خود در محیط میل کند و یا به عبارت دیگر یاد می‌گیرد که کدام عمل بهترین عمل است. نحوه تعامل اتوماتای یادگیر و محیط در شکل ۱ نشان داده شده است:



شکل ۱: تعامل اتوماتای یادگیر و محیط

دو نوع پیاده‌سازی برای اتوماتای یادگیر وجود دارد که عبارتند از اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت^۶ و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر^۷. اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله استفاده شده است از برداری به نام بردار احتمال انتخاب اعمال تشکیل شده است؛ همانطور که از نام این بردار برمی‌آید اعضای آن نشان‌دهنده احتمال انتخاب عملی از بین اعمال اتوماتا هستند. بنابراین جمع احتمالات این بردار برابر ۱ و تعداد اعضای آن برابر تعداد اعمال خواهد بود. اتوماتا با توجه به این بردار عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند و بعد از دریافت پاسخ محیط آن را به روز می‌کند. الگوریتمی که برای به روز رسانی بردار احتمال بر اساس ورودی (پاسخ محیط) مورد استفاده قرار می‌گیرد الگوریتم یادگیری نام دارد. یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های یادگیری، الگوریتم یادگیری خطی است. در این الگوریتم هرگاه در مرحله n ام عمل i انتخاب شده باشد و این عمل از طرف محیط پاداش گرفته باشد بردار احتمال با توجه به رابطه ۳ به روز می‌شود:

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (3)$$

و در صورتی که عمل انتخاب شده از طرف محیط جریمه شود به روز رسانی طبق رابطه ۴ انجام می‌شود:

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (4)$$

⁴ Cellular Automata

⁵ Learning Automata

⁶ Fixed Structure Learning Automata

⁷ Variable Structure Learning automata

در این روابط a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می باشند. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر میتوان به مراجع [6-11] مراجعه نمود.

اتوماتای سلولی فازی^۸: اتوماتای سلولی فازی مانند اتوماتای سلولی از تعداد زیادی از اجزا ساده با تعاملات محلی تشکیل شده است. این اجزا ساده که سلول نام دارند، در یک شبکه سلولی در کنار یکدیگر چیده شده اند. اتوماتاهای سلولی فازی، مشابه اتوماتاهای سلولی کلاسیک، سیستمهایی گسسته و پویا با ساختاری ساده هستند. اما این سیستمها با وجود سادگی ساختارشان، رفتاری پیچیده و در ضمن خودسازمانده از خود نشان می دهند. در اتوماتای سلولی فازی مجموعه حالات یک سلول و تابع انتقال محلی فازی هستند. مجموعه حالات یک متغیرهای زبانی میباشد. این متغیرهای زبانی با توجه به دانش ما از مساله مورد نظر تعیین می شود. حالت هر سلول در مرحله بعد بستگی به حالت فعلی (متغیر زبانی) سلول و حالات فعلی همسایه هایش دارد. این تغییر حالت توسط تابع انتقال محلی اتوماتای سلولی فازی انجام می گیرد. تابع انتقال محلی برای کلیه سلولها یکسان و یک تابع فازی است. این تابع به این صورت عمل می کند که در هر مرحله مقدار عضویت همسایگی سلول را گرفته و مقدار عضویت آن سلول را در مرحله بعد محاسبه می کند. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتای سلولی فازی میتوان به مراجع [16-20] مراجعه نمود.

اتوماتای یادگیر سلولی (CLA): بسیاری از مسائل را نمیتوان با یک اتوماتای یادگیر حل کرد؛ در این موارد مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر می توانند به حل مساله کمک کنند. در مدلی متشکل از دو مفهوم و مدل اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر ارائه شده است که با نام اتوماتای یادگیر سلولی شناخته می شود. در این مدل هر سلول در اتوماتای سلولی با یک اتوماتای یادگیر جایگزین شده است. به این ترتیب این مدل نه تنها امکان استفاده از چندین اتوماتای یادگیر سلولی را به صورت توأم فراهم می کند بلکه مشکل تعیین فرم قطعی قوانین در اتوماتای سلولی را نیز مرتفع می کند. نحوه عملکرد و به روز رسانی سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی شباهت بسیار زیادی به اتوماتای سلولی دارد با این تفاوت که قبل از انجام اعمال به روز رسانی، ابتدا هر کدام از اتوماتاهای یادگیر عملی را انتخاب می کنند. سپس عمل انتخاب شده توسط هر سلول در کنار اعمال انتخاب شده توسط اتوماتاهای همسایه آن به وسیله قانون محلی اتوماتای سلولی بررسی و نتیجه آن به عنوان پاسخ محیط و سیگنال بازخوردی به سلول برگردانده می شود. در نهایت اتوماتای یادگیر هر سلول با توجه به سیگنال بازخوردی که از محیط دریافت کرده است، یا به وضعیت جدیدی می رود (در صورتی که ساختار ثابتی داشته باشد) و یا توسط الگوریتم یادگیری بردار احتمال خود را به روز می کند (در صورتی که ساختار متغیری داشته باشد). انواع مختلفی از همسایگی ها برای اتوماتای یادگیر سلولی وجود دارد که با توجه به کاربرد و شرایط مساله انتخاب و یا تعریف می شوند. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتای یادگیر سلولی میتوان به مراجع [21-23] مراجعه نمود.

۳- مدل پیشنهادی و کاربرد آن در حذف نویز در تصاویر

مدل پیشنهادی که آنرا FCA-CLA مینامیم یک مدل دو لایه است که از ترکیب دو مدل اتوماتای یادگیر سلولی (CLA) و اتوماتای سلول فازی (FCA) بدست می آید. اتوماتای سلولی فازی مبتنی بر تعریفی از اتوماتای سلولی فازی است که توسط میبیدی و انوری نژاد [19] و اتوماتای یادگیر سلولی مبتنی بر تعریف ارائه شده توسط میبیدی و بیگی [23] می باشد. در مدل FCA-CLA هر سلول اتوماتای سلول فازی، متناظر با یک سلول از اتوماتای سلولی یادگیر می باشد، در حقیقت به هر سلول اتوماتای سلولی فازی یک اتوماتون یادگیر از اتوماتای یادگیر سلولی اختصاص می یابد که پارامترهای تابع (توابع) عضویت قانون (قوانین) فازی متناظر با آن سلول را به صورت بهینه تنظیم می نماید. مدل FCA-CLA به دلیل توانایی اش در مدلسازی سیستمهای غیر قطعی و در عین حال داشتن قوانین فازی که در طول زمان به قوانین بهینه همگرا می شوند، میتواند در شبیه سازی و مدلسازی سیستمهای نویزی، غیر قطعی و احتمالاتی مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه این بخش کاربرد این مدل پیشنهادی در حذف نویز در تصاویر ارایه میگردد.

برای حذف نویز در یک تصویر $R \times C$ از دو اتوماتای سلولی فازی و یادگیر دو بعدی با R سطر و C ستون استفاده میشود. هر پیکسل تصویر به یکی از سلولهای اتوماتای سلولی فازی نگاشت میشود. پیکسل در سطر r و ستون c به سلول در سطر r و ستون c اتوماتای سلولی فازی نگاشت می شود و هر سلول در اتوماتای سلولی یادگیر متناظر با یک سلول اتوماتای سلولی فازی میباشد. وظیفه اتوماتای یادگیر در هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی تنظیم پارامتر K تابع عضویت سلول متناظرش در اتوماتای سلولی فازی میباشد (شکل ۲). هر سلول اتوماتای سلولی فازی با استفاده از مقدار مشتق فازی در هر پیکسل در مورد میانگین گیری در آن پیکسل تصمیم گیری می شود. تنظیم تابع عضویت توسط اتوماتای یادگیر منجر به محاسبه

⁸ Fuzzy Cellular Automata

دقیقتر مشتق فازی در هر پیکسل میگردد. مراحل اصلی الگوریتم پیشنهادی در شکل ۶ آمده است. در ادامه این بخش این مراحل با جزییات بیشتر شرح داده میشود.

مشتق فازی (مرحله ۲) : محاسبه مشتق فازی مشابه با روشی که در [16] آمده است صورت می گیرد. ابتدا مشتق در هر پیکسل از تصویر و در هشت جهت محاسبه می شود.

$$\nabla_D(x, y), (D \in dir = \{NW, W, SW, S, SE, E, NE, N\})$$

برای مثال مشتق در جهت شمال و شمال غربی به صورت زیر حساب می شود:

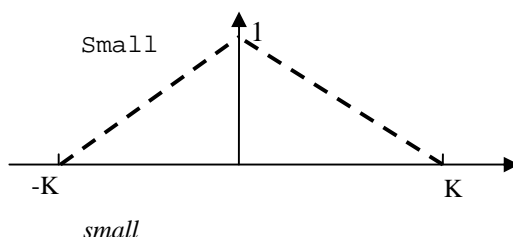
$$\nabla_N(x, y) = I(x, y - 1) - I(x, y)$$

$$\nabla_{NW}(x, y) = I(x - 1, y - 1) - I(x, y)$$

و سپس بر اساس یک قانون فازی مقدار مشتق فازی در پیکسل و در هشت جهت محاسبه خواهد شد. به طور مثال برای محاسبه مشتق فازی در جهت NW، ابتدا مقادیر مشتق زیر را حساب می کنیم:

$$\nabla_{NW}(x, y), \nabla_{NW}(x - 1, y + 1), \nabla_{NW}(x + 1, y - 1)$$

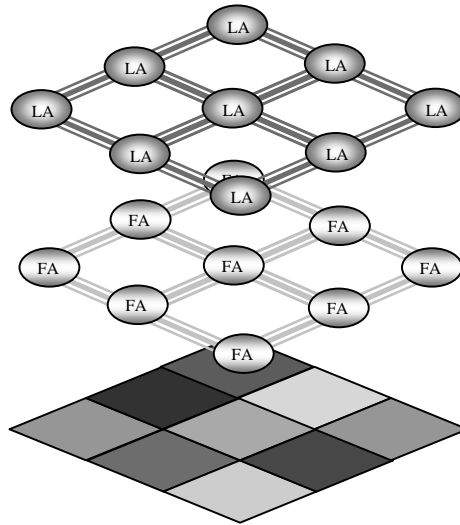
ایده استفاده از مشتق فازی این است که اگر دو تا از این سه مشتق کوچک باشد، لبه ای در آن جهت وجود ندارد. برای تعیین میزان کوچک بودن مشتق فازی در یک جهت خاص، از مجموعه فازی *small* که در شکل ۳ نشان داده شده است استفاده می شود.



مشتق فازی در پیکسل (x, y) و در جهت NW $(\nabla_{NW}^F(x, y))$ بر طبق قانون فازی زیر محاسبه می شود:

If $(\nabla_{NW}(x, y) \text{ is } small \text{ and } \nabla_{NW}(x - 1, y + 1) \text{ is } small)$
or $(\nabla_{NW}(x, y) \text{ is } small \text{ and } \nabla_{NW}(x + 1, y - 1) \text{ is } small)$
or $(\nabla_{NW}(x - 1, y + 1) \text{ is } small \text{ and } \nabla_{NW}(x + 1, y - 1) \text{ is } small)$
 then $\nabla_{NW}^F(x, y) \text{ is } small$.

در هر پیکسل از تصویر مشتق فازی در هشت جهت مختلف محاسبه میگردد و بنابراین در هر سلول اتوماتای سلولی فازی هشت قانون فازی مشابه با قانون بالا وجود دارد که درجات عضویت مشتق های فازی در جهات مختلف به مجموعه *small* را محاسبه می کنند $(\nabla_D^F(x, y), D \in dir)$. در این مرحله نیازی به غیر فازی سازی نیست، زیرا در مرحله بعد، مستقیماً از درجات عضویت به مجموعه *small*، به عنوان ورودی استفاده می شود.



FCA

انتخاب کلیشه مناسب برای واضح سازی (مرحله ۵): برای انتخاب کلیشه مناسب برای واضح سازی در هر سلول FCA باز هم از یک قانون فازی استفاده میشود. ایده این قوانین این است که اگر در یک جهت خاص لبه ای وجود دارد (مقدار مشتق فازی در آن پیکسل و حداقل در یکی از ۸ جهت بزرگ است) بنابراین باید مقدار آن پیکسل حفظ شده و میانگین گیری صورت نگیرد. این قانون فازی در هر سلول FCA به صورت زیر میبایسد.

If $((\nabla_N^F(x, y) \text{ is small}) \text{ and } (\nabla_{NE}^F(x, y) \text{ is small}))$
and $(\nabla_{NW}^F(x, y) \text{ is small}) \text{ and } (\nabla_W^F(x, y) \text{ is small})$
and $(\nabla_{SW}^F(x, y) \text{ is small}) \text{ and } (\nabla_S^F(x, y) \text{ is small})$
and $(\nabla_{SE}^F(x, y) \text{ is small}) \text{ and } (\nabla_E^F(x, y) \text{ is small}))$
 then use *Template1*
 else use *Template2*.

دو کلیشه ای که از بین آن دو یکی انتخاب میشود با نامهای *Template1* و *Template2* در شکل ۴ نشان داده شده است.

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

0	0	0
0	1	0
0	0	0

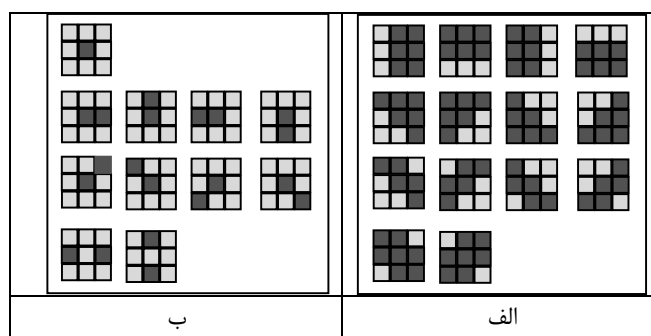
$$\left(\begin{array}{ccc} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{array} \right) * \left(\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{array} \right)$$

تنظیم پارامتر K توسط لایه اتوماتای سلول یادگیر (مراحل ۳ و ۴): برای اینکه در هر پیکسل انتخاب کلیشه به صورت بهینه صورت گیرد پارامتر K تابع عضویت *small* تنظیم میشود. زیرا زمانی که پارامتر K مقدار بزرگی دارد نویز بیشتری از تصویر محو می شود یعنی پیکسلهای بیشتری از کلیشه ۲ استفاده می کنند. زمانیکه پارامتر K مقدار کوچکی دارد اکثر پیکسلهای تصویر نویز تشخیص داده نمی شوند و، بنابراین میانگین گیری در آنها صورت نمی گیرد و مقدارشان حفظ خواهد شد. به بیان دیگر از این طریق با تنظیم پارامتر K در هر پیکسل تصمیم گیری در باره میانگین گیری یا عدم میانگین گیری در آن پیکسل اتخاذ شود.

وظیفه اتوماتای یادگیر در هر سلول از اتوماتای سلولی فازی تنظیم پارامتر K تابع عضویت آن سلول میباشد. هر اتوماتای یادگیر دارای ۴ عمل میباشد که هر عمل یکی از مقادیری است که پارامتر k میتواند اختیار کند میباشد. در آزمایشهای انجام گرفته فرض میکنیم پارامتر K یکی از مقادیر از مجموعه $\{50, 150, 300, 500\}$ اختیار میکند. این مقادیر با توجه به تجربیات گذشته انتخاب شده اند. در ابتدا احتمال انتخاب هر یک از اعمال برابر $1/4$ در نظر گرفته میشود. الگوریتم استفاده شده برای تنظیم پارامتر K در شکل ۷ نشان داده شده است.

اتوماتای یادگیر هر سلول FCA یکی از اعمال خود را (یکی از مقادیر پارامتر K) بر طبق بردار احتمال انتخاب اعمال انتخاب میکند. سپس دو متغیر $EdgeFlag$ و $NoiseFlag$ به شکل زیر مقدار دهی میشوند. اگر همسایگی 3×3 پیکسل یکی از حالت‌های نشان داده شده در شکل ۵-الف باشد، احتمالا از آنجا لبه ای عبور می کند و بنابراین متغیر $EdgeFlag$ در این سلول یک خواهد شد و اگر همسایگی 3×3 پیکسل یکی از حالت‌های نشان داده شده در شکل ۵-ب باشد، احتمالا در آنجا نویز نمک فلفلی قرار دارد و بنابراین متغیر $NoiseFlag$ در این سلول یک خواهد شد (در این باره در پارگراف بعدی بیشتر توضیح داده میشود). با توجه به مقادیر این دو متغیر عمل انتخابی توسط اتوماتای یادگیر جریمه و یا پاداش داده میشود. در صورتی که متغیر $EdgeFlag$ مقدار یک داشته باشد (احتمالا لبه است) و وضوح پیکسل نیز بالا رفته، K انتخابی مناسب بوده و احتمال انتخاب آن بر طبق الگوریتم یادگیری افزایش و احتمال انتخاب دیگر مقادیر کاهش K می یابد و در صورتیکه وضوح پیکسل کم شده باشد، K انتخابی مناسب نبوده، عمل انتخابی جریمه شده و احتمال انتخاب آن بر طبق الگوریتم یادگیری کاهش و احتمال انتخاب دیگر مقادیر K افزایش می یابد. همچنین پیکسل‌هایی که متغیر $NoiseFlag$ در آنها مقدار یک دارند احتمالا نویز هستند و می خواهیم میانگین گیری در آنها صورت گیرد (یعنی وضوحشان کاهش یابد). بنابراین اگر در این پیکسل‌ها وضوح کاهش یافته باشد به K انتخابی پاداش داده و در غیر اینصورت جریمه می شوند. الگوریتم تا زمانی که در صد پیکسل‌های تغییر یافته در دو تکرار متوالی از الگوریتم بیشتر از ۱٪ تعداد پیکسل‌های تصویر باشد ادامه مییابد. بردار احتمالات اتوماتاهای یادگیر در لایه اتوماتای یادگیر سلولی محیط به گونه ای تغییر میکنند که در نقاطی از تصویر که نویز وجود دارد مقدار K بزرگتری انتخاب شود و در نقاطی که لبه ها هستند مقدار K کوچکتری انتخاب شود، به این ترتیب در اکثر نقاط نویزی میانگین گیری انجام می شود و در نقاط لبه ها نیز مقدار پیکسل حفظ می شود.

برای تعیین اینکه یک پیکسل بر روی لبه میباشد و یا اینکه نویز است همانطور که در پاراگراف قبلی اشاره شد از همسایگی آن پیکسل استفاده میشود. حالت‌های مختلف همسایگی 3×3 یک پیکسل در صورتیکه لبه ای با ضخامت بیش از دو پیکسل از آن بگذرد در شکل ۵-الف نشان داده شده است و حالت‌های مختلف همسایگی 3×3 یک پیکسل در صورتیکه نویز نمک فلفلی باشد نیز در شکل ۵-ب نشان داده شده است. منظور از سطوح خاکستری تیره و روشن نشان داده شده در شکل این است که تفاوت سطح خاکستری این پیکسل‌ها از یک حد آستانه (که در این مقاله ۱۰۰ در نظر گرفته شده است) بیشتر است، بنابراین نکات این حالت‌ها (پیکسل‌های تیره، روشن باشند و پیکسل‌های روشن، تیره). نیز در نظر گرفته شده است. البته در صورتیکه لبه ای از پیکسل عبور کند یا نویز نمک فلفلی ای روی آن باشد ممکن است حالت‌های دیگری نیز به غیر از حالت‌های نشان داده در شکل ۴-الف و شکل ۴-ب پیش آید اما ما این حالت‌ها را در نظر نگرفتیم زیرا در بسیاری موارد این حالت‌ها در نویز نمک فلفلی و لبه با هم یکی می شود و در نتیجه ممکن است تشخیص نویز و لبه به درستی صورت نگیرد.



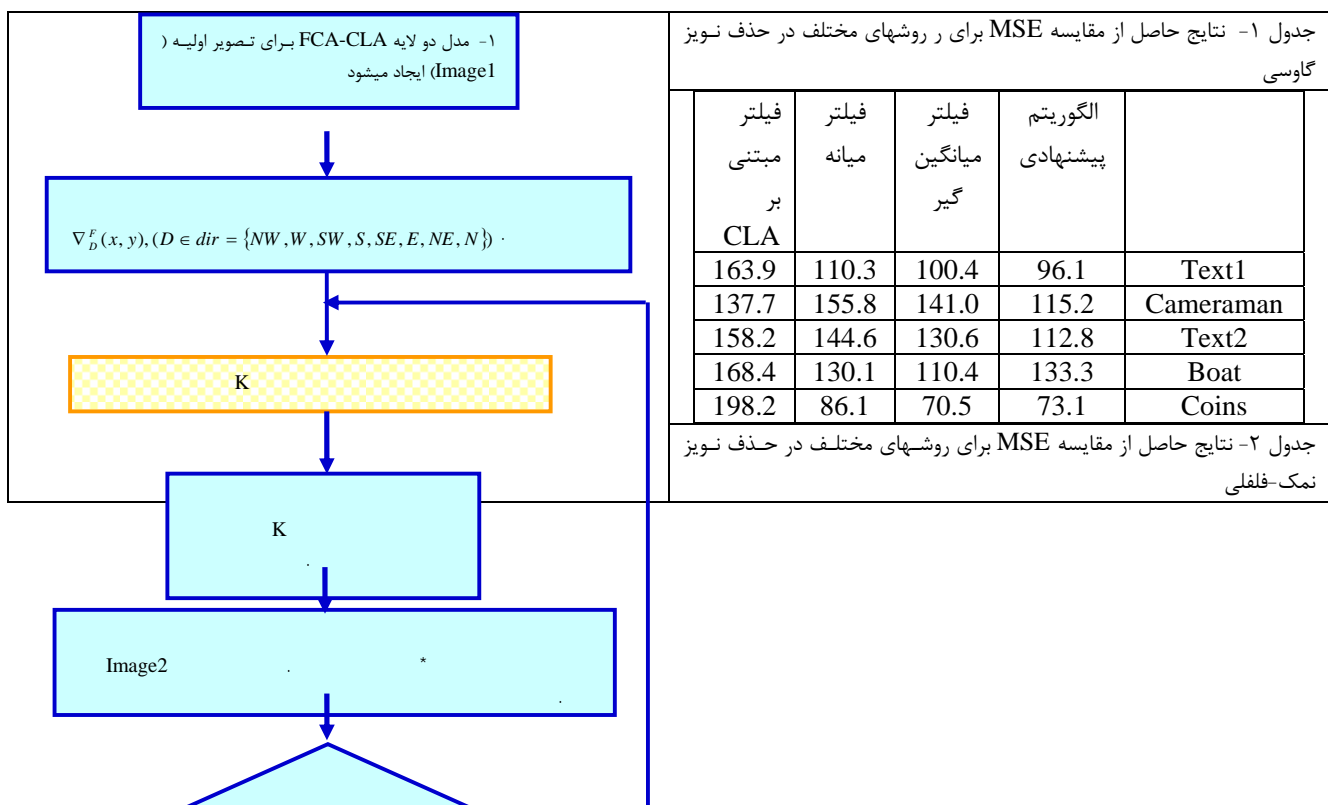
شکل ۵: الف) همسایگی های 3×3 برای یک پیکسل در صورتیکه لبه ای با ضخامت بیش از دو پیکسل از آن بگذرد. ب) همسایگی های 3×3 یک پیکسل در صورتیکه نویز باشد.

نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر حاوی نویز گاوسی و یا نویز نمک فلفلی در شکل‌های ۸ و ۹ نشان داده شده است. از آزمایش‌هایی که نتایج آنها در تصاویر شکل ۸ آمده است می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی خصوصا برای حذف نویز تصاویر حاوی نویز گاوسی بسیار کار آمد است و در اغلب تصاویر در مقایسه با سایر روش‌های حذف نویز مانند فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و فیلتر مبتنی بر CLA خطای MSE کمتری دارد. خطای MSE حاصل از تصاویر مختلف حاوی نویز گاوسی که با روش‌های مختلف فیلتر شده اند در جدول ۱ آورده شده است. هر چند در حذف نویز گاوسی MSE برای بعضی از تصاویر برای فیلتر میانگین گیر پایین تر از الگوریتم پیشنهادی است اما نکته ای که در مورد الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر مدل ترکیبی FCA-CLA مطرح است و باید به آن توجه نمود این است که این الگوریتم بر خلاف سایر روش‌ها بیشتر جزئیات تصویر مانند لبه ها و خطوط نازک موجود در تصویر را حفظ می نماید. این قابلیت الگوریتم در مورد تصاویری که چنین جزئیاتی دارند کاملا قابل مشاهده است. به طور مثال در تصاویر متنی که حاوی خطوط نازک هستند نتایج حاصل از فیلتر پیشنهادی بهتر تر از سایر روش‌هاست. همچنین فیلتر پیشنهادی خطوط نازک موجود در تصاویر cameraman, coins و boat را حفظ کرده است.

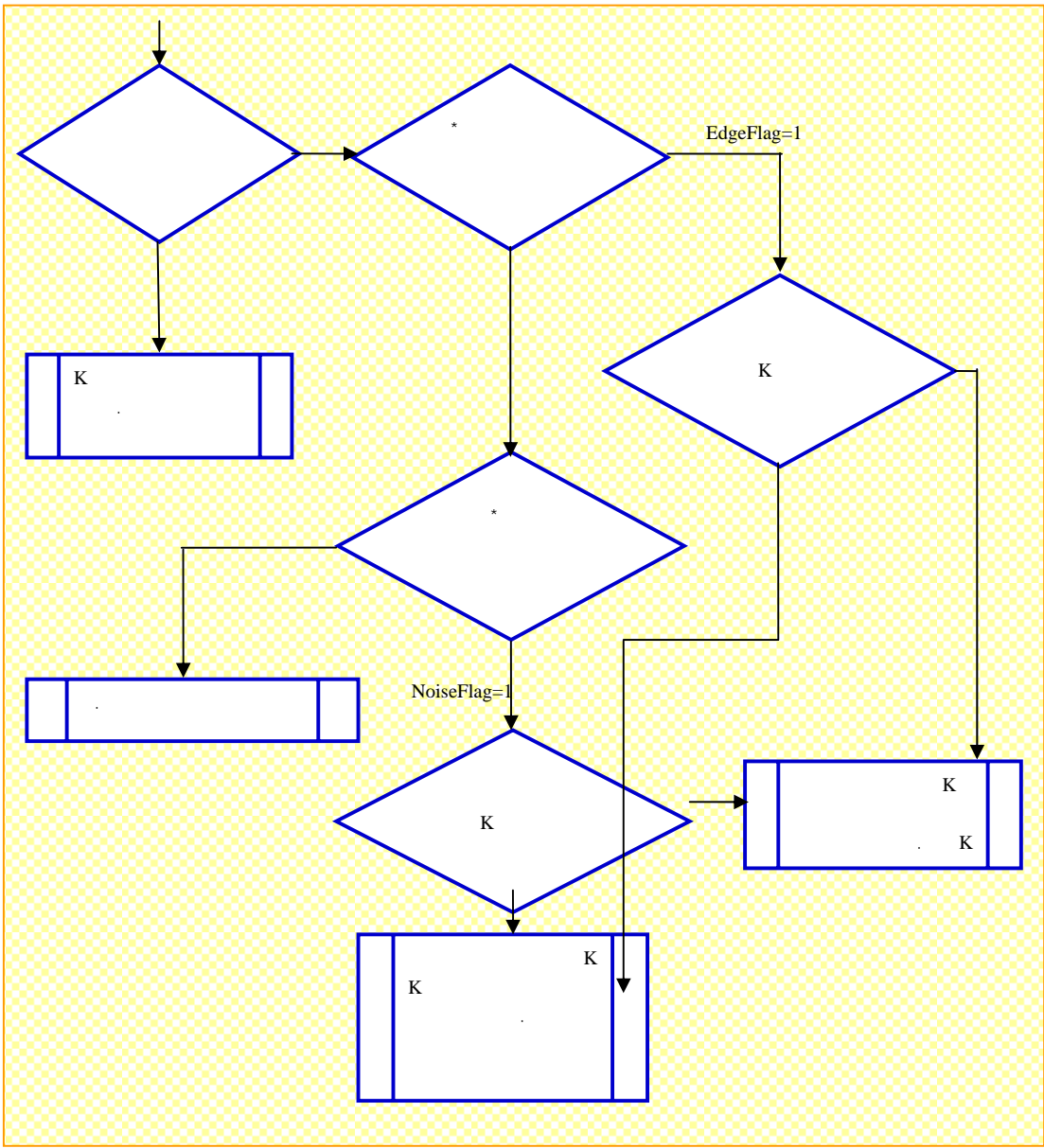
از آزمایش‌هایی که نتایج آنها در تصاویر شکل ۹ آمده است می‌توان نکات زیر را متذکر شد. نتایج حاصل از الگوریتم در حذف نویز نمک فلفلی در شکل ۹ نشان داده شده است. در حذف نویز نمک فلفلی به ظاهر فیلتر میانه در اغلب موارد خطای MSE کمتری دارد و تقریبا تمامی نویزهای نمک- فلفلی موجود در تصویر را حذف می کند. خطای MSE حاصل از تصاویر مختلفی که با فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و فیلتر مبتنی بر CLA فیلتر شده اند در جدول ۲ آورده شده است. فیلتر پیشنهادی برخی از نویز های موجود در تصویر، خصوصا نویزهای نزدیک به هم را حفظ کرده است و خطای MSE آن در اغلب تصاویر بیشتر از فیلتر میانه است. اگرچه تصویر حاصل از فیلتر پیشنهادی مقداری از نویز اولیه را حفظ می نماید اما قابلیت روش پیشنهادی در حذف نویز نمک فلفلی تصاویر در مقایسه با فیلتر میانه این است که در تصویر حاصل از فیلتر پیشنهادی جزئیات تصویر حفظ می شود، در حالیکه فیلتر میانه خطوط و لبه های نازک تصویر را محو می کند. در تصویر متن نشان داده شده، فیلتر میانه تقریبا بیشتر نوشته ها را از بین برده در حالیکه فیلتر پیشنهادی نوشته ها را به خوبی حفظ کرده است. همچنین فیلتر پیشنهادی در تصاویر cameraman, coins و boat نیز خطوط نازک تصویر را حفظ نموده در حالیکه فیلتر میانه این خطوط را از بین برده است. فیلتر میانگین گیر و فیلتر مبتنی بر CLA نتایج قابل توجهی ندارند زیرا فیلتر میانگین گیر باعث به وجود آمدن لکه های مربع شکل در تصویر می شود و همچنین باعث تاری تصویر میشود. فیلتر مبتنی بر CLA نیز گرچه مقادیر بیشتری از نویزهای تصویر را نسبت به فیلتر مبتنی بر مدل ترکیبی FCA و CLA از بین می برد اما باعث تار شدن تصویر میگردد. در مورد نویزهای نمک فلفلی کارایی روش پیشنهادی برای تصاویری که در آنها خطوط نازک و جزئیات وجود ندارند کمتر مشهود است.

۴- نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده یک مدل ترکیبی به نام FCA-CLA که از ترکیب اتوماتای سلولی فازی و اتوماتای یادگیر سلولی حاصل شده است الگوریتمی برای حذف نویز در تصاویر پیشنهاد گردید. نتایج آزمایشها نشان داد که روش پیشنهادی خصوصا برای تصاویری که حاوی خطوط و جزئیات ریز هستند مانند تصاویر متنی بهتر از سایر روشها عمل می کند. روش پیشنهادی با روشهای حذف نویز مانند فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی مقایسه گردید. نتایج آزمایشها حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی دارد.



فیلتر مبتنی بر CLA	فیلتر میانه	فیلتر میانگین گیر	الگوریتم پیشنهادی	
123.9	87.6	114.8	110.1	Coins1
103.1	85.0	110.2	92.5	Camerman
98.0	60.7	74.7	76.2	Boat
77.1	63.4	74.1	80.1	Coins2
140.5	130.7	115.1	55.7	Text









شکل ۷- الگوریتم مبتنی بر توسط اتوماتای یادگیر تنظیم پارامتر K

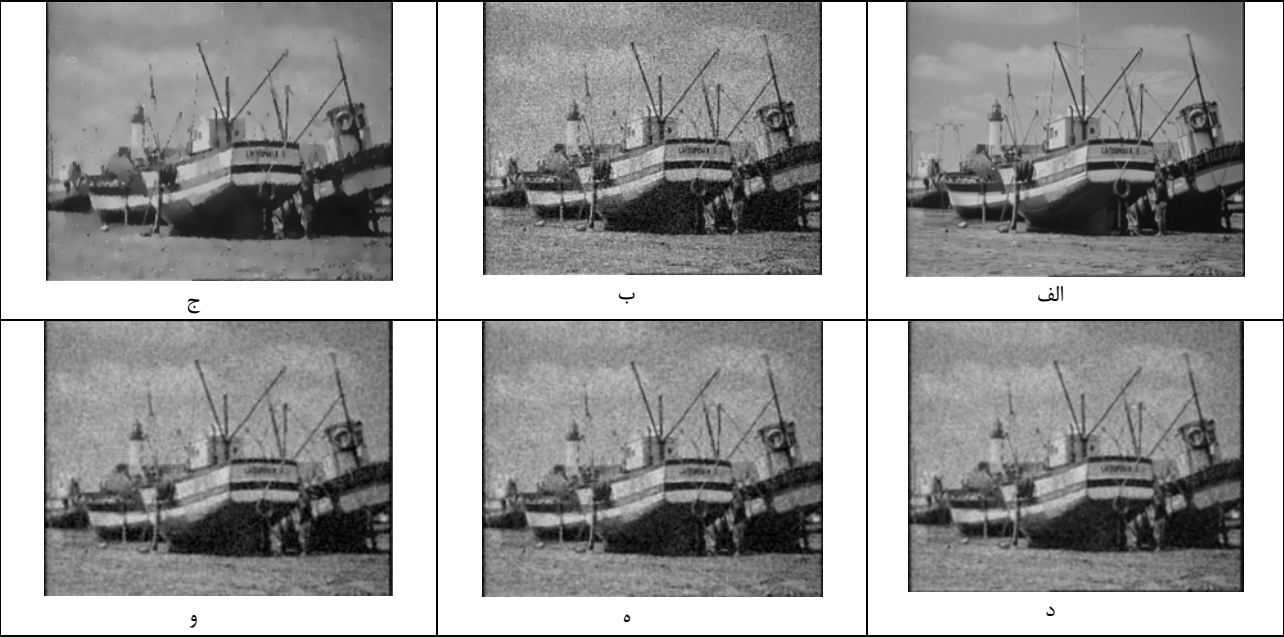
Text1

 <p>ج</p>	 <p>ب</p>	 <p>الف</p>
 <p>و</p>	 <p>ه</p>	 <p>د</p>

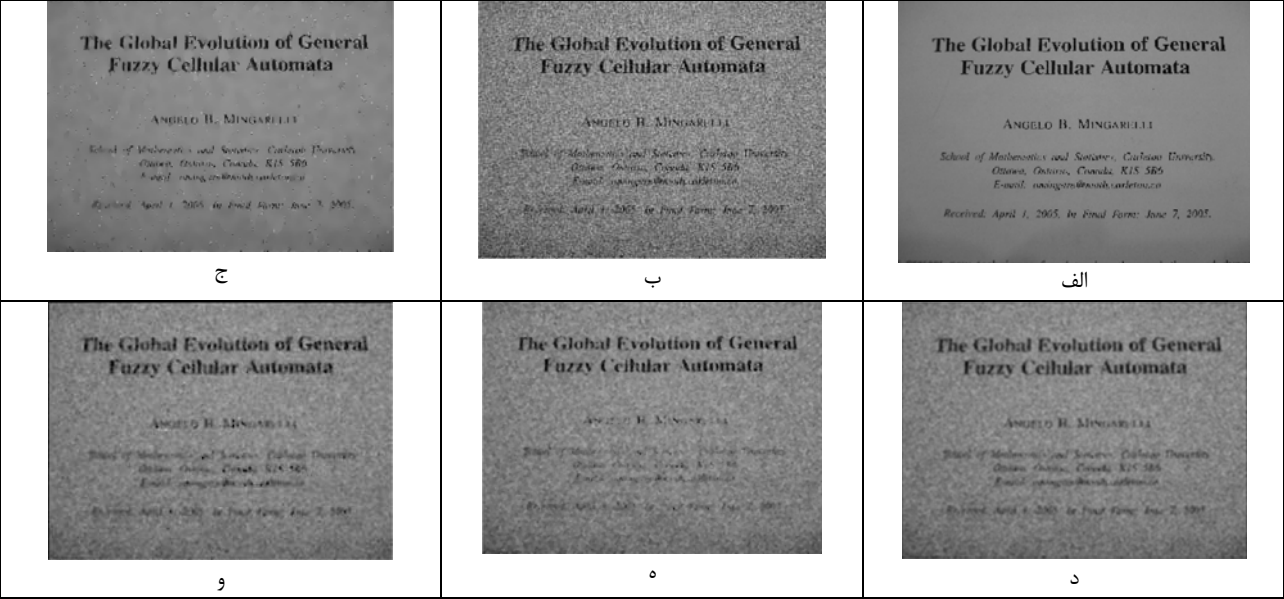
Cameraman

 <p>ج</p>	 <p>ب</p>	 <p>الف</p>
 <p>و</p>	 <p>ه</p>	 <p>د</p>

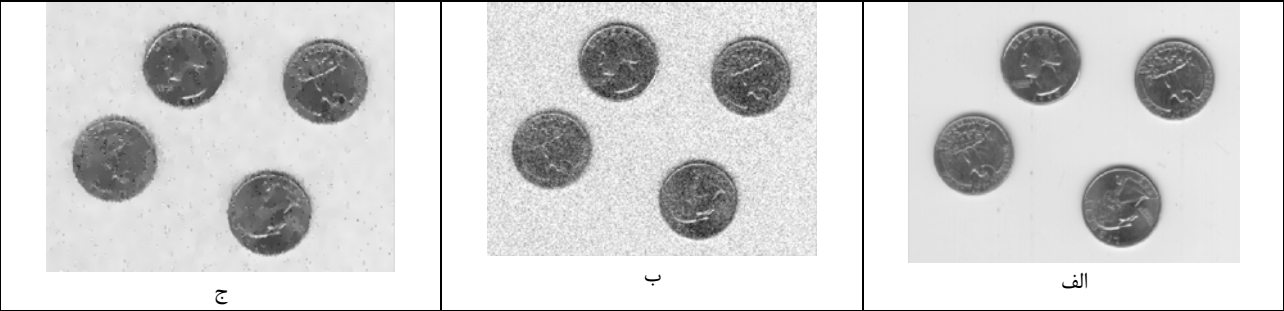
Boat

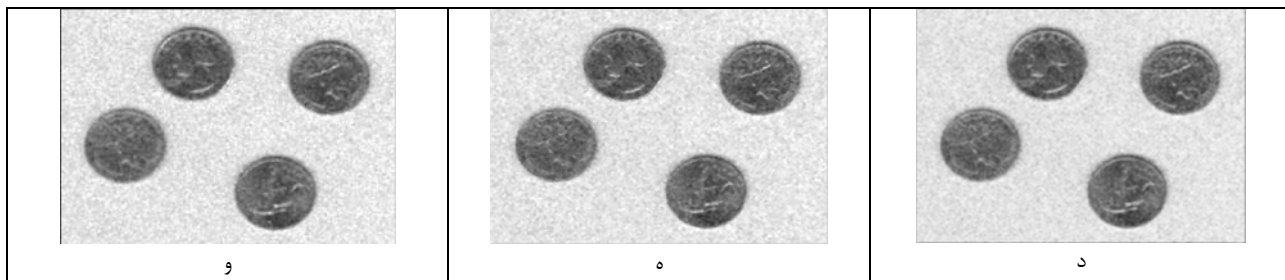


Text2



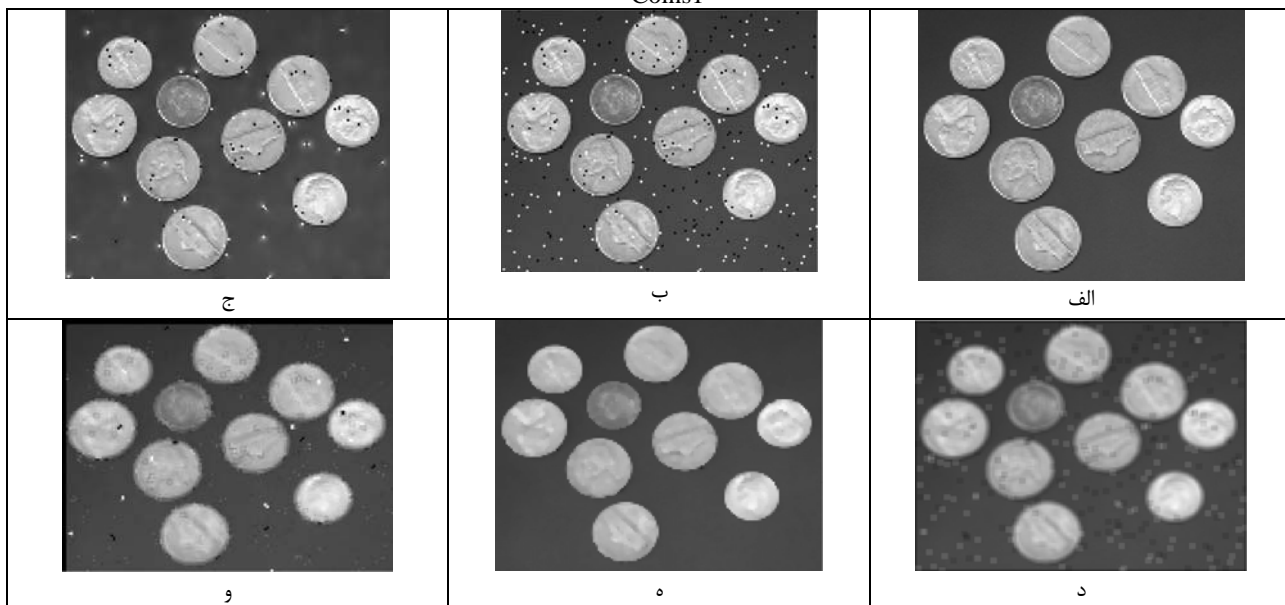
Coins





شکل ۸: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر روشها در تصاویری که حاوی نویز گاوسی هستند. الف) تصویر اولیه
 ب) تصویر حاوی نویز گاوسی ج) الگوریتم پیشنهادی د) فیلتر میانگین گیر ه) فیلتر میانه و) روش CLA

Coins1



Cameraman





و



ه



د

تصویر Boat



ج



ب



الف



و

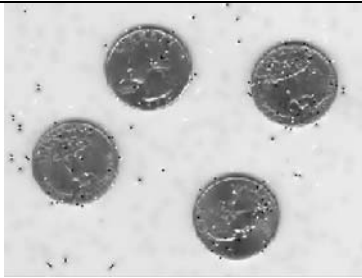


ه

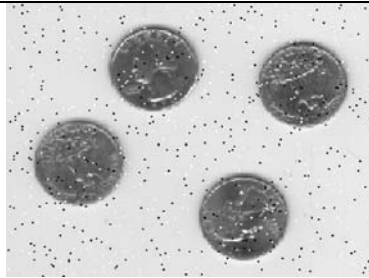


د

تصویر Coins



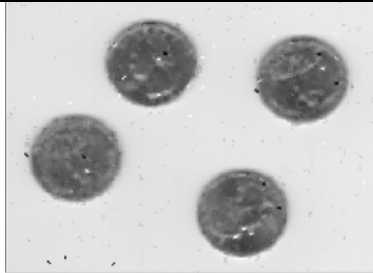
ج



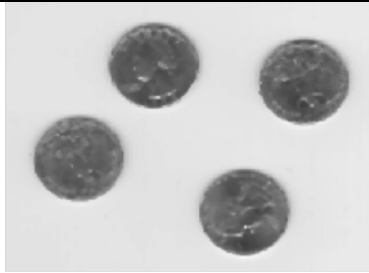
ب



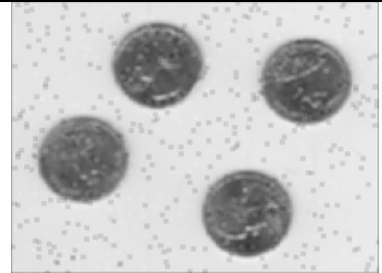
الف



و



ه



د

تصویر Text

<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>ج</p>	<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>ب</p>	<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>الف</p>
<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>و</p>	<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>ه</p>	<p>چکیده</p> <p>از دهه هشتاد به بعد به جنبه پردازشی و تحلیلی انوماتی سلولی و استفاده از جهان واقعی توجه بسیاری شد. ششگانه مشکل عمده چگونگی مدل‌سازی جهانی عمل و عکس‌العمل در رفتارهای طبیعی است. برای مقابله با این کمبود دانش فازی که حاصل ترکیب انوماتی سلولی و منطق فازی است پیشنهاد می‌شود. این غیر دقیق و مبهم که در تصمیم‌گیری درباره فوکن انتقال و تغییر حالتی سه مقاله نوع جدیدی از انوماتی سلولی فازی (FCA) که در آن حالت سلولها و هستند معرفی و رفتار آن مورد بررسی قرار می‌گیرد و یک طبقه بندی برای آن کلمات کلیدی: انوماتی سلولی، انوماتی سلولی فازی، منطق فازی</p> <p>۱. مقدمه</p> <p>د</p>

شکل ۹: نتایج الگوریتم پیشنهادی و سایر روشها برای تصاویری که حاوی نویز نمک فلفلی هستند. (الف) تصویر اولیه

(ب) تصویر حاوی نویز نمک فلفلی (ج) الگوریتم پیشنهادی (د) فیلتر میانگین گیر (ه) فیلتر میانه (و) روش CLA

مراجع

- [1] Kim, Y. and Lee, S., "Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognition", IEEE Trans. Patt. Analysis and Machine Inte., vol. 17, no. 7, 1995.
- [2] Gonzales, R. C. and Woods, R. E., "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1995.
- [3] Haralich, R. M. and Shapiro, L.G., "Survey: Image Segmentation," Computer Vision, Graphics, Image Proc. Vol. 29, pp. 100-123, 1985.
- [4] Haralich, R. M. and Sterenberg, S. R., "Image Analysis Using Mathematical Morphology", IEEE Trans. on PAMI. Vol. 9, 1987.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Marroquin, J., and Ramirez, A., "Stochastic Cellular Automata with Gibbsian Invariant Measures", IEEE Trans. Info. Theory, vol. 37, no. 3, May 1991.
- [8] Meybodi, M. R. and Lakshmivarahan, S., " \mathcal{E} - Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms", Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.
- [9] 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.
- [10] Narendra, K. S. and Thathachar, M. A. L., "Learning Automata: An Introduction", Prentice Hall, Inc., 1989.
- [11] Lakshmivarahan, S., "Learning Algorithms: Theory and Applications", New York, Springer Verlag, 1981.
- [12] Wolfram, S., "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [13] Wolfram, S., "Universality and Complexity in Cellular Automata", Physica D, no. 10, pp. 1-35, January 1984.
- [14] Mitchell, M., "Computation in Cellular Automata: A Selected Review", Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.
- [15] Wolfram, S., "Theory and Application of Cellular Automata", Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.
- [16] Flocchini, P. Geurts, F. and Santoro, N., "CA-like Error propagation in Fuzzy CA", Parallel Computing, No. 23, pp.1673-1682, 1997.
- [17] Cattaneo, G., Flocchini, P., Mauri, G., Quaranta, C. and Santoro, N., "Cellular Automata in Fuzzy Background" Physica D, vol. 105, pp. 105-120, 1997.
- [18] Mraz, M., Lapanja, I., Zimic, N., and Bajec, I., "Fuzzy Cellular Automata: From Theory to Applications," Proc. Of IEEE Int'l Conf. Tools with Artificial Intelligence, pp. 320-323, 2000.
- [19] Anvarinejad, T. and Meybodi, M. R., "Fuzzy Cellular Automata", Proceedings of the 5th Iranian Conference on Fuzzy Systems, pp.57-65, Imam Hussein University, Tehran, Iran, Sept. 2004.

- [20] Anvarinejad, T, "Fuzzy Dynamic Channel Assignment in Cellular Mobile Networks", M. Sc. Thesis, Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, 2003.
- [21] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Open Synchronous Cellular Learning Automata" Advances in Complex Systems, 2007, to appear.
- [22] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Asynchronous Cellular Learning Automata" Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, to appear.
- [23] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances on Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, September/December 2004.