

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

محمد رضا میبدی فرد فریبا مهدوی فرد

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 اتماتای سلولی فازی و اتماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد میگردد و سپس یک کاربرد آن در حذف نویز در تصاویر ارایه میگردد. الگوریتم مبتنی بر مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویری که حاوی نویز نمک فلفلی یا گاوی میباشند 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 روشها حذف نویز مانند فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و روش مبتنی بر اتماتای یادگیر سلولی مقایسه شده است. نتایج آزمایشها حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی را دارد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، حذف نویز، اتماتای یادگیر سلولی، اتماتای 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. اتماتاهای سلولی در حقیقت سیستمهای دینامیکی گسسته‌ای هستند که رفتارشان کاملاً بر اساس ارتباط محلی استوار است. در اتماتای 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 بهنگام رسانی 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 سیستمهای بدلیل وجود نویز و عدم قطعیت تعیین یک فرم قطعی برای قوانین در این سیستمهای 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 گستته 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 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 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، خطوط، انحنایا، گوشها و مزه‌ها را می‌توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحفه‌های تصویر را آسان تر می‌سازد. [1-5]. 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 استقاده 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 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 ارایه می‌گردد. الگوریتم مبتنی بر مدل پیشنهادی برای حذف نویز در تصاویری که حاوی نویز نمک فلفلی یا گاآوسی می‌باشند به کار برده می‌شود. الگوریتم پیشنهادی لبه‌ها 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 روشهای 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 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 ارایه می‌گردد. بخش نهایی مقاله نتیجه گیری می‌باشد.

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

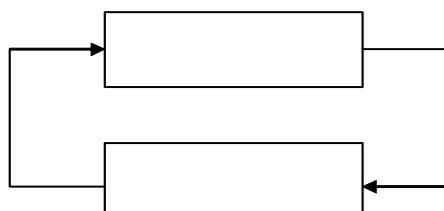
در این بخش از مقاله اتوماتای سلولی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی و اتوماتای سلولی فازی به اختصار شرح داده می‌شود.

² Cellular Learning Automata (CLA)

³ Fuzzy Cellular Automata (FCA)

اتوماتای سلولی^۴ (CA): اتماتای سلولی یک مدل ریاضی برای سیستم‌های 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 اتماتای 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 تعريف شده برای اتماتای 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 اتماتای سلولی در نظر گرفت که از جمله آنها می‌توان به اتماتای سلولی دودویی، اتماتای سلولی احتمالی، اتماتای سلولی همگام، اتماتای سلولی تا همگام، اتماتای سلولی منظم و اتماتای سلولی نا منظم اشاره کرد. برای اطلاعات بیشتر در باره اتماتای سلولی می‌توان به مراجع [12-15] مراجعه نمود.

اتوماتاهای یادگیر^۵: یک اتماتای یادگیر ماشینی 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 مشبت (در صورت مناسب بودن عمل) یا منفی (در صورت نامناسب بودن عمل) به اتماتا بازگردانده می‌شود. مقدار این سیگنال در انتخاب اعمال بعدی تاثیر می‌گذارد. هدف این فرایند این است که اتماتا 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 اتماتای یادگیر و محیط در شکل ۱ نشان داده شده است:



شکل ۱: تعامل اتماتای یادگیر و محیط

دو نوع پیاده‌سازی برای اتماتای یادگیر وجود دارد که عبارتند از اتماتای یادگیر با ساختار ثابت^۶ و اتماتای یادگیر با ساختار متغیر^۷. اتماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله استفاده شده است از بردار احتمال انتخاب اعمال تشکیل شده است؛ همانطور که از نام این بردار برمری آید اعضای آن نشان‌دهنده احتمال انتخاب عملی از بین اعمال اتماتا هستند. بنابراین جمع احتمالات این بردار برابر ۱ و تعداد اعضای آن برابر تعداد اعمال خواهد بود. اتماتا 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 عمل i انتخاب شده باشد و این عمل از طرف محیط پاداش گرفته باشد بردار احتمال با توجه به رابطه ^۸ به روز می‌شود:

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \tag{۳}$$

و در صورتی که عمل انتخاب شده از طرف محیط جریمه شود به روز رسانی طبق رابطه ^۹ انجام می‌شود:

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r - 1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \tag{۴}$$

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 می‌باشند. برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتاهای یادگیر میتوان به مراجع [11-6] مراجعه نمود.

اتوماتای سلولی فازی^۸: اتماتای سلولی فازی مانند اتماتای 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 شده‌اند. اتماتاهای سلولی فازی، مشابه اتماتاهای سلولی کلاسیک، سیستمهایی گستته و پویا با ساختاری ساده هستند. اما این سیستم‌ها با وجود سادگی ساختارشان، رفتاری پیچیده و در ضمن خودسازمانده از خود نشان می‌دهند. در اتماتای سلولی فازی مجموعه حالات یک سلول وتابع انتقال محلی فازی هستند. مجموعه حالات یک متغیرهای زبانی میباشد. این متغیرهای زبانی با توجه به دانش ما از مساله مورد نظر تعیین می‌شود. 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 اتماتای سلولی فازی انجام می‌گیرد. تابع انتقال 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. برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتای سلولی فازی میتوان به مراجع [20-16] مراجعه نمود.

اتوماتای یادگیر سلولی (CLA): بسیاری از مسائل را نمی‌توان با یک اتماتای یادگیر حل کرد؛ در این موارد مجموعه‌ای از اتماتاهای یادگیر می‌توانند به حل مساله کمک کنند. در مدلی متشکل از دو مفهوم و مدل اتماتای سلولی و اتماتای یادگیر ارائه شده است که با نام اتماتای یادگیر سلولی شناخته می‌شود. در این مدل هر سلول در اتماتای سلولی با یک اتماتای یادگیر جایگزین شده است. به این ترتیب این مدل نه تنها امکان استفاده از چندین اتماتای یادگیر سلولی را به صورت توأم فراهم می‌کند بلکه مشکل تعیین فرم قطعی قوانین در اتماتای سلولی را نیز مرتفع می‌کند. نحوه عملکرد و به روز رسانی سلول‌های اتماتای یادگیر سلولی شباخت بسیار زیادی به اتماتای سلولی دارد با این تفاوت که قبل از انجام اعمال به روز رسانی، ابتدا هر کدام از اتماتاهای یادگیر عملی را انتخاب می‌کنند. سپس عمل انتخاب شده توسط هر سلول در کنار اعمال انتخاب شده توسط اتماتاهای همسایه آن به وسیله قانون محلی اتماتای سلولی بررسی و نتیجه آن به عنوان پاسخ محیط و سیگنال بازخوردی به سلول برگردانده می‌شود. در نهایت اتماتای یادگیر هر سلول با توجه به سیگنال بازخوردی که از محیط دریافت کرده است، یا به وضعیت جدیدی می‌رود (در صورتی که ساختار ثابتی داشته باشد) و یا توسط الگوریتم یادگیری بردار احتمال خود را به روز می‌کند (در صورتی که ساختار متغیری داشته باشد). انواع مختلفی از همسایگی‌ها برای اتماتای یادگیر سلولی وجود دارد که با توجه به کاربرد و شرایط مساله انتخاب و با تعریف می‌شوند. برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتای 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 اتماتای یادگیر سلولی (CLA) و اتماتای سلول فازی (FCA) بدست می‌آید. اتماتای سلولی فازی مبتنی بر تعریفی از اتماتای سلولی فازی است که توسط مبتدی و انوری نژاد [19] و اتماتای یادگیر سلولی مبتنی بر تعریف ارائه شده توسط مبتدی و بیگی [23] می‌باشد. در مدل FCA-CLA هر سلول اتماتای سلول فازی، متناظر با یک سلول از اتماتای سلولی یادگیر می‌باشد، در حقیقت به هر سلول اتماتای سلولی فازی یک اتماتون یادگیر از اتماتای یادگیر سلولی اختصاص می‌یابد که پارامترهای تابع (تابع عضویت قانون (قوانين)) فازی متناظر با آن سلول را به صورت بهینه تنظیم می‌نماید. 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 می‌شوند، 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 $C \times R$ از دو اتماتای سلولی فازی و یادگیر دو بعدی با R سطر و C ستون استفاده می‌شود. هر پیکسل تصویر به یکی از سلولهای اتماتای سلولی فازی نگاشت می‌شود. پیکسل در سطر r و ستون c به سلول در سطر r و ستون c اتماتای سلولی فازی نگاشت می‌شود و هر سلول در اتماتای سلولی یادگیر متناظر با یک سلول اتماتای سلولی فازی می‌باشد. وظیفه اتماتای یادگیر در هر سلول اتماتای یادگیر سلولی تنظیم پارامتر K تابع عضویت سلول متناظر در اتماتای سلولی فازی می‌باشد (شکل ۲)، هر سلول اتماتای سلولی فازی با استفاده از مقدار مشتق فازی در هر پیکسل در مورد میانگین گیری در آن پیکسل تصمیم گیری می‌شود. تنظیم تابع عضویت توسط اتماتای 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 جزئیات 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:

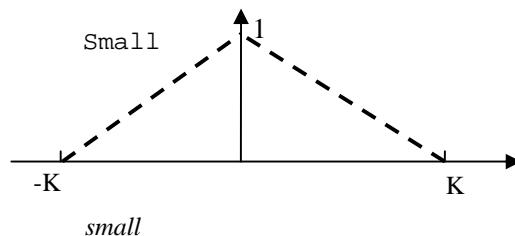
$$\nabla_N(x, y) = I(x, y-1) - I(x, y)$$

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

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:

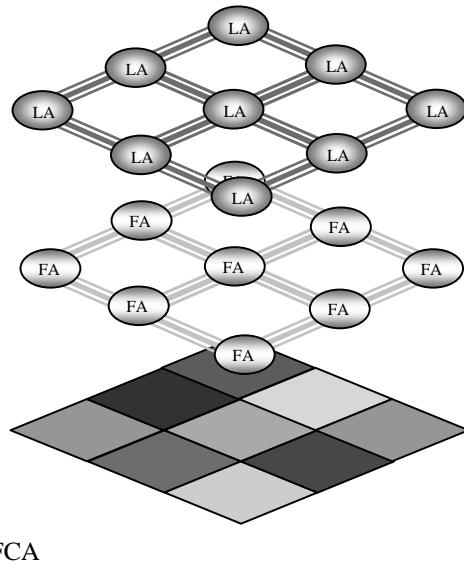
If $(\nabla_{NW}(x, y) \text{ is } small \text{ and } \nabla_{NW}(x-1, y+1) \text{ is } small)$

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 اتوماتی 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، مستقیما از درجات عضویت به مجموعه small، به عنوان ورودی استفاده می شود.



انتخاب کلیشه مناسب برای واضح سازی(مرحله ۵): برای انتخاب کلیشه مناسب برای واضح سازی در هر سلوول 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 سلوول FCA به صورت زیر میباشد.

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

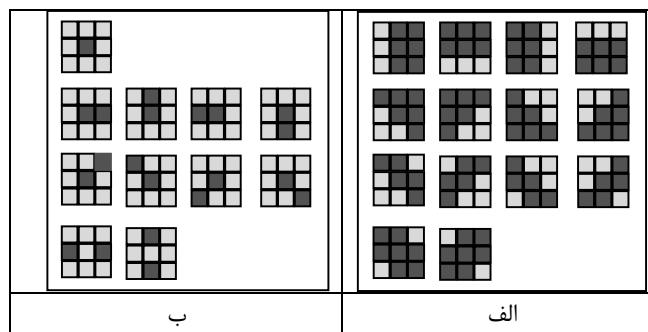
() . *

تنظیم پارامتر K توسط لایه اتوماتیک سلوول 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 سلوی فازی تنظیم پارامتر K تابع عضویت ان 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، احتمالاً از آنجا لبه ای عور می‌کند 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، احتمالاً 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 (احتمالاً لبه است) ووضوح پیکسل نیز بالا رفته، K انتخابی مناسب بوده و احتمال انتخاب آن بر طبق الگوریتم یادگیری افزایش و احتمال انتخاب دیگر مقادیر کاهش K می‌یابد 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 می‌یابد. همچنین پیکسلهایی که متغیر NoiseFlag در آنها مقدار یک دارند احتمالاً نویز هستند و می‌خواهیم 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 می‌شوند. الگوریتم تا زمانی که در حد پیکسلهای تغییر یافته در دو تکرار متوالی از الگوریتم بیشتر از ۱٪ تعداد پیکسلهای تصویر باشد ادامه می‌باید. بردار احتمالات اتوماتاهای یادگیر در لایه اتوماتای یادگیر سلوی محيط 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 می‌شود و در نقاط لبه ها نیز مقدار پیکسل حفظ می‌شود.

برای تعیین اینکه یک پیکسل بر روی لبه میباشد و یا اینکه نویز است همانطور که در پاراگراف قبلی اشاره شد از همسایگی ان 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 پیکسلهای از یک حد آستانه (که در این مقاله ۱۰۰ در نظر گرفته شده است) بیشتر است، بنابراین نگاتیو 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 می‌شود و در نتیجه ممکن است تشخیص نویز و لبه به درستی صورت نگیرد.



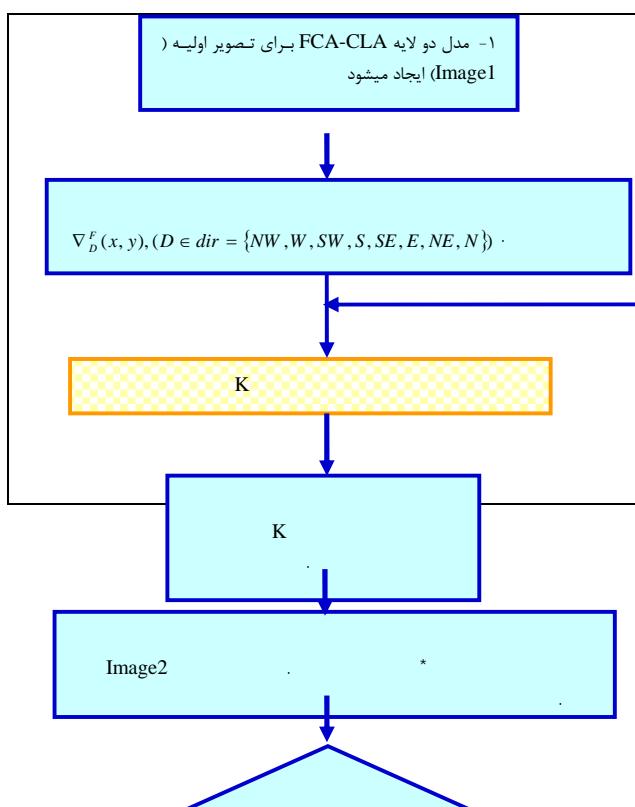
شکل ۵: (الف) همسایگی های 3×3 برای یک پیکسل در صورتیکه لبه ای با ضخامت بیش از دو پیکسل از آن بگذرد. (ب) همسایگی های 3×3 یک پیکسل در صورتیکه نویز باشد.

نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی تصاویر حاوی نویز گاووسی و یا نویز نمک فلفلی در شکلهای ۸ و ۹ نشان داده شده است. از آزمایشها بیان می‌شود که نتایج آنها در تصاویر شکل ۸ آمده است می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی خصوصاً برای حذف نویز تصاویر حاوی نویز گاووسی بسیار کارآمد 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 گاووسی که با روش‌های مختلف فیلتر شده اند در جدول ۱ آورده شده است. هر چند در حذف نویز گاووسی 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 برخلاف سایر روش‌ها بیشتر جزئیات تصویر مانند لبه‌ها و خطوط نازک موجود در تصویر را حفظ می‌نماید. این قابلیت الگوریتم در مورد تصاویری که چنین جزئیاتی دارند کاملاً 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 boat و coins را حفظ کرده است.

از آزمایشها بیان می‌شود که نتایج آنها در تصاویر شکل ۹ آمده است می‌توان نکات زیر را مذکور 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 تقریباً تمامی نویزهای نمک-فلفلی موجود در تصویر را حذف می‌کند. 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 نویزهای موجود در تصویر، خصوصاً 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 مقادیری از نویز اولیه را حفظ می‌نماید 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 می‌شود، در حالیکه فیلتر میانه خطوط و لبه‌های نازک تصویر را محو می‌کند. در تصویر متن نشان داده، فیلتر میانه تقریباً بیشتر نویزهای boat و coins را حفظ نموده در حالیکه فیلتر میانه این خطوط را از بین برد. فیلتر میانگین گیر و فیلتر مبتنی بر CLA نتایج قابل توجهی ندارند زیرا فیلتر میانگین گیر باعث به وجود آمدن لکه‌های مریع شکل در تصویر می‌شود و هوچنین 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 می‌برد 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 سلوی فازی و اتوماتای یادگیر سلوی حاصل شده است الگوریتمی برای حذف نویز در تصاویر پیشنهاد گردید. نتایج آزمایشها نشان داد که روش پیشنهادی خصوصاً برای تصاویری که حاوی خطوط و جزئیات ریز هستند تصاویر متغیر می‌باشد از سایر روشها عمل می‌کند. روش پیشنهادی با روش‌های حذف نویز مانند فیلتر میانگین گیر، فیلتر میانه و روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلوی مقایسه گردید. نتایج آزمایشها حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی دارد.

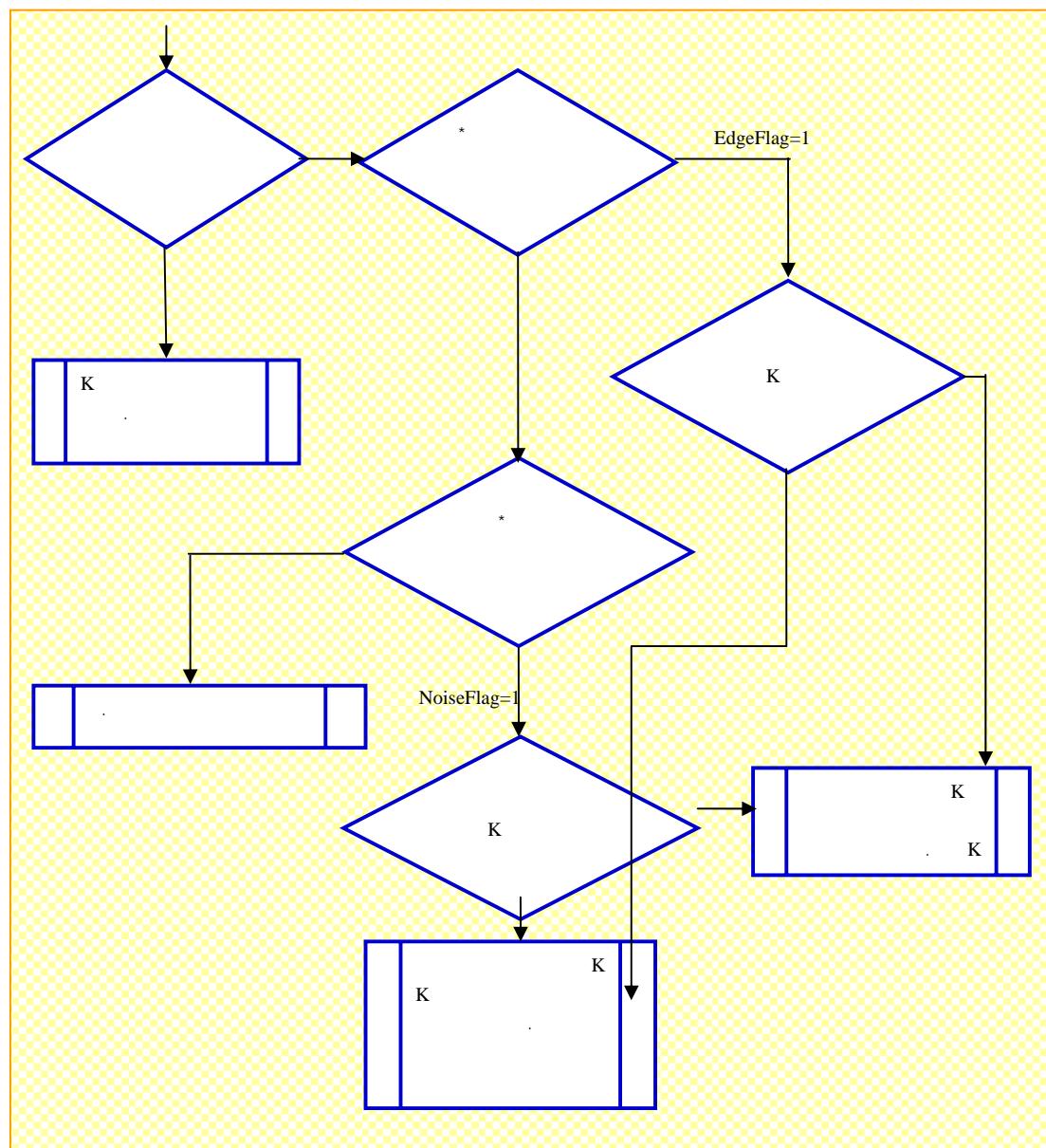


جدول ۱- نتایج حاصل از مقایسه MSE برای روش‌های مختلف در حذف نویز گاووسی

فیلتر مبتنی بر CLA	فیلتر میانه	فیلتر میانگین گیر	الگوریتم پیشنهادی	
163.9	110.3	100.4	96.1	Text1
137.7	155.8	141.0	115.2	Cameraman
158.2	144.6	130.6	112.8	Text2
168.4	130.1	110.4	133.3	Boat
198.2	86.1	70.5	73.1	Coins

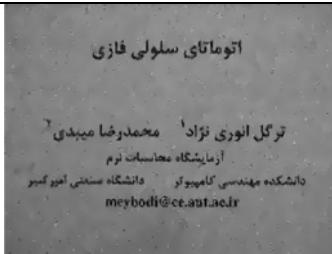
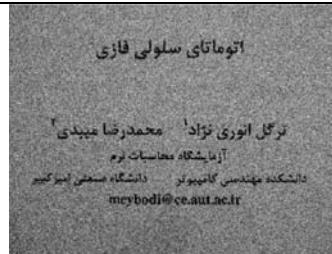
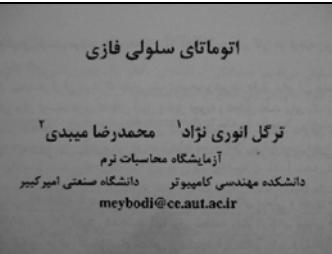
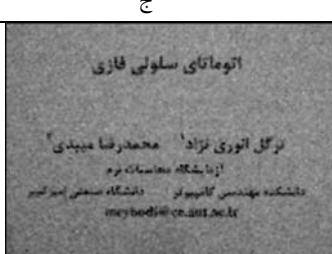
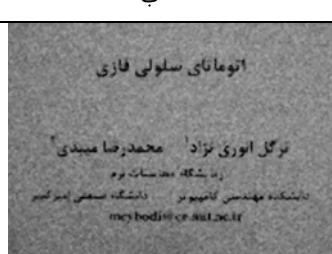
جدول ۲- نتایج حاصل از مقایسه MSE برای روش‌های مختلف در حذف نویز نمک-فلفلی

	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	Cameraman
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

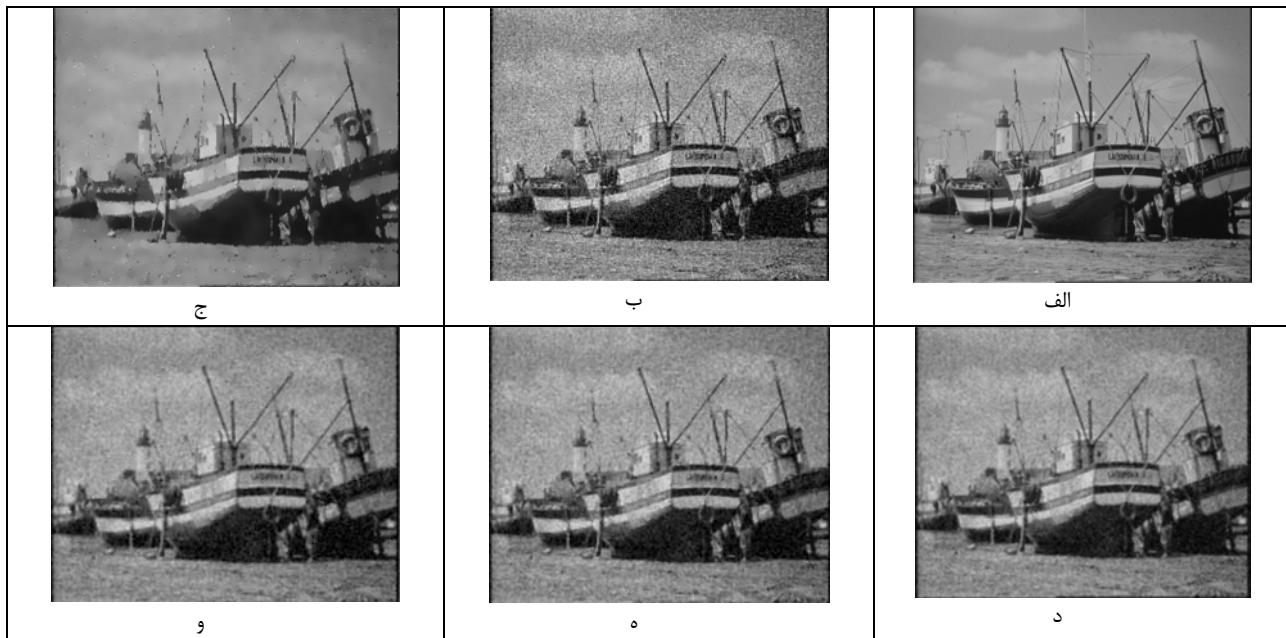
Text1

 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>ج</p>	 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>ب</p>	 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>الف</p>
 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>ج</p>	 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>ب</p>	 <p>اتوماتای سلوالی فازی</p> <p>ترکیل انوری نژاد^۱ محمد رضا میدبdi^۲ آزمایشگاه محاسبات نرم دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر meybodi@ce.aut.ac.ir</p> <p>الف</p>

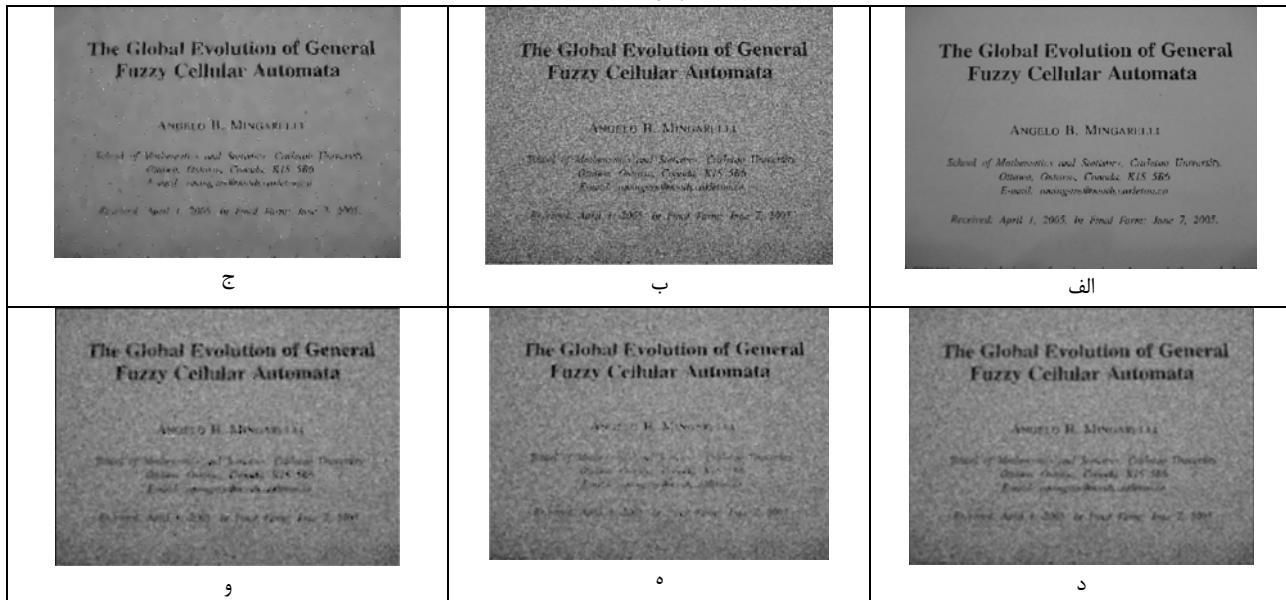
Cameraman



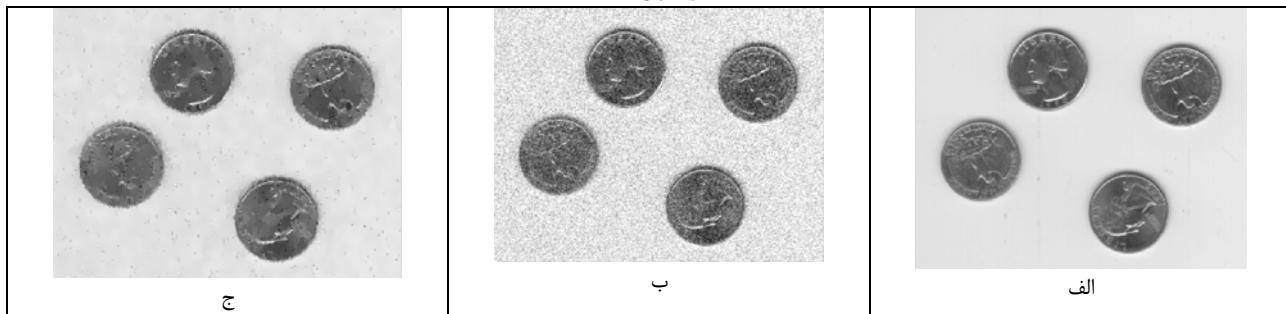
Boat

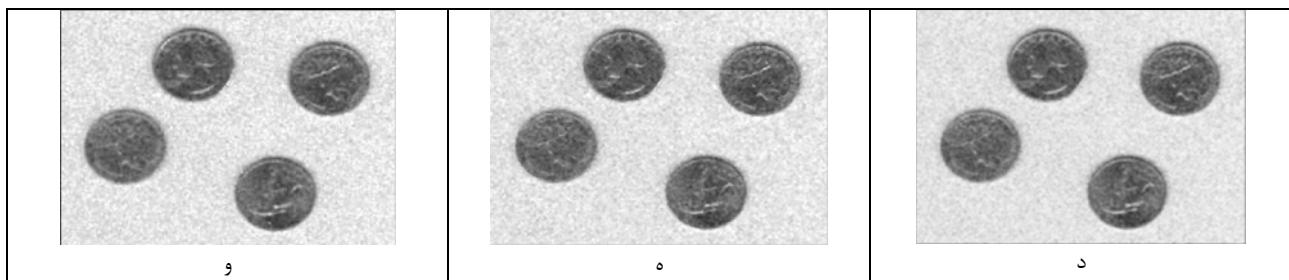


Text2

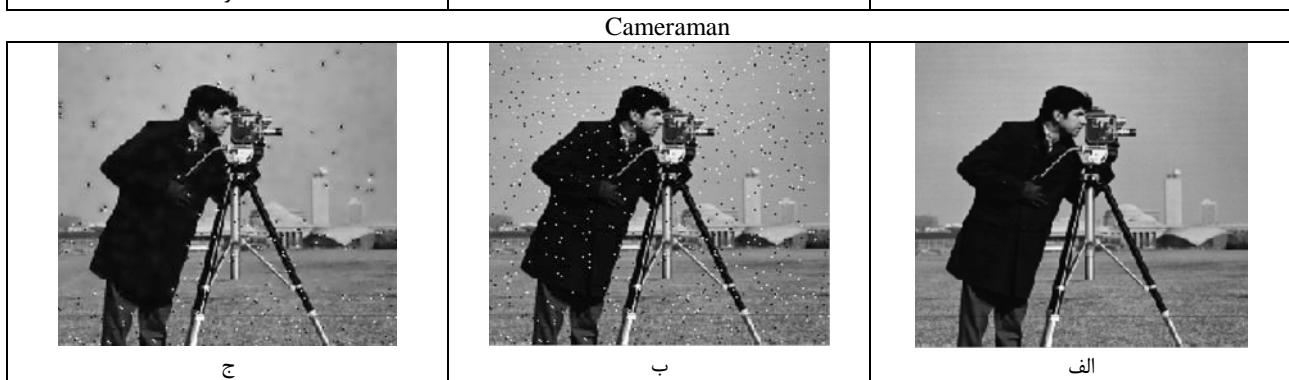
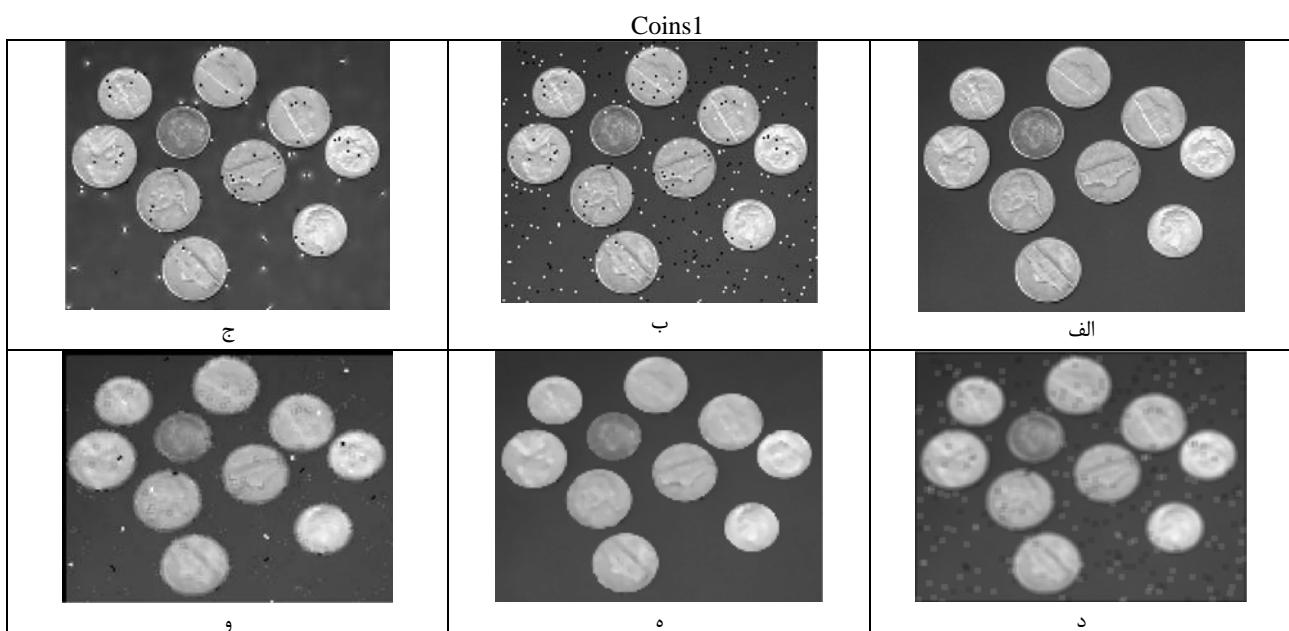


Text2



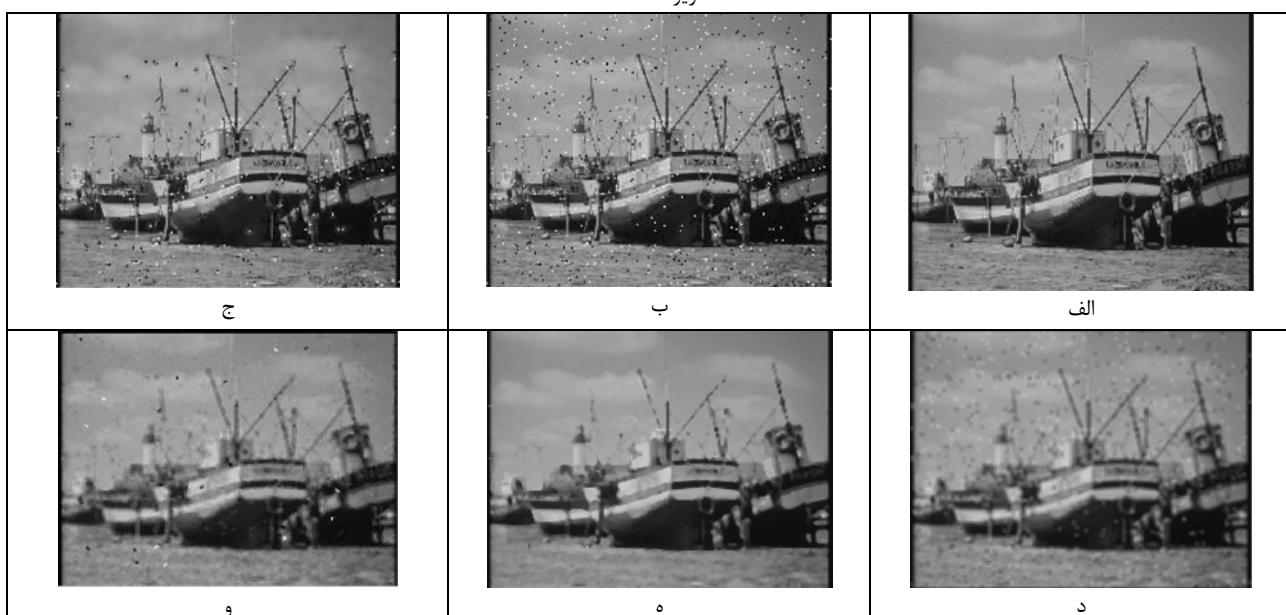


شكل ٨: مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با سایر روشها در تصاویری که حاوی نویز گاوسی هستند. الف) تصویر اولیه
ب) تصویر حاوی نویز گاوسی ج) الگوریتم پیشنهادی د) فیلتر میانگین گیر ه) فیلتر میانه و) روش CLA

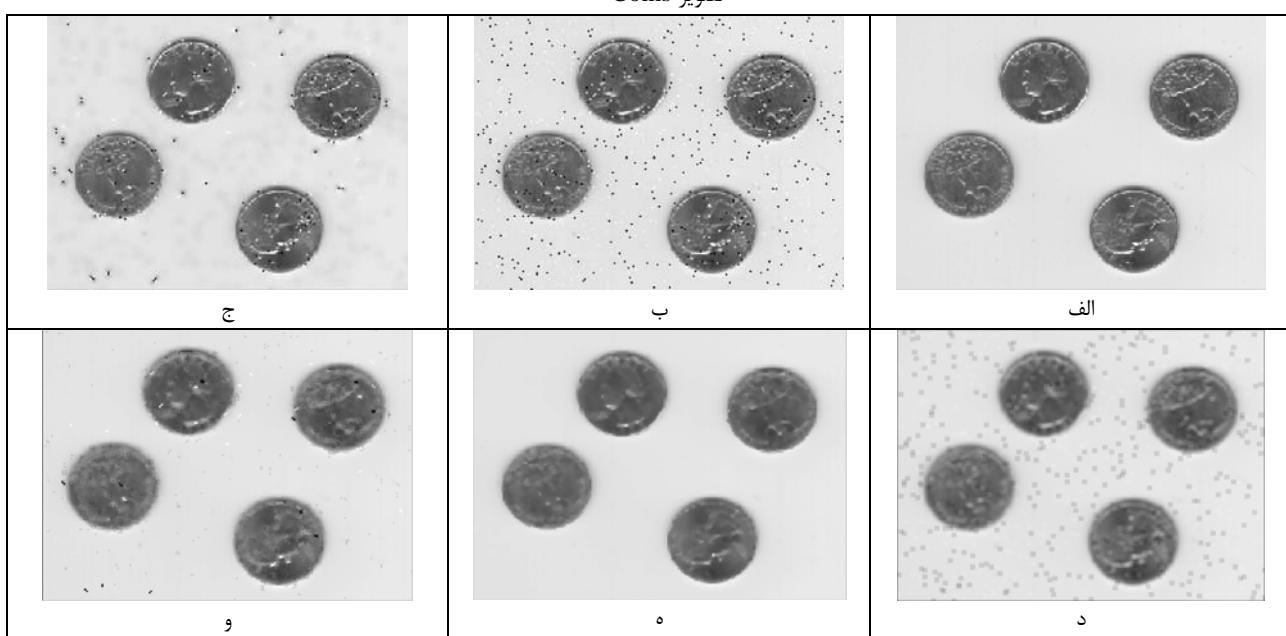




تصوير



تصوير



تصویر Text

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 ۵x۵ (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] Wolfrom, 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., Floccihini, 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.