**حذف نویز های غیر محلی تصاویر ام آر آی مبتنی بر تبدیل موجک**

مبینا دین پرست

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

Mobina.din77@gmail.com

**چکیده**

حذف نویز تصویر فرایندی بسیار مهم در عکسبرداری پزشکی است که این مقاله دارای یک رویکرد جدید برای حذف نویز از تصاویر MRI میباشد که فیلتر (NLM) ابزار غیر موضوعی به عنوان الگوریتم پیشرفته برای حذف نویز در تصاویر ام آر آی قرارگرفته و همچنین استفاده از الگوریتم تطبیقی ترکیبی بر اساس DWT و ICA پیشنهاد شده است. روش‌های حذف نویز همیشه برای افزایش PSNR و MSSIM تصاویر برای بهبود اصالت استفاده می‌شوند و منطق محاسبه اندازه LMN به دو مقوله متفاوت بستگی دارد اولین اندازه ها در میان پیکسل ها به شباهت در یک ناحیه از پیکسل ها به جای پیکسل های تکی تعریف می شود با این روش انتخاب بافت های موضعی تصویر حاصل می شود که در اینجا پردازنده گرافیکی به عنوان پلتفرم سخت افزاری مکمل دستگاه های پردازش مرکزی در کامپیوتر های مدرن قرارگرفته است. داده های MRI مورد استفاده، به ترتیب توسط نویز گاوسی، نویز لکه ای، نویز نمک و فلفل دچار اشکال شده است که در این مقاله روش بر پایه ترکیب سازی امواج باند پایین همراه با ترکیب تکنیک‌های WT و ICA برای حذف نویز از تصاویر MRI، پیشنهاد شده است.

**کلید واژه**

حذف نویز، تصاویر ام آر آی ، فیلتر، تصاویر پزشکی، الگوریتم تطبیقی، امواج، نویز، پردازنده گرافیکی، پردازش تصویر

**مقدمه**

تصاویر به عنوان یک منبع اطلاعاتی قدرتمند در نظر گرفته می شوند و میتوان هدف اصلی‌ علم‌ را پردازش تصویر و به‌ دست‌ آوردن اطلاعات موردنیاز از تصاویر یا قابل‌استفاده کردن آنها در کاربردي خاص دانست‌. پردازش تصویر یکی از چالش برانگیزترین حوزه ها در ریاضیات، مهندسی، علوم پزشکی و صنعت سرگرمی است. تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) از اوایل دهه 1980 اهمیت خود را به دست آورد. از آن زمان به بعد این تکنیک تصویربرداری پزشکی برای بررسی بافت های نرم بدن ارزشمند است. توسعه فناوری رایانه ما را قادر می سازد تا تصاویر تولید شده توسط دستگاه هایی مانند دوربین، اسکنر، سونوگرافی و سیستم بینایی ماشین را پردازش کنیم تا کیفیت آنها را بهبود بخشیده، ویژگی های آنها را افزایش دهیم. افزایش‌ کیفیت‌ تصاویر شامل‌ دودسته‌ي کلی‌ ارتقاء یا بهسازي تصویر و بازسازي تصویر است‌. نویز به‌ سیگنالهاي ناخواسته‌اي اطلاق می‌شود که‌ باعث‌ تداخل‌ در اطلاعات اصلی‌ شده و آنها را تحت‌ تأثیر قرار می‌دهد. نویز اطلاعات اصلی تصویر را تغییر می دهد و به عنوان تغییرات تصادفی شدت یک پیکسل از تصاویر بیان می شود. در نتیجه، پیکسل هایی که در تصویر ظاهر می شوند، پیکسل های واقعی نیستند. انواع مختلفی از نویزها وجود دارد که به نویز گاوسی، نویز یکنواخت، نویز نمک و فلفل دسته بندی می شوند که به آنها نویز ضربه ای، نویز لکه ای، نویز گاما، نویز فوتون و نویز نمایی و غیره می گویند. نویز گاوسی در آشکارسازها یا تقویت‌کننده‌ها ایجاد می‌شود، از این رو به آن نویز الکترونیکی نیز می‌گویند. به علت طبیعی مانند تشعشعات اجسام گرم و طبیعت گسسته آن و ارتعاش حرارتی اتم ها تولید می شود. نویز نمک و فلفل یا تکانه نیز نویز افت داده شناخته شده است زیرا از آن برای حذف مقادیر داده های اصلی استفاده می شود.نویزهایی که در هنگام گرفتن تصاویر به دلیل تأثیر شرایط محیطی بر حسگر یک دستگاه تصویربرداری ایجاد می شود، به عنوان نویز لکه ای شناخته می شود. تصاویر ممکن‌ است‌ در سه‌ مرحله‌ي اخذ، انتقال و نگهداري دچار نویز شوند. در مرحله‌ي اخذ، سنسورهاي معیوب دوربین‌ یا خود ماهیت‌ صحنه‌ می‌تواند باعث‌ نویز شود. در مرحله‌ي انتقال، به‌ دلیل‌ وجود کانالهاي نویزي تصویر دچار نویز می‌شود. در مرحله‌ي ذخیرهسازي نیز به‌ دلیل‌ وجود بیت‌هاي معیوب حافظه‌ یا اغتشاشات خارجی‌، نویز ایجاد می‌شود. از سایر منشأهاي نویز در تصاویر می‌توان به‌ خطاهاي زمانبندي در تبدیل‌ آنالوگ به‌ دیجیتال و خطاي سنکرون در ذخیره دیجیتال شود. الگوریتم‌هاي حذف نویز چند دقتی‌ بر مبناي آستانه‌ گذاري موجک‌ می‌باشند. عملکرد این‌ روشها بر این‌ بنا می‌باشند که‌ همه‌ ضرایب‌ موجک‌ را که‌ از یک‌ مقدار معین‌ (آستانه‌) کمتر باشند، به‌ سمت‌ صفر مقداردهی‌ می‌شود.

کاهش نویز در تصویربرداری MRI از مفهوم مهمی به نام CFAR (نرخ هشدار نادرست ثابت) استفاده می‌کند. از مقایسه فیلترهای مختلف حذف نویز برای تصاویر رزونانس مغناطیسی، آنها دریافتند که ابزار غیرمحلی بی طرفانه برای تصویر فانتوم با قضاوت عینی برتر است، در حالی که با قضاوت ذهنی BM3D SAPCA نسبت به فیلترهای دیگر برای تصویر بالینی بهتر است. روش دیگر برای سرکوب نویز تصویر MR، ترکیبی از فیلتر میانگین غیرمحلی (NLM) با معیار خوشه فازی مناسب است این روش نشان داد که در مقایسه با روش ساده NLM و موجک، نویز را به طور موثرتری سرکوب می کند و فیلتر میانگین غیرمحلی تکراری (INLM) برای حذف نویز نمک و فلفل از تصاویرپیشنهاد شده است.

روش کار MRI

اسکنر MRI یک میدان مغناطیسی رادیویی ایجاد می کند که به قسمتی از بدن که در معرض قرار می گیرد اعمال می شود. اتم های بدن تحت تاثیر این میدان قرار می گیرند و این میدان سطح انرژی آنها را بالا می برد. هنگامی که میدان حذف می شود، این اتم ها شل می شوند و امواج رادیویی خود را ارسال می کنند. اسکنر MRI این سیگنال ها را می گیرد و کامپیوتر آنها را به تصویر تبدیل می کند. بافت هایی که کمترین تعداد اتم هیدروژن را دارند (مانند استخوان ها) تیره می شوند در حالی که بافت هایی که اتم های هیدروژن زیادی دارند (مانند بافت چربی) بسیار روشن تر به نظر می رسند. حذف نویز یک مرحله مهم برای تصاویر MRI است که بسته به وظایف تشخیصی خاص، وضوح فضایی بالا و کنتراست بالا ممکن است مورد نیاز باشد.

ICA سیگنال های مختلط را به سیگنال های آماری مستقل جدا می کند، هر یک از سیگنال های استخراج شده توسط ICA توسط یک فرآیند فیزیکی متفاوت تولید شده است. تعداد سیگنال های استخراج شده توسط ICA را می توان با پیش پردازش مخلوط های سیگنال با استفاده از تجزیه و تحلیل اجزای اصلی کاهش داد.روش ICA برای مشکلاتی در زمینه‌های مختلف مانند پردازش گفتار، تصویربرداری مغز (مانند MRI و تصویربرداری نوری)، سیگنال‌های الکتریکی مغز (مانند سیگنال‌های EEG) و غیره استفاده می‌شود. از تجزیه و تحلیل فوق، مشاهده شد که تجزیه و تحلیل اجزای مستقل بر این فرض استوار است که فرآیندهای فیزیکی مختلف خروجی هایی تولید می کنند که مستقل از یکدیگر هستند. قبل از استفاده از الگوریتم ICA، پردازش داده ها از قبل ضروری است.

اساسی‌ترین و ضروری‌ترین عملیات پیش‌پردازش این است که داده‌ها را در مرکز قرار دهیم که این پیش پردازش منحصراً برای ساده سازی الگوریتم های ICA آماده شده است.

مرحله دوم پیش پردازش سفید کردن داده هاست به این معنی که داده ها به گونه ای تبدیل می شوند که مؤلفه ها همبستگی ندارند و دارای واریانس واحد هستند. یکی از راه‌های بدست آوردن ماتریس تبدیل برای سفید کردن داده‌ها، تجزیه مقادیر منفرد است. سپس از این اجزای مستقل برای بدست آوردن اجزای تبدیل شده اصلی ICA و تولید نتایج قابل قبول نویزسازی استفاده می شود.

کاهش نویز

کاهش نویز نویز ضربه ای را با استفاده از تغییر پیکسل و ضریب افزایش اصلاح شده توسط یک عدد پیکسل بدون نویز انجام شده است. مقدار سطح خاکستری پیکسل های غیر افراطی به ترتیب افزایشی مرتب شده و با توجه به تغییرات سطح خاکستری این پیکسل ها گروه بندی می شوند. برای تعیین مقدار ضریب بهره، میانه و مقدار سهمیه توزیع برای هر گروه تعیین می شود. مقدار وزنی با ضرب در مقدار میانه هر گروه به دست می‌آید، اینها با پیکسل‌های میانی با مقدار خاکستری شدید جایگزین می‌شوند و امکان بازسازی پیکسل‌های کاهش‌یافته نویز را فراهم می‌کنند.

اخیرا یک‌ روش حذف نویز قدرتمند توسط‌ کاستادین‌ دابو بر مبناي تطبیق‌ بلوك و فیلترینگ‌ سه‌بعدي پیشنهادشده است‌. در این‌ الگوریتم‌، نمایش‌ پراکنده به‌وسیله‌ گروهبندي تکه‌هاي مشابه‌ دوبعدي تصویر، درون یک‌ آرایه‌ سه‌بعدي انجام می‌شود. دو تکنیک‌ اصلی‌ تطبیق‌ بلوك و فیلتر سه‌بعدي، گروهبندي و فیلترینگ‌ اشتراکی‌ است‌. یک‌ بلوك تصویر مرجع‌ با اندازه ثابت‌ تعیین‌شده و بلوكهاي مشابه‌، توسط‌ تطبیق‌ بلوك به‌ دست‌ می‌آیند.

معرفی پردازنده گرافیکی

پردازنده گرافیکی‌، مغز یک‌ کارت گرافیکی‌ است‌ و بسیاري از مشخصات یک‌ کارت گرافیکی‌ به‌ آن وابسته‌ است‌ که‌ عملکرد محاسباتی‌ را تا بیش‌ از دو برابر سریع‌تر از پردازنده اصلی‌ یا براي الگوریتم‌هاي مناسب‌ براي موازيسازي بزرگ بهبود داده است‌. از طرف دیگر ماهیت‌ شدید موازي تعداد زیادي از الگوریتم‌هاي حذف نویز با ویژگی‌هاي سخت‌افزاري پردازنده گرافیکی‌ هماهنگی‌ و سازگاري دارند که‌ آنها را ابزاري کامل‌ براي افزایش‌ سرعت‌ الگوریتم‌ تبدیل‌ می‌سازند. درنتیجه‌ الگوریتم‌هاي NLM به‌طور ویژه براي ساختارهاي پردازنده گرافیکی‌ ساخته‌ شد.

معرفی کودا

کودا ساخته‌شده توسط‌ ان ویدیا یک‌ معماري محاسباتی‌ موازي داده و همه‌منظوره است‌، و به‌طورمعمول در پژوهش‌هاي مربوط به‌ کاربردهاي پردازنده گرافیکی‌ به‌منظور افزایش‌ کارایی‌ مورداستفاده قرار می‌گیرد. این‌ مدل برنامه‌نویسی‌ از اجراي عملیات یکپارچه‌ بر روي پردازنده اصلی‌ و پردازنده گرافیکی‌ پشتیبانی‌ می‌کند. کودا انواع متفاوت مموري (حافظه‌) را پشتیبانی‌ می‌کند، حافظه‌ اصلی‌ بزرگترین‌ حافظه‌ است‌. اما تأخیر بالایی‌ دارد.

همه روش های فوق سهم قابل توجهی در کاربرد خاص خود دارند، اما هیچ یک از آنها روشی تطبیقی برای حذف نویز نیستند. همچنین حذف نویز از تصاویر پزشکی باید دارای PSNR بالا و همچنین MSSIM بالا باشد تا اطلاعات تصویر بدون تغییر باقی بماند. بسیاری از روش‌های حذف نویز که در بالا مورد بررسی قرار گرفت، یا دارای PSNR بالا یا MSSIM بالا هستند، نه هر دو بالا. در این مقاله، حذف نویز تصاویر MR توسط یک تکنیک ترکیبی انجام شده است.

روش پیشنهادی را می توان برای حذف نویز از هر نوع تصویر پزشکی با انواع مختلف سطح نویز استفاده کرد. این روش همچنین مقادیر MSSIM و PSNR بالایی را در سطوح مختلف چگالی نویز می دهد.

روش پیشنهادی

ابتدا یک تصویر MRI از پایگاه داده [21] انتخاب می شود و نسخه نویزدار آن با خراب کردن تصویر از سه نوع نویز موجود، نویز سفید گاوسی، نویز نمک و فلفل و نویز لکه ای به دست می آید. تصاویر با استفاده از پنج سطح واریانس نویز خراب می شوند که به این معنی است که با پنج تراکم نویز خراب شده اند. انواع مختلف و سطوح مختلف نویز اضافه شد تا مشخص شود که روش پیشنهادی می تواند برای حذف نویز تصاویر MRI که توسط هر نوع نویز خراب شده اند استفاده شود. این روش همچنین ثابت می کند که در سطوح بالاتر نویز در مقایسه با سایر روش های حوزه تبدیل، عملکرد خوبی دارد.

الگوریتم پیشنهادی

قبل از اعمال ICA بر روی تصاویر MR، ابتدا باید داده ها را از قبل پردازش کنیم. دو مرحله در پیش پردازش داده ها وجود دارد، یعنی مرکز و سفید کردن. مرکز داده ها مشابه عادی سازی مجموعه داده است که مرحله قبلی سفید کردن و مرحله پیش پردازش دیگری در ICA است.

مراحل جریان الگوریتم به شرح زیر توضیح داده شده است:

مرحله 1: تصاویر MR پر سر و صدا بگیرید.

مرحله 2: داده ها را با استفاده از عملیات مرکزی و سفید کردن از قبل پردازش کنید.

مرحله 3: یک بردار وزن اولیه (به عنوان مثال تصادفی) w را انتخاب کنید

از آنجایی که از داده های نویز برای تخمین مولفه های مستقل استفاده شده است، تخمین های به دست آمده تخمین های نویزدار هستند و لازم است تخمین هایی که حاوی حداقل نویز باشند به دست آید. بنابراین، این اجزای مستقل سپس با استفاده از تبدیل موجک گسسته به عنوان تابع موجک تجزیه می شوند.

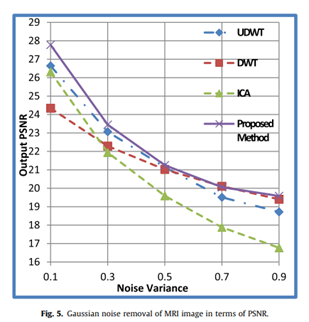
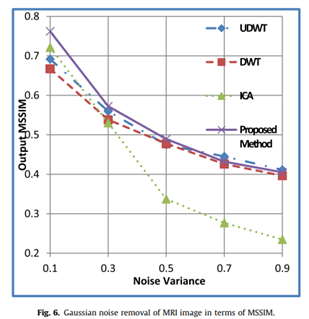
همچنین ما مطرح می‌کنیم‌ که‌ در ساختار دوبعدي NLM متوسط‌ بار بالای واکسل‌هایی‌ پدید می‌ آید که‌ به‌ یک‌ قسمت‌ یکسان مربوط می‌شوند، بنابراین‌ حذف نویز به‌صورت قسمت‌ به‌ قسمت‌ انجام می‌شود و پردازش هر قسمت‌ به‌ اطلاعات روي قسمت‌ دیگر مربوط نمی‌شود.

ما دو نمونه‌ متفاوت از فیلتر حذف نویز یک‌ فیلتر تک‌ مقوله‌اي و فیلتر چند مقوله‌اي را فعال می‌سازیم‌. در مورد دوم، سه‌ تصویر متفاوت از یک‌ بیمار براي الگوریتم‌ فراهم‌ می‌شود و یک‌ پیکربندي متفاوت کرنل‌ مورداستفاده قرار داده می‌شود. هدف این‌ است‌ که‌ بلوكهاي کوچک‌تر ایجاد شود و مقدار حافظه‌ مشترك محدود شود تا تمام دادههاي تصویري که‌ از این‌ سه‌ مقوله‌ می‌آید پوشش‌ داده شود مشکل‌ محدودیت‌ حافظه‌ برطرف شود.

الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تبدیل موجک گسسته همراه با ICA استفاده می‌شود و آنها را بر اساس تقریب‌های تجزیه DWT ترکیب می‌کند. دلیل ترکیب DWT با ICA این است که DWT جزئیات و ضرایب تقریبی را در هر سطح تجزیه نمونه برداری می کند، در حالی که عملیات نمونه برداری پایین در UDWT گنجانده نمی شود. با این حال، نویز زدایی با UDWT در مقایسه با DWT، نتیجه حذف نویز بهتری می دهد، زیرا UDWT دارای خاصیت تغییر ناپذیر یا ترجمه ثابت است. همچنین نتیجه کاهش نویز با استفاده از UDWT تعادل بین دقت (دقت) و صافی را نسبت به DWT بهبود بخشیده است.

نسبت سیگنال به نویز پیک (PSNR)

PSNR به اختصار نسبت سیگنال به نویز پیک نامیده می شود و به عنوان نسبت بین حداکثر قدرت احتمالی یک سیگنال و قدرت نویز مخرب که بر صحت نمایش آن تأثیر می گذارد، تعریف می شود. PSNR به عنوان ارزیابی کیفیت بازسازی یک تصویر استفاده می شود. مقدار بالای PSNR به طور معمول نشان می دهد که تصاویر بازسازی شده کیفیت بالایی دارند.

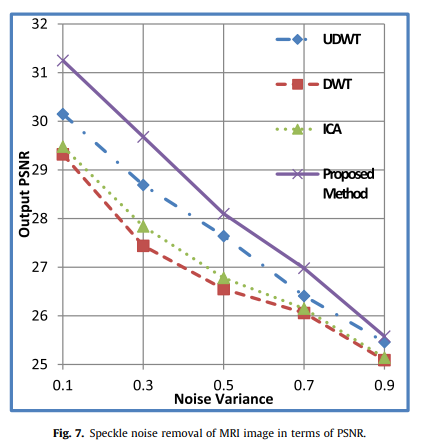
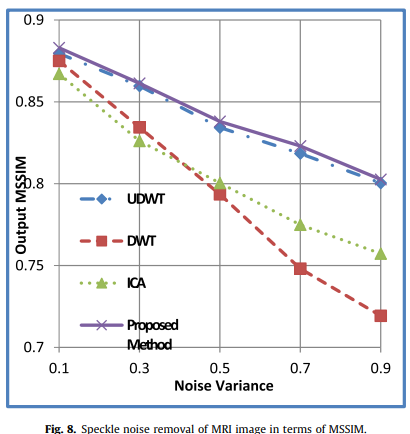


حذف نویز گاوسی تصویر MRI بر حسب PSNR

حذف نویز گاوسی تصویر MRI بر حسب MSSIM

مقادیر PSNR برای حذف نویز لکه ای در هر سطح نویز بهتر عمل می کند در حالی که مقدار MSSIM با استفاده از UDWT تقریباً مشابه روش پیشنهادی است. این بدان معناست که شباهت ساختاری حفظ می شود در حالی که حذف نویز لکه برای هر دو روش UDWT و روش پیشنهادی تقریباً یکسان است، اما معیارهای حذف نویز PSNR بسیار بهتر از سایر تکنیک های مورد استفاده برای مقایسه است.

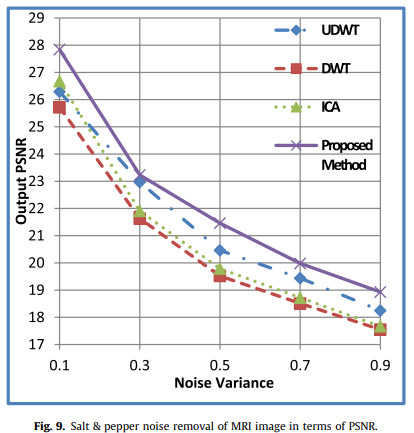
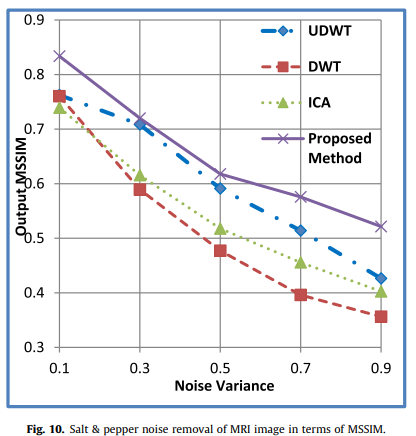
حذف نویز نمک و فلفل با استفاده از روش DWT-ICA نتیجه بسیار بهتری در واریانس نویز بالاتر می دهد. مقدار متریک شاخص تشابه ساختاری متوسط در سطح نویز بالاتر بسیار بهبود یافته است، به این معنی که شباهت ساختاری را برای حذف نویز نمک و فلفل بهتر حفظ می کند.



شکل 8. حذف نویز لکه ای تصویر MRI بر حسب MSSIM.

شکل 7. حذف نویز لکه ای تصویر MRI بر حسب PSNR

DWT بدترین نتیجه را در بین همه برای نویز نمک و فلفل می دهد.

شکل 9. حذف نویز نمک و فلفل تصویر MRI بر حسب PSNR

شکل 10. حذف نویز نمک و فلفل تصویر MRI بر حسب MSSIM

روش DWT-ICA بدون از دست دادن اطلاعات مفید تصویر یعنی با MSSIM با ارزش بالا، نویز را به طور موثر حذف می کند.

**نتایج**

یک تکنیک تطبیقی هیبریدی جدید با استفاده از DWT-ICA برای کاهش نویز تصاویر تشدید مغناطیسی در این مقاله پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی از ترکیبی از تجزیه و تحلیل اجزای مستقل و تبدیل موجک گسسته برای به دست آوردن داده‌های بدون نویز استفاده می‌کند و در این‌ بخش‌ نتایج‌ آزمایش‌هایی‌ را ارائه‌ می‌دهیم‌ که‌ هدف آنها ارزیابی‌ عملکرد الگوریتم‌ NLM بوده است‌ در ارتباط با این‌ هدف ما تصاویر MR نمونه‌ را قبل‌ و بعد از حذف نویز مورداستفاده قرار می‌دهیم‌. ولی‌ این‌ تنها هدف این‌ مقاله‌ براي ارزیابی‌ دقت‌ NLM تحت‌ تنظیمات متعدد (یعنی‌ نویز تطبیقی‌، تابع‌ شدت نویز) نیست‌، بلکه‌ ما روي زمان محاسباتی‌ عملکرد پردازنده گرافیکی‌ و افزایش‌ سرعت‌ آن نسبت‌ به‌ عملکرد پردازنده اصلی‌ تأکید خواهیم‌ داشت‌.

در این‌ قسمت‌ برنامه‌ با Visual C++ تدارك دیده شده است‌ تا الگوریتم‌ NLM را با استفاده از امکانات موازي سازي کودا و کاربرد مفاهیم‌ حذف نویز حل‌ کند. این‌ برنامه‌ داراي این‌ قابلیت‌ است‌ که‌ دادههاي ورودي خود را به‌ شکل‌ مجموعه‌ داده از تصویر bitmap شده کاربر می‌گیرد.

در مجموع نتایج با روش پیشنهادی (ICA-DWT) نتیجه بهتری می دهد و همچنین شباهت ساختار را در سطح نویز پایین تر به بالاتر حفظ می کند. بنابراین، DWT بدترین نتیجه را در بین تمام تکنیک‌های دیگر ارائه می‌دهد و UDWT دومین نتیجه را در بین تمام روش‌های حذف نویز مورد استفاده ارائه می‌دهد. اما هنگامی که DWT با ICA همانطور که در بخش 5 توضیح داده شد ترکیب می شود، نتایج عالی از نظر PSNR و MSSIM در مقایسه با UDWT، ICA و DWT ارائه می دهد. زیرا قابلیت تجزیه DWT پس از مراحل پیش پردازش اعمال شده با استفاده از ICA، نویز را بیشتر حذف کرد.

در حقیقت‌ NLM به‌ عنوان الگوریتم‌ حذف نویز پیشرفته‌ مطرح است‌. ثابت‌شده است‌ که‌ آن در مشکلات کاربردي بسیار مؤثر است‌ جایی‌ که‌ تصاویر ذاتا داراي نویز می‌باشند، مانند تصاویر MR که‌ در این‌ مقاله‌ موردتوجه‌ قرار گرفت‌. ازلحاظ ساختاري، NLM با توجه‌ به‌ زمان محاسباتی‌ لازم بسیار موردتوجه‌ قرارگرفته‌ است‌.

در نهایت، نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم پیشنهادی، در میان سایر روش‌های تبدیل مرسوم که برای حذف نویز تصاویر MRI استفاده می‌شوند، بهترین بودند. خروجی به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی نیز دارای PSNR بالاتر و مقدار MSSIM بالاتر در مقایسه با سایر روش‌های مورد استفاده است. نتایج شبیه‌سازی همچنین نشان می‌دهد که الگوریتم DWT-ICA نتیجه بسیار بهتری را در سطح بالاتر واریانس نویز ارائه می‌دهد.

**مرجع**

[1] A. Maity, A. Pattanaik, S. Sagnika, S. Pani, A Comparative Study on Approaches

to Speckle Noise Reduction in Images, (2015). doi:10.1109/CINE.2015.36.

[2] A.K. Boyat, B.K. Joshi, A review paper: noise models in digital image processing,

Sign. Image Proc.: An Int. J. (SIPIJ) 6 (2) (2015) 63–75.

[3] G. Akbarizadeh, A new statistical-based kurtosis wavelet energy feature for

texture recognition of SAR images, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 50 (2012)

4358–4368.

[4] D. karimi, G. Akbarizadeh, K. Rangzan, M. Kabolizadeh, Effective supervised

multiple-feature learning for fused radar and optical data classification, IET

Radar, Sonar & Navigat. 11 (5) (2017) 768–777, https://doi.org/10.1049/ietrsn.2016.0346.

[5] Z. Tirandaz, G. Akbarizadeh, A two-phase algorithm based on kurtosis curvelet

energy and unsupervised spectral regression for segmentation of SAR images,

IEEE J. Select. Top. Appl. Earth Observ. Remote Sens. (2015) 1–21.

[6] M. Rahmani, G. Akbarizadeh, Unsupervised feature learning based on sparse

coding and spectral clustering for segmentation of synthetic aperture radar

images, IET Comput. Vis. 9 (5) (2015) 629–638, https://doi.org/10.1049/ietcvi.2014.0295.

[7] D. Karimi, K. Rangzan, G. Akbarizadeh, M. Kabolizadeh, Combined algorithm

for improvement of fused radar and optical data classification accuracy, J.

Electron. Imaging 26 (1) (2017), https://doi.org/10.1117/1.JEI.26.1.013017,

013017.

[8] G. Salimi-khorshidi, G. Douaud, C.F. Beckmann, M.F. Glasser, L. Griffanti, S.M.

Smith, NeuroImage automatic denoising of functional MRI data: combining

independent component analysis and hierarchical fusion of classifiers,

Neuroimage 90 (2014) 449–468, https://doi.org/10.1016/j.

neuroimage.2013.11.046.

[9] J. Mohan, V. Krishnaveni, Y. Guo, A survey on the magnetic resonance image

denoising methods, Biomed. Signal Process. Control. 9 (2014) 56–69, https://

doi.org/10.1016/j.bspc.2013.10.007.

[10] D. Ai, J. Yang, J. Fan, W. Cong, X. Wang, Denoising filters evaluation for

magnetic resonance images, Opt. - Int. J. Light Electron Opt. 126 (2015) 3844–

3850, https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2015.07.155.

[11] B. Liu, X. Sang, S. Xing, B. Wang, Noise suppression in brain magnetic

resonance imaging based on non-local means filter and fuzzy cluster, Opt. -

Int. J. Light Electron Opt. 126 (2015) 2955–2959, https://doi.org/10.1016/j.

ijleo.2015.07.056.

[12] J. Hu, J. Zhou, X. Wu, Non-local MRI denoising using random sampling, Magn.

Reson. Imaging 34 (2016) 990–999, https://doi.org/10.1016/j.mri.2016.04.008.

[13] X. Wang, S. Shen, G. Shi, Y. Xu, P. Zhang, Iterative non-local means filter for salt

and pepper noise removal, J. Vis. Commun. Image Represent. 38 (2016) 440–

450, https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.03.024.

[14] M. Kumar, M. Diwakar, CT image denoising using locally adaptive shrinkage

rule in tetrolet domain, J. King Saud Univ. – Comput. Inf. Sci. (2016), https://

doi.org/10.1016/j.jksuci.2016.03.003.

[15] C.T. Lu, M.Y. Chen, J.H. Shen, L.L. Wang, C.C. Hsu, Removal of salt-and-pepper

noise for X-ray bio-images using pixel-variation gain factors, Comput. Electr.

Eng. (2017) 1–15, https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.08.012.

[16] F. Baselice, G. Ferraioli, V. Pascazio, A. Sorriso, Bayesian MRI denoising in

complex domain, Magn. Reson. Imaging 38 (2017) 112–122, https://doi.org/

10.1016/j.mri.2016.12.024.

[17] S. Gai, B. Zhang, C. Yang, L. Yu, Speckle noise reduction in medical ultrasound

image using monogenic wavelet and Laplace mixture distribution, Digit. Signal

Process. A Rev. J. 72 (2018) 192–207, https://doi.org/10.1016/j.

dsp.2017.10.006.

[18] H. Zhu, J. Zhang, Z. Wang, Arterial spin labeling perfusion MRI signal denoising

using robust principal component analysis, J. Neurosci. Methods 295 (2018)

10–19, https://doi.org/10.1016/J.JNEUMETH.2017.11.017.

[19] M. Diwakar, M. Kumar, Biomedical signal processing and control a review on

CT image noise and its denoising, Biomed. Signal Process. Control. 42 (2018)

73–88, https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.01.010.

[20] P.V. Sudeep, P. Palanisamy, C. Kesavadas, J. Rajan, An improved nonlocal

maximum likelihood estimation method for denoising magnetic resonance

images with spatially varying noise levels, Pattern Recognit. Lett. (2018),

https://doi.org/10.1016/J.PATREC.2018.02.007.

[21] MRI Database ‘‘Charak diagnostic & Research Center,” Jabalapur, M.P., India. (n.

d.). http://charakdnrc.com/mri.htmlb.

[22] D.W. McRobbie, E.A. Moore, M.J. Graves, M.R. Prince, MRI from picture to

proton, 2006. doi:10.1017/CBO9780511545405.

[23] K. Möllenhoff, A.-M. Oros-Peusquens, N.J. Shah, Introduction to the basics of

magnetic resonance imaging, in: G. Gründer (Ed.), Mol. Imaging Clin.

Neurosci., Humana Press, Totowa, NJ, 2012, pp. 75–98, doi:10.1007/

7657\_2012\_56.

[24] Luca Saba, Magnetic Resonance Imaging Handbook, CRC Press, (Taylor &

Francis Group), Boca Raton, 2017.

[25] C. Constantinides, Magnetic Resonance Imaging: The Basics, CRC Press (Taylor

& Francis), 2016.

[26] S.K. Behera, Fast Ica for Blind Source Separation and Its Implementation, 2009.

[27] C. Ruan, D. Zhao, W. Jia, C. Chen, Y. Chen, X. Liu, A new image denoising

method by combining WT with ICA, Math. Probl. Eng. 2015 (2015) 1–9,

https://doi.org/10.1155/2015/582640.

[28] K. Liang, J. Ye, ICA-based image denoising: a comparative analysis of four

classical algorithms, in: 2017 IEEE 2nd Int. Conf. Big Data Anal. ICBDA 2017,

2017, pp. 709–713, doi:10.1109/ICBDA.2017.8078728.

[29] C. Singh, S.K. Ranade, K. Singh, Invariant moments and transform-based

unbiased nonlocal means for denoising of MR images, Biomed. Signal Process.

Control. 30 (2016) 13–24, https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.05.007.

[30] I.S. Isa, S.N. Sulaiman, M. Mustapha, S. Darus, Evaluating denoising

performances of fundamental filters for T2-weighted MRI images, Procedia

Comput. Sci. 60 (2015) 760–768, https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.231.

[31] A. Hyvärinen, Fast and robust fixed-point algorithms for independent

component analysis, IEEE Trans-Actions Neural Networks 10 (1999) 626–

634, https://doi.org/10.1109/72.761722.

[32] M. Biswas, H. Om, A new soft-thresholding image denoising method, Procedia

Technol. 6 (2012) 10–15, https://doi.org/10.1016/j.protcy.2012.10.002.

[33] F. Xiao, Y. Zhang, A comparative study on thresholding methods in waveletbased image denoising, Procedia Eng. 15 (2011) 3998–4003, https://doi.org/

10.1016/j.proeng.2011.08.749.

[34] National Instruments India, LabVIEW 2010 Advanced Signal Processing Toolkit

Help, (n.d.). http://zone.ni.com/reference/en-XX/help/371419D-01/

lvasptconcepts/wa\_uwt/.

[35] H. ming Ni, D. wei Qi, H. Mu, Applying MSSIM combined chaos game

representation to genome sequences analysis, Genomics 110 (2018) 180–190,

https://doi.org/10.1016/j.ygeno.2017.09.010.

[36] M. Modava, G. Akbarizadeh, Coastline extraction from SAR images using

spatial fuzzy clustering and the active contour method, Int. J. Remote Sens. 2

(2017) 355–370, https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1266104.

[37] Q. Zhang, L.T. Yang, Z. Chen, Deep computation model for unsupervised feature

learning on big data, IEEE Trans. Serv. Comput. 9 (2016) 161–171, https://doi.

org/10.1109/TSC.2015.2497705.

[38] G. Akbarizadeh, Segmentation of SAR satellite images using cellular learning

automata and adaptive chains, J. Remote Sensing Technol. 1 (2) (2013) 44–51,

https://doi.org/10.18005/JRST0102003.

[39] M. Modava, A Level set based Method for Coastline Detection of SAR Images,

(2017) 253–257.

[40] G. Akbarizadeh, A.E. Moghaddam, Detection of lung nodules in CT scans based

on unsupervised feature learning and fuzzy inference, J. Med. Imaging Health

Inform. 6 (2016) 477–483, https://doi.org/10.1166/jmihi.2016.1720.

[41] N. Ahmadi, G. Akbarizadeh, Hybrid robust iris recognition approach using iris

image pre-processing, two-dimensional gabor features and multi-layer

perceptron neural network/PSO, IET Biometrics 7 (2018) 153–162, https://

doi.org/10.1049/iet-bmt.2017.0041.

[42] M. Farbod, G. Akbarizadeh, A. Kosarian, K. Rangzan, Optimized fuzzy cellular

automata for synthetic aperture radar image edge detection, J. Electron.

Imaging. 27 (2018), https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.1.013030