



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

برآورد نوفه MRI و نوفه زدایی MRI با بکارگیری PCA غیر موضعی

چکیده مقاله

این مقاله یکی از روشهای جدید نوفه زدایی MRI را طراحی و پیشنهاد میکند که از دو ویژگی نامتراکمی و خود تشابهی تصاویر MR استفاده میکند. روش پیشنهادی یک روش دو مرحله ای است که ابتدا تصویر نوفه ای را با بکارگیری استراتژی آستانه PCA غیر موضعی و توسط برآورد خودکار سطح نویز محلی و موضعی موجود در تصویر پالایش میکند و سپس از این تصاویر پالایش و فیلتر شده به عنوان تصویر راهنما در صافی ابزار چرخشی نامتغیر و ناوردا استفاده می کند. روش پیشنهادی اصولاً مقدار نوفه موضعی و محلی موجود در تصاویر را برآورد میکند که امکان استفاده خودکار از آن را در تصاویر دارای سطوح مختلف نویز فضایی فراهم می سازد و سوگیری های القا شده نویز موضعی Rician را اصلاح میکند. روش پیشنهادی با پیشرفته ترین و جدید ترین روش های مقایسه شده است که نتایج تطبیقی را در تمام نمونه های بررسی شده نشان می دهد.

کلمات کلیدی: PCA، MRI ، نوفه زدایی ، پراکندگی و گستردگی ، ابزار غیر موضعی

1- مقدمه

تصویر برداری بازآوایی و طنین مغناطیسی (MR) نقش بسیار مهمی بر روش های جدید پزشکی و پژوهشی دارد. البته، این تصاویر ذاتاً نوفه ای هستند و از این رو به روشهای فیلترینگ یا صافی جهت بهبود و افزایش کیفیت داده ها نیاز می شوند. این پروسه نوفه زدایی معمولاً در بسیاری از روشهای تصویر برداری و تکالیف تحلیلی مثل ساخت تصاویر یا قطعه بندی به صورت یک مرحله پیش پردازش عمل میکند. کتاب نامه های زیادی در مورد نوفه زدایی وجود دارد که اهمیت این مسئله را برای جامعه علمی توضیح می دهند. بررسی فراوان اکثر روشهای نوفه زدایی میتواند به روشهای طبقه بندی شوند که از زواید و افزونگی الگو اصلی داده ها و روشهای استفاده می کنند و خواص و ویژگی های پراکندگی و گستردگی آنها را به کار می گیرند.

صافی ابزار غیر موضعی (NLM) در طبقه اول احتمالاً بارزترین روش است . این روش سطوح نویز و نوفه را با استفاده از و بکارگیری خود تشابهی الگوهای تصویری به وسیله میانگیری الگوهای مشابه تصویری کاهش می دهد. کوپی و همکاران (2008) و مانجون و همکاران (2008) جزء محققانی هستند که تحقیقات اولیه MRI را با استفاده از روش NLM انجام دادند. بیوگرافی مربوط به این روش نسبتاً گسترده است

از طرف دیگر ، روشهای پراکندگی و گستردگی با فرض نمایش داده های نوفه ای در فضا کمتر چند بعدی سعی در کاهش طبیعی نویز موجود در تصاویر را دارند. در این روشها ، چنین تصور و فرض می شود که اکثر سیگنال و علامت ها می تواند به طور پراکنده با استفاده از تعداد اندکی پایه که امکان صرفنظر از مولفه های نوفه ای را فراهم می سازد یا الگوهای نوفه ای را در جوار الگوهای بدون نویز مربوطه آنها قرار می دهد. تکنیک های چون تبدیل FFT یا DCT که در آنها از پایه های استاندارد دی چون تابع های کسینوسی یا سینوسی جهت نمایش تصاویر استفاده می شوند، نمونه ای از این تکنیک ها هستند. کاهش نوفه در این نمونه با حذف ضرایب نوفه ای در حوزه تبدیل با استفاده از تکنیک های نرم یا سخت آستانه ای حاصل می شوند. اخیراً ، تکنیک های که روشهای نوفه زدایی تصاویر را از پایه یاد می گیرند توجه زیادی را به خود جلب کرده اند. این تکنیک ها مجموعه ای از پایه های تصاویر را یاد می دهند که باید نوفه زدایی شوند یا مجموعه ای از پایه های تصاویر مشابه فاقد نویز را فرا می گیرند که یک فرهنگ لغت را به نمایش پراکنده قطعات تصویری به عنوان ترکیب خطی واحدهای فرهنگ لغت می سازند. مزیت این فرهنگ های لغت بر فرهنگ های استاندارد مثل فرهنگ های استفاده شده در تبدیل های DCT و FFT انطباق بهتر آنها با تصاویر پردازش شده است که امکان نمایش پراکنده تر و گسترده تر و نیز تفکیک بهتر علامت / نویز را فراهم می سازد.

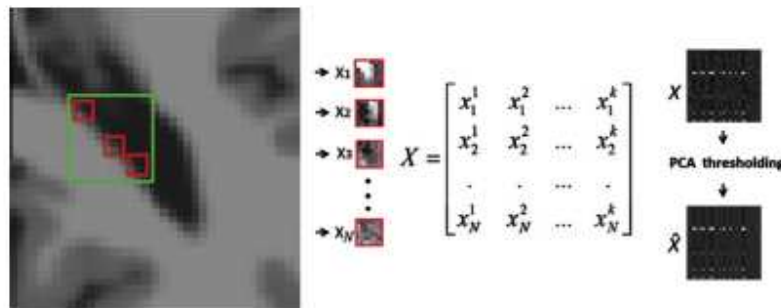
تحلیل مولفه اصلی (PCA) و روشهای مربوطه نیز برای کاهش نویز تصاویر استفاده می شوند. علت قراری گیری این نوع تکنیک در طبقه دوم این است که این تکنیک از این حقیقت سود می جوید که علامت اصلی می تواند در فضا متعامدی طراحی و انداخته شود که در آن اکثر واریانس علامت در حالی در مولفه های اندکی جمع می شود که نویز متراکم در تمام مولفه ها گسترش و پهن می شود. کاهش نویز با استفاده از PCA معمولاً نیازمند سه

مرحله اصلی زیر است: (1) تجزیه مجموعه ای از علامت های منتخب در مولفه های اصلی آنها (2) کاهش مولفه های نوفه ای، و (3) بازسازی مجدد سیگنال ها با وارونه سازی تجزیه PCA. ابتدا پژوهشگرانی چون مورسان و پارکس (2003) از این روش با اجرا پروسه تجزیه PCA در مجموعه محلی قطعات تصویری استفاده کردند. زاهانگو همکاران (2010) این روش را با گروه بندی قطعات مشابه قبل از تجزیه PCA اصلاح کردند و پروسه را به منظور دستیابی به کاهش بیشتر نویز تکرار کردند. PCA نیز به منظور محاسبه دقیق تشابهات قطعه در ساختار ابزار غیر محلی و موضعی استفاده شده اند.

نوفه زدایی PCA نیز در پروسه فیلترینگ و پالایش PCA استفاده شده است. PCA در مقاله مانجون و همکاران (2009) به منظور حذف نویز باقی مانده پس از کاربرد صافی نا پارامتری PCA به عنوان یک مرحله پیش پردازش استفاده شد. اخیراً، صافی PCA ناپارامتری در تصاویر دو بعدی MR که در آن شباهت های قطعه با استفاده از ضرایب محدود رتبه ای PCA طراحی شده است. همچنین، اخیراً، روشهای PCA برای نوفه زدایی تصویر شیوع و نشر وزن دار طراحی شده اند.

ما در این مقاله روش جدید نوفه زدایی را مبتنی بر کاربرد تجزیه PCA بر مجموعه ای از قطعات مشابه با استفاده از طرح پنجره کشویی ارایه می دهیم. تصویر پالایش و فیلتر شده منتهجه به منظور برآورد درست و صحیح شباهت های صوتی در استراتژی ناوردا چرخشی NLM (PRI-NLM) به شیوه انجام شده در مقاله مانجون و همکاران (2012) به عنوان تصویر راهنما استفاده می شود. افزایش کیفیت این تصویر راهنما بدست آمده از روش پیشنهادی حذف نویز بر پایه روش PCA کاربرد صافی PRI-NLM را افزایش معناداری می دهد و در نتیجه عملکرد کلی نوفه زدایی را افزایش می دهد. باید خاطر نشان سازیم که صافی مشترک PRI-NLM مشابه روش های پیشنهادی سالمون و همکاران (2012) است به طوری که در این روش صافی Yaroslavsky با استفاده از اطلاعات تصویر پیش پالایش و فیلتر شده به منظور افزایش عملکرد نوفه زدایی یا نیز صافی CANDLE) کوپ و همکاران (2012) که از تصویر متوسط تصفیه و پالایش شده استفاده میکند، اجرا می شود. نگرش و روش تحقیق ما نیز روش زاهانگو و همکاران (2010) را به منظور پالایش و تصفیه تصاویر طبیعی به نویز مانا گاوسی ارتباط می

دهد اما در نمونه ما انتخاب قطعه به منظور دستیابی به دسته بندی دقیق تر قطعه در شرایط بسیار نوفه ای روی تصویر از پیش فیلتر شده انجام می شود. بعلاوه، ما در این مقاله به مسئله نویز مانا Rician می پردازیم و مرحله آستانه سازی به وسیله برآورد خودکار سطح نویز محلی با بکارگیری ارزش های ویژه تجزیه PCA انجام می شود. سه مسئله اصلی در این مقاله عبارتند از: (1) صافی جدید تشریک مساعی با استفاده از استراتژی PCA به منظور محاسبه تصویر راهنما بهبود یافته و اصلاح شده (2) روش برآورد متغیر فضایی نوفه کاملاً در خط لوله نوفه زدایی شده یکپارچه می شود و (3) روش جدید اصلاح اریب Rician



شکل 1: بررسی طرح NL-PCA. مجموعه ای از N قطعه مشابه به منظور ساخت N ماتریس انتخاب می شوند. سپس این ماتریس توسط PCA تبدیل می شود، و کوچکترین بردار ویژه معنادار به وسیله آستانه سخت حذف می شود. و بالاخره، ماتریس پالایش و فیلتر شده X با معکوس سازی تجزیه PCA بدست آورد می شود.

2- مواد و روش های تحقیق

تحلیل مولفه اصلی یک روش ریاضی است که از تبدیل خطی متعامد جهت نگاشت داده ها در دستگاه جدید مختصات استفاده می کند که در آن تمام مولفه ها با کاهش مرتبه واریانس مرتب می شوند. PCA به طور مرسوم و متعارف جهت کاهش بعد چندی استفاده می شود اما در طی دهه اخیر برخی از کاربردهای صافی و فیلترینگ طراحی شده اند. استفاده از خواص ناهمبستگی PCA جهت تفکیک علامت از نویز با اجرا آن در مجموعه ای از مشاهدات و تحقیقات نوفه ای به منظور حذف کمترین مولفه های معنادار که اصولاً نوفه ای هستند، نظریه اصلی در زمان استفاده از PCA جهت کاهش نوفه است

2.1 نوفه زدایی PCA غیر محلی

ما در این مقاله روش جدیدی را ارائه می دهیم که با روش صافی زهانگ و همکاران (2010) نسبت و ارتباط داده می شود که در آن قطعات مشابه قبل از اجرا تجزیه PCA دسته بندی می شوند. ما متفاوت از روش زهانگ و همکاران (2010) (که برای تصاویر طبیعی دارای نویز مانا گاوسی طراحی شده بود) قطعات مشابه را با استفاده از تصویر راهنما پیش تصفیه و فیلتر شده گروه بندی کردیم که پروسه انتخاب و گزینش گروه را در شرایط نوفه ای افزایش و بهبود می بخشد و تعریف گروه غیر متراکم تر را ارائه می دهد. بعلاوه، ما روش پیشنهادی خود را کاملاً به وسیله برآورد ذاتی مقدار محلی نویز در هر یک از گروه از قطعات انطباق پذیر ساختیم.

حال با استفاده از تعریف معمول مسئله نوفه زدایی ، تصویر نویزی Y را به عنوان علامت اصلی بدون نویز A بعلاوه نویز N به صورت زیر تعریف می کنیم

(1)

$$Y=A+N$$

هدف روش نوفه زدایی برآورد A است که مقدار Y را بدست می دهد.

ما در روش پیشنهادی خود از روش پنجره سه بعدی کشویی استفاده می کنیم که در هر یک از قطعات سه بعدی ، حجم تصویر گروهی از قطعات را با گزینش و انتخاب شبیه ترین قطعات به قعطه جاری در حجم جستجو محلی احاطه کننده آن می سازیم . به طور اخص ، در هر نقطه از x_i حوزه تصویر $\Omega \subset \mathcal{R}^3$ مجموعه ای از N قطعه مشابه سه بعدی (از نظر فاصله اقلیدسی) در حجم جستجو (معکب اصوات $(2t+1)^3$) احاطه کننده x_i در ماتریس X به صورت بردار ردیف ثبت می شوند (شکل 1) . بنابراین X ماتریس $N \times K$ که در آن K برابر با تعداد اصوات هر یک از قطعات سه بعدی است و N عدد قطعات طبقه بندی شده است (در این روش عبارت زیر را $N=k$ فرض می کنیم)

سپس تجزیه PCA در هر یک از گروه های ساخته شده از قطعات مشابه اجرا می شود و کمترین مولفه های معنادار با استفاده از قانون آستانه سخت حذف می شوند ، (مثل بردارهای ویژه دارای انحراف استاندارد کمتر از آستانه τ صفر تعیین می شوند) . بالاخره ، از آنجایی که هر یک از اصوات سهمی از قطعات مختلف دارند ، تمامی

برآورد ها با استفاده از قاعده میانگیری یکنواخت ترکیب می شوند. این روش را صافی غیر محلی PCA -NL (PCA) می نامیم .

همگنی گروه نقش مهمی را در پروسه نوفه زدایی ایفا میکند زیرا گروه های همگن تر نمایش های غیر متراکم تر را ارایه خواهند داد ، و از این رو امکان کاهش بهتر نوفه را فراهم می سازند. بنابراین ، ما به جای مقایسه قطعات نوفه ای در پروسه گزینش گروه استفاده از حجم پیش فیلتر و تصفیه شده را جهت استنتاج پروسه گزینش استفاده کردیم. متوجه شدیم که صافی ساده میانه سه بعدی گزینش قطعه را در پروسه طبقه بندی افزایش می دهد (به وسیله در سطوح متوسط و بالا نویز) . بنابراین ، همانطور که در تحقیق کوپ و همکاران (2012) بیان شد ، از فیلتر و صافی ساده سه بعدی میانی به علت اثربخشی آن و به علت امکان استفاده خودکار از آن بدون دانش سطح و میزان نویز محلی در هر یک از نقاط تصاویر استفاده کردیم .

بالاخره ، یکی دیگر از ویژگی های مهم روش پیشنهادی ما توانایی آن روش در برآورد خودکار آمارهای نویز از هر یک از گروه از قطعات است . به این جهت ، الگوریتم به طور طبیعی تغییر فضایی الگوهای نویز را می پذیرد و در حقیقت مستقل از روش برآورد نویز خارجی است (این مسئله در بخش 4-2 بررسی خواهد شد) .

2-2 ناوردا چرخشی نوفه زدایی PCA غیر محلی

همانطور که در مقاله مانجون و همکاران (2012) ثابت شد ، ما در زمان وجود تصویر با کیفیت از پیش فیلتر شده میتوانیم از این تصویر جهت هدایت پروسه برآورد تشابه نسخه ناوردا چرخشی فیلتر و صافی NLM استفاده کنیم

(2)

$$\hat{A}(i) = \frac{\sum_{j \in \Omega} W(i, j) y(j)}{\sum_{j \in \Omega} W(i, j)} \quad w(i, j) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{(g(i) - g(j))^2 + 3(\mu_{Ni} - \mu_{Nj})^2}{2h_i^2} \right)}$$

که μ_{Nj} و μ_{Ni} در عبارت فوق میانگین مقادیر قطعات N_j و N_i در اطراف اصوات i و j تصویر راهنما g هستند ، h به انحراف استاندارد نویز موجود در تصویر y ارتباط داد و Ω موقعیت اجزاء حجم جستجو را نشان می دهد. خواننده باید جهت اطلاع از جزئیات صافی ناوردا چرخشی NLM به مقاله اصلی مراجعه کند. تصویر پیش پالایش شده در تحقیق قبلی با استفاده از فیلتر DCT محلی برآورد شد ، در حالی که در این مقاله ما استفاده از برون داده صافی NL-PCA به عنوان تصویر راهنما را پیشنهاد می کنیم . ما این صافی را جهت تمیز آن از PRI-NLM طرح شده در تحقیق قبلی صافی PRI-NL-PCA می نامیم. شایان ذکر است که استفاده از NLM ناوردا چرخشی با استفاده از تصویر راهنما NL-PCA بهتر از کاربرد قبلی NL-PCA با استفاده از برون داده NL-PCA اولین تکرار به عنوان تصویر راهنما عمل میکند.

3-2 انطباق و سازگاری با نویز Rician

برخلاف مسئله معمول نوفه زدایی در تصاویر طبیعی که در آن نوفه از نوع گاوسی تصور می شود، نویز در تصاویر دامنه MR معمولاً از توزیع Rician پیروی می کنند . عدم تقارن توزیع Rician به علت وابستگی آن به SMR محلی یا موضعی ،اریب شدت نا ثابت می شود. برخی از پژوهشگران به منظور کاهش این اریب و سوگیری حذف اریب را در تصویر مربع دامنه پیشنهاد کرده اند.

معهدا، این روش با بکار گیری اصل میانگیری میتواند فقط در زمان کاهش نویز اجرا شود. در نمونه ما به علت اثر آسانه PCA ، اریب در حوزه مربع ثابت نیست ، اما شدت وابسته است . خوشبختانه ، این اریب و سوگیری از نظر تئوری می تواند برآورد شود ، و میتواند در حیطه اصلی با استفاده از خواص اولیه گشتاور توزیع Rician (مانند مقاله مانجون و همکاران 2013) معکوس و وارونه شود.

این الگوریتم تصحیح جهت دستیابی به میانگین مقدار توزیع Rice $R(v, \sigma)$ دارای پارامتری های v و σ استفاده می شود ، که v مقدار حقیقی است که خواستار دستیابی آن هستیم و σ انحراف استاندارد نویز است . مقدار پیش بینی شده به صورت زیر نگارش می شود

(3)

$$E[R(v, \sigma)] = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma^2}\right) \left(\left(1 + \frac{v^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) + \left(\frac{v^2}{2\sigma^2}\right) I_1\left(\frac{v^2}{4\sigma^2}\right) \right)^2$$

که I_0 و I_1 به ترتیب توابع تبدیل یافته بسل با مرتبه صفر و یک هستند.

پس از نوفه زدایی داده ها با استفاده از روش پیشنهادی NL-PCA و با اطلاع از واریانس نویز ، میتوانیم اریب را با وارونه سازی عبارت قبلی و بازبایی مقدار حقیقی v جبران کنیم . می توانیم ثابت کنیم که عبارت $E[R(v, \sigma)]/\alpha$ به صورت تابع $\phi = v / \sigma$ نگارش می شود

(4)

$$\frac{E[R(v, \sigma)]}{\sigma} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \exp\left(-\frac{\phi^2}{2}\right) \left(\left(1 + \frac{\phi^2}{2}\right) I_0\left(\frac{\phi^2}{4}\right) + \left(\frac{\phi^2}{2}\right) I_1\left(\frac{\phi^2}{4}\right) \right)^2$$

عکس این عبارت به صورت تابعی از ϕ در جدول (LUT) Look Up مرتب می شود که با $\eta(\phi)$ مشخص می شود. برآورد نهایی مقدار X بهوسیله پروسه نوفه زدایی و با این روش تصحیح اریب به صورت زیر نگارش می شود

(5)

$$\hat{X} = \sigma \eta(X / \sigma)$$

تصحیح اریب Rician در روش RI-NL-PCA مانند روش RI-NLM در تصویر مربع دامنه انجام می شود

(6)

$$\hat{A}(i) = \sqrt{\max\left(\left(\frac{\sum_{j \in \Omega} w(i, j) y(i)^2}{\sum_{j \in \Omega} w(i, j)}\right) - 2\sigma(i)^2, 0\right)}$$

که اریب ثابت $2\sigma(i)^2$ در این نمونه وابسته به سطح نویز محلی $\sigma(i)$ در موقعیت i است.

شایان ذکر است که تکینک های تصحیح اریب ارائه شده میتواند در یک بوبین واحد استفاده شوند یا تصاویر مورد نیاز را حس کنند اما قادر به گراپا تصاویر مورد نیاز نیستند. توزیع نویز در این نمونه از توزیع Rician پیروی نمی

کند بلکه از توزیع نامرکزی خی پیروی می کنند. البته میتوانیم معادله (6) را به منظور بررسی نقش و سهم نویز هر یک از چند N بوبین اصلاح کنیم .

(7)

$$\hat{A}(i) = \sqrt{\max\left(\left(\frac{\sum_{j \in \Omega} w(i,j), y(i)^2}{\sum_{j \in \Omega} w(i,j)}\right) - 2\sigma(i)^2, 0\right)}$$

در عبارت فوق ، N تعداد بوبین های مورد استفاده در ضبط گراپا را نشان می دهد. ما در این مقاله آزمایشاتی را در مورد نویز Rician جهت توجه و تمرکز بر متدولوژی نوفه زدایی به چایی ماهیت نویز در MRI انجام خواهیم داد

4-2 برآورد PCA نویز

روش NL-PCA به منظور انتخاب مولفه های علامتی به برآورد درست آستانه بهینه بسیار وابسته است. این آستانه معمولاً به عنوان تابعی از سطح نویز ارایه و نمایش داده شده روی تصویر مشخص می شود. بنابراین ، برآورد خوب سطح نویز برای دستیابی به عملکرد بهینه صافی و فیلترینگ مهم است.

اگرچه ، روشهای مختلف برآورد سطح نویز در MRI وجود دارد ، اما اکثر آنها توجه به شرط مانا نویز دارند (مثلاً سطح نوفه در کل تصویر مشاه است) که فرضیه معتبری در زمان استفاده از تصاویر ضبط شده به وسیله تکنیک های تصویر برداری موازی مثل SENSE نیست. همانطور که مطلع هستیم فقط دو روش جهت برآورد نویز نامانا در MRI معرفی شده است. روش اول همان روش پن و همکاران (2012) است که مبتنی بر اندازه های کشیدگی محلی است و برای نویز توزیعی گاوس طراحی شده است و روش دوم روش ماگونی و فوی (2013) است که مبتنی بر DCT های محلی است و قادر به بررسی نویز Rician است.

ما در این مقاله روش جدید برآورد نویز محلی را پیشنهاد میکنیم که کاملاً در روش NL-PCA یکپارچه شده است

مقادیر ویژه تجزیه PCA تغییر پذیری سهم نويز و علامت را در هر مولفه نشان می دهد. ابتدا، مولفه ها به نويز ارتباط داده می شوند. این حقیقت برای کاهش نويز با استفاده از تکنیک های آستانه سخت مثل تکنیک ارایه شده در این مقاله استفاده شده اند.

زمانی که مجموعه ای از ذرات مشابه قبل از اجرا تجزیه PCA طبقه بندی می شوند ، مجموعه منته به علت سطح بالا زواید الگو در گروهی از قطعات انتخاب شده بسیار پراکنده و غیر متراکم می شوند. بنابراین ، می توانیم فرض کنیم که اکثر سهم علامت در اولین مولفه متمرکز می شود در حالی که نويز بر مولفه های باقی مانده تفوق دارد . اگر مجموعه ای از قطعات منتخب به ناحیه همگن تعلق داشته باشند ، آنگاه میانگین ارزش های ویژه نزدیک به واریانس نويز تصور می شوند (این مسئله نیز در مورد میانه ارزشهای ویژه صادق است). البته ، اگر مجموعه قطعات بر لبه ها یا نواحی بافتی منطبق باشند ، آنگاه میانگین ارزشهای ویژه به طور منطقی واریانس نويز را به علت آلودگی واریانس علامت بیش از حد برآورد می کند. البته ، اگر تصویر ما به قدر کافی غیر متراکم باشد ، آنگاه میانه ارزش های ویژه برآورد کننده دقیق سطح نويز (شکل 2) را ارایه خواهند داد.

اگر چه ، میانه ارزشهای ویژه به واریانس نوفه نسبت داده می شود ، اما سوگیری و اریب های سیستماتیک وابسته به رابطه بین تعداد قطعات منتخب و تعداد اصوات هر یک از قطعات وجود دارد. بنابراین، انحراف استاندارد نويز محلی می تواند با بکارگیری عبارت زیر از میانه ارزش های ویژه مشتق و استنتاج شود

(8)

$$\hat{\sigma} = \beta \sqrt{\text{median}(\lambda)}$$

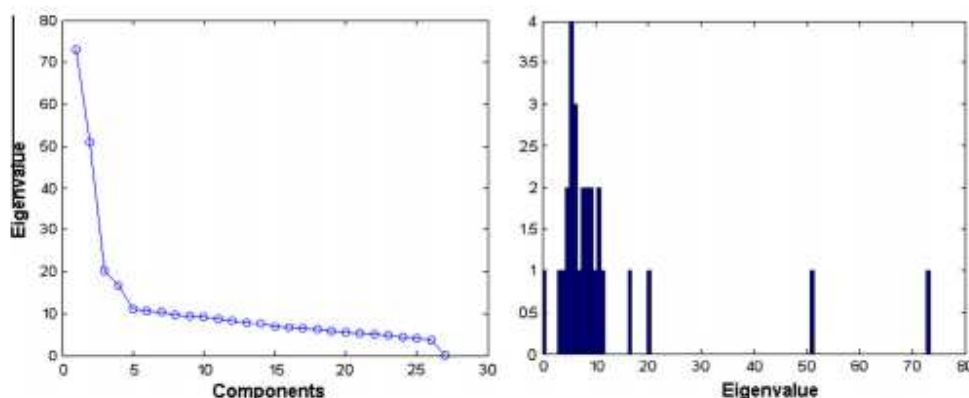
که β برابر با ضریب تصحیح مربوط به نسبت بین تعداد قطعات منتخب و تعداد اصوات هر یک از قطعات (مقدار β در صورت $N=K$ برابر با 1.16 است که تقریباً توسط شبیه سازی عددی بدست می آید) و λ مقادیر ویژه تجزیه PCA را نشان می دهد. زمانی ضریب نظری تصحیح نزدیک به β می تواند برآورد شود که تمام قطعات انتخاب شده برابر با نوفه باشند. ارزش های ویژه PCA در این حالت از توزیع مشخص وابسته به نسبت NK را پیروی می

کنند و انحراف استاندارد σ منجر به محاسبه تحلیلی ضریب تصحیح می شود. این ضریب نظری اندکی متفاوت از ضریب مورد استفاده است زیرا N قطعه عملاً با نوسانات نویزیکسان و برابر نیست.

اگر چه این روش ساده برآوردهای درست و دقیق سطوح متوسط و بالا نویز ارایه می دهد ، اما سطح نویز را در شرایط نویز اندک در نواحی دارای زواید پایین الگویی و لبه های قوی (مثل پراکندگی اندک گروه) اندکی بیش از حد برآورد می کند. دلیل برآورد بیش از حد این است که واریانس علامت در سطوح نویز پایین نسبت به واریانس نویز در میانه ارزش ویژه کم اهمیت نیست. ما به منظور کمینه سازی اثر علامت بر برآورد نویز ، سطح نویز را از زیر مجموعه های ارزش های ویژه به وسیله حذف انطباقی برخی از اولین ارزش های ویژه قبل از انجام برآورد میانه تخمین می زنیم . به منظور انجام این مهم ، ما ارزش های ویژه دارای انحراف استاندارد بیش از دو برابر انحراف استاندارد میانه مجموعه کامل ارزش های ویژه را حذف می کنیم . ما در آخر انحراف استاندارد نویز را به صورت ریشه دوم میانه این زیر مجموعه پیراسته ارزش ویژه برآورد می کنیم اما استفاده از ضریب تصحیح مربوطه $(\beta = 1.29)$ کاهش اندازه زیر مجموعه ارزش های ویژه منتخب را بررسی می کند.

(9)

$$\hat{\sigma} = \beta \sqrt{\text{median}(\lambda_t)} \quad \lambda_t = \{ \lambda_i / \sqrt{\lambda_i} < 2 \text{median}(\sqrt{\lambda}) \}$$



شکل 2: چپ: مثالی از ارزش های ویژه PCA (توجه داشته باشید که واریانس از 4 ارزش ویژه اول بدست می آید) . راست : هیستوگرام توزیع ارزش ویژه (توجه داشته باشید که اولین ارزش ویژه به صورت رونهشته های نویز توزیع مولفه مشخص می شود. واریانس نویز در این مثال حدود 7 بود.

1-4-2 برآورد نویز Rician

روش های برآورد نویز فوق الذکر به فرضیه طبیعت نویز گاوسی اتکاء دارند. البته ، همانطور که پیشتر گفته شد ، مشخص است که نوفه MRI دامنه معمولاً از توزیع Rician پیروی می کند. بنابراین ، روش برآورد نویز ارایه و معرفی شده باید جهت بررسی این حقیقت پذیرفته شود. یکی از روش های که با موفقیت تمام در گذشته برای تصحیح برآورد اندک نویز در نواحی کم SNR استفاده شده است مبتنی بر طرح تکراری تصحیح تحلیلی پیشنهاد شده به وسیله روی و باسر است . این روش برای برآورد نویز مانا در MRI استفاده شد .

البته ، از نظر آزمایشی ثابت کردیم که اگر چه این روش برای برآورد نویز کلی موثر است اما استفاده محلی یا موضعی از آن به علت مسائل همگرایی نواحی SNR بسیار پایین در پروسه تکراری نتایج بهینه ای را ارایه نمی دهد. ما در این مقاله روش ساده اما موثر و دقیقی را توسط استفاده از SNR موثر محلی به جای SNR برآورد شده (که به وسیله روی و بسر استفاده شد) جهت انطباق برآوردهای محلی گاوسی مانند با برآوردهای Rician طرح کردیم .

تابع نقشه ای و نگاشتی را برآورد کردیم که برآورد کمتر از حد معمول نویز منظم را با استفاده از شبیه سازی های مونت – کارلو تخمین می زند که در آن SNR موثر محلی (که نسبت بین میانگین محلی و انحراف استاندارد محلی است) به ضریب تصحیحی نسبت داده می شود که انحراف استاندارد محلی گاوس مانند را به انحراف استاندارد Rician تبدیل می کند (شکل 3) . داده های شبیه سازی را با استفاده از مدل منطقی زیر منطبق و متناسب ساختیم .

(10)

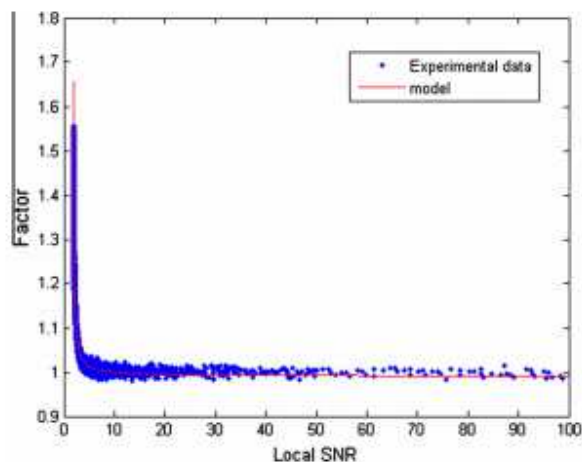
$$\phi(\gamma) = \begin{cases} \frac{((0.9846(\gamma - 1.86) + 0.1983))}{((\gamma - 1.86) + 0.1175))} & \text{if } (\gamma > 1.86) \\ 0 & \end{cases}$$

که γ ، SNR موثر محلی را نشان می دهد. انحراف استاندارد محلی تصحیح شده با ضرب ضریب تصحیح مبتنی بر SNR محلی موثر بر انحراف استاندارد برآورد شده اولیه محلی بدست آمده از روش NL-PCA محاسبه می شود.

(11)

$$\hat{\sigma} = \sigma\phi(\gamma)$$

بالاخره ، ما به منظور اصلاح برآورد نویز Rician مورد نیاز از اصلاح و تصحیح اریب در فیلتر و صافی NL-PCA و برآورد دقیق نویز با روش PRI-NL-PCA از یک صافی تن کوتاه برای طرح نویز برآورد شده استفاده کردیم . سپس این کار را به منظور تنظیم میدان نویز متغیر و فضایی برآورد شده جهت تولید نقشه و طرح واقعی نویز انجام دادیم (میدان نویز تغییر کنی دارد) . از اندازه هسته 15mm^3 برای حصول به این هدف استفاده کردیم . نویز در این نمونه در سرتاسر کل تصویر ثابت است ، میانگین برآوردهای محلی می توانند جهت برآورد دقیق استفاده شوند. ما به منظور کشف و آشکار سازی این شرط همگن از ضریب تغییر (CoV) میدان نویز برآورد شده استفاده کردیم (شرط ما نا در $\text{CoV} < 0.15$ تامین شد) . ما خلاصه ای از روش های توصیف شده NL-PCA و PRI-NL-PCA را در جدول 1 ارائه دادیم .



شکل 3: مقادیر مختلف ضریب آزمایشی تصحیح نویز SNR و مدل مربوطه آن . همانطور که مشاهده می شود ضریب تصحیح SNR بالا نزدیک به 1 است مقدار SNR پایین جهت مقابله برآورد کمتر از حد معمول نویز افزایش می یابد.

جدول 1: خلاصه ای از روشهای پیشنهادی

روش NL-PCA	روش PRI-NL-PCA
1-برآورد تصویر راهنما (صافی سه بعدی میانی)	
2-در هر قطعه سه بعدی 2-1 گروه مشابه قطعات نا محلی 2-2 اجرا پروسه تجزیه PCR 2-3 برآورد سطح نویز محلی (معادله 9) 2-4 اجرا آستانه محلی 2-5 وارونه سازی تجزیه PCA	مرحله 1 (برآورد پایه ای) *اجرا فیلترینگ NL-PCA مرحله 2 (برآورد نهایی)
ترکیب علایم مختلف صوتی به منظور دستیابی به تصاویر نوفه زدایی شده و میدان نویز برآورد شده	استفاده از صافی PRI-NLM روی تصویر نوفه دار با بکارگیری تصویر فیلتر و پالایش شده به عنوان تصویر راهنما و میدان نویز برآورد شده از صافی NL-PCA بدست می آید
اصلاح اریب Rician روی تصاویر فیلتر و پالایش شده با استفاده از معادله 5 و تصحیح برآورد میدان نویز Rician با استفاده از معادله 11	

3- آزمایشات و نتایج

آزمایشات مختلفی جهت برآورد محیط بهینه صافی و نیز مقایسه روشهای پیشنهادی با جدید ترین و پیشرفته ترین روشها انجام شدند.

3-1 توصیف داده های آزمایشی

ما در آزمایشات خود از طرح وزنی ام آر ای Brainweb 3D Ti (T1W) استفاده می کنیم . اندازه این مجموعه داده $181 \times 217 \times 181$ صوت است (تفکیک صوت 1mm^3) که با سطوح مختلف نویز گاوسی و Rician مختل شده است (حداکثر شدت 1-9 درصد) . نویز Rician با افزودن نویز گاوسی به بخش های حقیقی و تصویری و سپس محاسبه تصویر دامنه تولید شد .

دو اندازه کیفی جهت ارزیابی نتایج استفاده شدند. اولین اندازه متریک نسبت حداکثر علامت به نویز (PSNR) بود در حالی که شاخص شباهت ساختاری دومین اندازه بود (SSIM) بود که این اندازه با دستگاه بینایی انسان توافق بیشتری دارد.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y)(2\sigma_{xy}+C_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+C_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2)} \quad (12)$$

که $\mu_x\mu_y$ میانگین مقدار تصاویر x و y هستند و σ_x, σ_y انحراف استاندارد تصاویر x و y هستند، σ_{xy} کواریانس x و y است، $C_1=(k_1L)^2$ و $C_2=(k_2L)^2$ است که L دامنه دینامیکی و $k_1=0.01$ و $k_2=0.03$ است. وانگ و همکاران (2004) معتقد بودند که SSIM با استفاده از هسته گاوسی $3 \times 3 \times 3$ صوت به طور محلی برآورد می شوند. بالاخره، میانگین مقدار تمام برآوردهای محلی به صورت متریک کیفیت استفاده شدند. بخاطر وضوح و شفافیت، هر دو اندازه فقط در منطقه مورد نظر برآورد شد (بافت های سر) و پس زمینه نادیده گرفته شد.

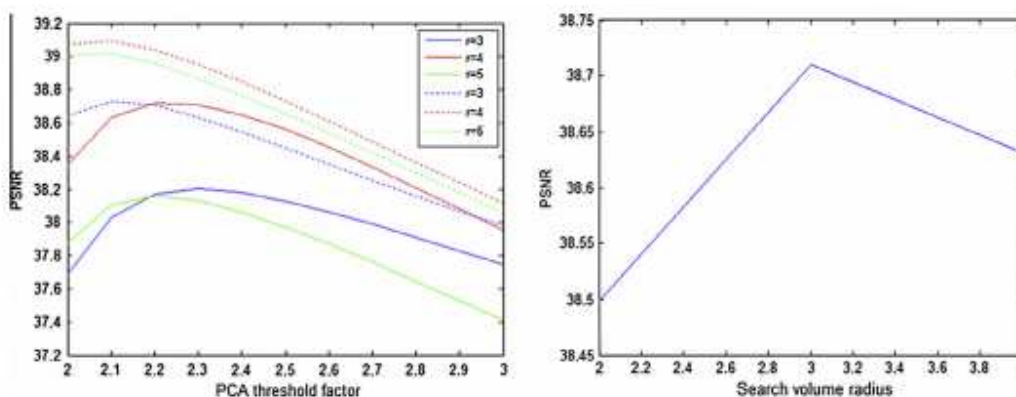
3-2 برآورد پارامتر

روش پیشنهادی $NL-PCA$ به علت دارا بودن پارامترهای مختلف آزاد باید جهت دستیابی به عملکرد بهینه باید تعیین شوند.

اندازه جانبی قطعه سه بعدی r (بنابراین، $k=r^3$)، شعاع حجم جستجو t و آستانه τ به منظور حذف مولفه های نویز دار در ارزش های ویژه PCA استفاده شدند. نوعی جستجو جامع و فراگیر به منظور دستیابی به مقادیر بهینه این پارامترها اجرا شد. میانگین $PSNR$ شکل 4 سمت چپ (در تمام مقادیر نویز) در تابع آستانه τ در سه اندازه مختلف قطعه طرح شد. همانطور که مشاهده می شود، نتایج بهینه $r=4$ و $\tau = 2.1\sigma$ در $PRI-NL-PCA$ و $\tau = 2.2\sigma$ در $NL-PCA$ یافت شد. براساس شکل 1 (سمت راست)، میانگین $PSNR$ در تابع شعاع حجم جستجو t رسم می شود (در این نمونه $r=4$ و $\tau = 2.1\sigma$ را ثابت نگه می داریم). طبق مشاهدات، نتایج بهینه برای ارزش شعاع حجم جستجو $t=3$ ($7 \times 7 \times 7$ صوت اندازه حجم جستجو است) بدست می آید. نویز گاوسی در این آزمایشات جهت تسهیل تحلیل نتایج استفاده شد. براساس این آزمایشات، ما پارامترهای فرضی

$r=4$ (قطعه $4 \times 4 \times 4$ صوت)، $\tau = 2.1\sigma$ و $t=3$ (با اندازه حجم جستجو $7 \times 7 \times 7$ صوت) تعیین شدند. این پارامترها در تمام آزمایشات زیر استفاده شدند.

این نتایج با استفاده از روش پنجره کشویی و با هم پوشی کامل بر تمام قطعات متوالی (فاصله ای بین پنجره های متوالی وجود نداشت) بدست آورده شد زیرا میدانیم که روشهای بسیار کامل با افزایش تعداد اجزاء سهمیم در هر صورت از همپوشی مختلف قطعات نوفه زدایی شده به نتایج بهتر نوفه زدایی دست می یابند (کاتونیک و همکاران 2010). البته، اثر سطوح مختلف همپوشی را همپوشی کامل (مرحله =1) تا حداقل همپوشی (مرحله 3 در حالت $r=4$ که فقط دارای هم پوشی یک صوت بین پنجره های مجاور است) تحلیل کردیم. در جدول 2 و طبق پیش بینی های انجام شده مشاهده می کنیم که بهترین نتایج با همپوشی کامل اما به بها زمان بالا پردازش بدست می آید. همچنین متوجه می شویم که در حالی اختلافات دقت در سطوح مختلف هم پوشی قطعه بسیار ناچیز و اندک هستند که زمان های پردازش کاهش معناداری دارند. این می تواند با کمک این حقیقت توضیح داده شود که کل گروه قطعات منتخب مشترکاً به گونه ای نوفه زدایی می شوند که عوامل مختلف سهمیم در اصوات از گروه های مختلفی ایجاد می شوند که این روش را بیش از حد کامل می سازد. ارزش مرحله فرضی را 3 تعیین می کنیم زیرا این ارزش هزینه موثر ترین مقدار پارامتر است.



شکل 4: سمت چپ: نتایج مقادیر مختلف آستانه τ و اندازه های قطعه $PSNR$. خطوط سیاه مربوط به نتایج $NL-PCA$ هستند در حالی که خطوط هاشور خورده مربوط به نتایج $PRI-NL-PCA$ هستند. سمت راست: میانگین نتایج $PSNR$ سه مقدار شعاع حجم جستجو در روش $NL-PCA$. نتایج بهینه در $t=3$ بدست آمد.

جدول 2- نتایج سطوح مختلف همپوشی

روش	سطح نويز					میانگین زمان (s)	
	%1	%3	%5	%7	%9		
نوفه ای	39.99	30.46	26.02	23.10	20.91	28.10	
NL-PCA (مرحله =1)	44.85	38.99	36.46	34.77	33.47	37.71	3090
NL-PCA (مرحله =2)	44.83	38.99	36.44	34.76	33.45	37.69	576
NL-PCA (مرحله =3)	44.80	38.93	36.39	34.70	33.39	37.64	169
PRI-NL-PCA (مرحله =1)	45.24	39.44	36.74	34.99	33.65	38.01	3160
PRI-NL-PCA (مرحله =2)	45.23	39.43	36.72	34.98	33.64	38.00	647
PRI-NL-PCA (مرحله =3)	45.20	39.40	36.69	34.94	33.61	37.97	288

جدول 3: مقایسه طرح های مختلف برآورد نويز (ER)

روش	سطح نويز					میانگین	
	%1	%3	%5	%7	%9		
میانسه (معادله 8)	0.2100	0.0715	0.0474	0.0395	0.0367	0.0810	
میانسه پیراسته (معادله 9)	0.1141	0.0490	0.0387	0.0356	0.0345	0.0544	

نتایج بهتر با اعداد توپر نمایش داده شده اند.

جدول 4: مقایسه دو طرح مختلف برآورد نويز (ER)

روش	سطح نويز	ER				
		%1	%3	%5	%7	%9
		میانگین				

0.1340	0.0525	0.0576	0.0729	0.1171	0.3700	ABM4D
0.0544	0.0345	0.0356	0.0387	0.0490	0.1141	NL-PCA (معادله 7)

نتایج بهتر با اعداد توپر نمایش داده شده اند.

3-3 اعتبار یابی برآورد نویز

مجموعه ای از آزمایشات به منظور اعتبار یابی روشهای پیشنهادی برآورد نویز محلی مبتنی بر PCA انجام شد. ما از ضریب خطا (ER)، میانگین ضریب خطا (MER) جهت اندازه گیری دقت نویز مانا و نویز یا نوفه متغیر فضایی استفاده کردیم.

(13)

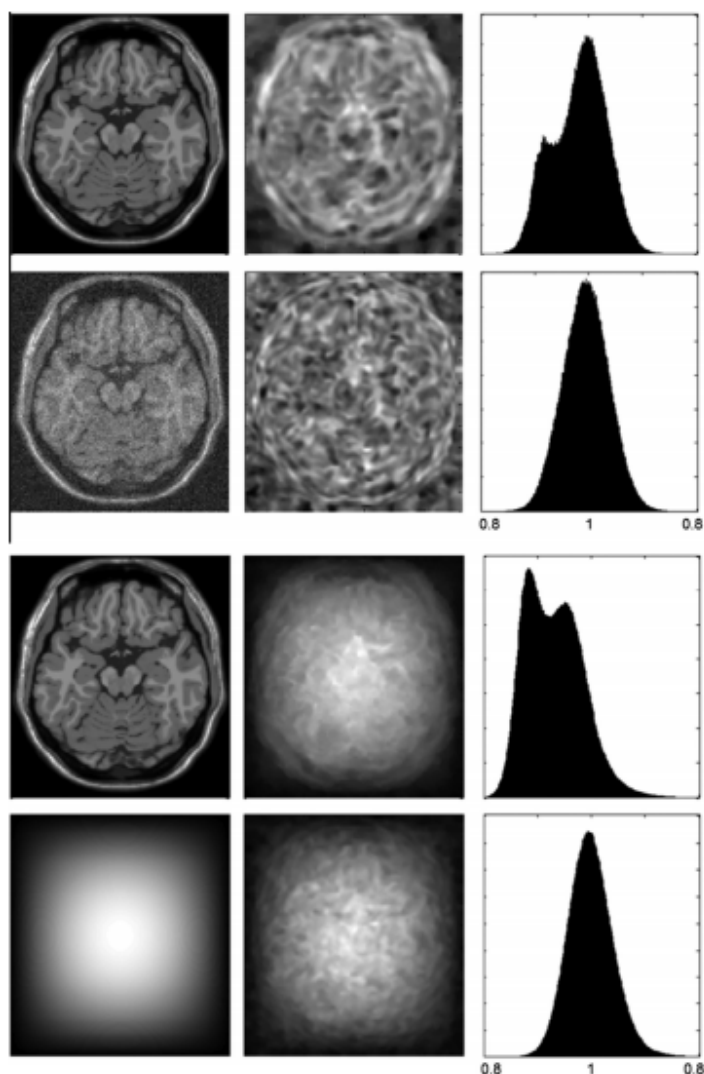
$$ER = |1 - \hat{\sigma}_i / \sigma_i|$$

(14)

$$MER = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\forall i \in \Omega} |1 - \hat{\sigma}_i / \sigma_i|$$

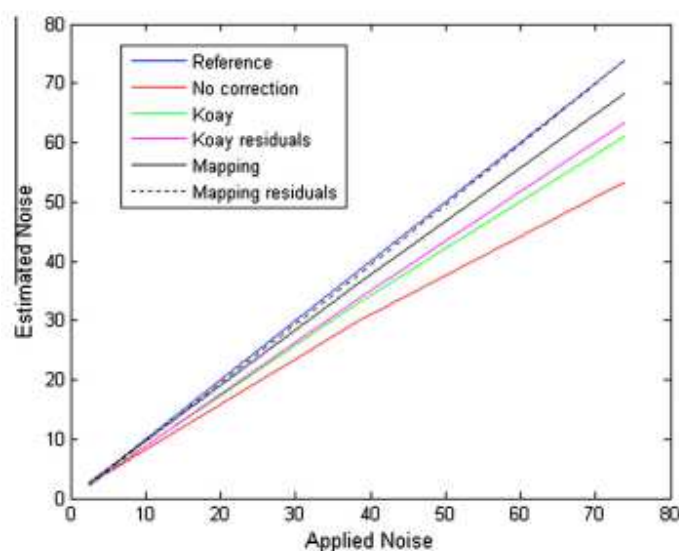
که σ و $\hat{\sigma}$ مشتق برآورد شده و استاندارد مجموع نویز حقیقی است.

شکل 5: مقایسه روشهای برآورد نویز ABM4D و NL-PCA در میدان های همگن (دو ردیف اول) و ناهمگن (دو ردیف آخر) نویز گاوسی. از چپ به راست. ردیف اول: تصویر فاقد نویز، برآورد نویز ABM4D و توزیع هنجار برآورد نویز محلی. ردیف دوم: تصویر نوفه ای و نویز دار، برآورد نویز NL-PCA و توزیع هنجار برآورد نویز محلی. ردیف سوم: تصویر فاقد نویز، تخمین نویز ABM4D و توزیع هنجار برآورد نویز محلی. ردیف چهارم: میدان کاربردی نویز ناهمگن، برآورد نویز NL-PCA و توزیع هنجار برآورد نویز محلی



1-3-3 نویز مانا گاوسی

ما در آزمایش اول ، طرح وب مغزی را با سطوح مختلف نویز همگن گاوسی خراب کردیم. جدول 3 نتایج برآورد نویز را در زمان استفاده از روشهای مقایسه ای در 5 سطح مختلف نویز گاوسی نشان میدهد(سطح نویز تصویر با میانگیری تمام برآوردهای محلی محاسبه شد). همانطور که می بینیم هر در روش به نتایج درست و دقیق سطوح متوسط و بالا نویز دست یافتند. روش مبتنی بر میانگیری پیراسته (معادله 9) به علت توانایی برآورد سطح نویز در شرایط نویز اندک و پایین بهترین روش برای تخمین سطوح نویز بود.



شکل 6: مقایسه روشهای مختلف برآورد نویز (خط آبی برآورد کامل را نشان می دهد ، در حالی که خط قرمز برآورد $NL-PCA$ را بدون تصحیح برآورد کمتر از حد معمول را نشان می دهد) . اکثر روشهای مقایسه شده واریانس نویز را کمتر از حد معمول برآورد کردند (به ویژه در نواحی SNR پایین) ، در حالی که تکنیک های طراحی پیشنهادی (با استفاده از باقی مانده های تصویر) دقیق ترین برآوردها را ارائه دادند.

جدول 5: مقایسه دو طرح مختلف برآورد نویز نا مانا (MER)

روش	سطح نویز					
	1-3 %	3-9 %	5-15 %	7-21 %	9-27 %	میانگین
$ABM4D$	0.2115	0.0715	0.0540	0.0527	0.0549	0.0889
$NL-PCA$ (معادله 7)	0.0765	0.0409	0.0370	0.0363	0.0365	0.0454

بهترین نتایج با اعداد سیاه نشان داده شده اند.

جدول 6: مقایسه روش های مختلف تصحیح $Rician$ در خصوص برآورد نویز همگن (ER) . هیچ نوع تصحیحی

جایگزین برآورد نویز $NL-PCA$ فاقد اصلاحات سوگیری و اریب نمی شود.

روش	سطح نویز					
	1 %	7 %	15 %	23 %	25 %	میانگیری
بدون تصحیح	0.0468	0.1746	0.2194	0.2548	0.2767	0.1944
$Koay$	0.0300	0.1131	0.1386	0.1585	0.1725	0.1166

0.1367	0.1401	0.1308	0.1225	0.1243	0.1660	باقی مانده های <i>Koay</i>
0.0597	0.0760	0.0688	0.0579	0.0438	0.0518	تابع (معادله 11)
0.0347	0.0005	0.0070	0.0200	0.0432	0.1029	باقی مانده های تابع (معادله 11)

2-3-3 نويز متغير فضايي گاوسي

اگر چه ، روش پیشنهادی برآورد نويز با برآورد سطح نويز کلی تصاویر به نتایج خوبی دست یافت ، اما توانایی آن در برآورد درست و دقیق سطح نويز محلی موجود در تصویر دارای الگوهای متغير نويز فضايي پتانسیل و قدرت واقعی آن است . به منظور توضیح این مسئله ، روش پیشنهادی را با روش جدید برآورد نويز محلی مقایسه کردیم . این روش مبتنی بر تابع کسینوس گسسته (*DCT*) است که از مولفه های فرکانس بالا مجموعه محلی قطعات جهت برآورد مکانی سطح نويز استفاده می کند. این روش برآورد نويز اصولاً در نسخه انطباقی روش نوفه زدایی *BM4D* استفاده می شود. این نسخه انطباقی را جهت تمیز آن از روش غیر انطباقی *BM4D* ، نسخه *ABM4D* می نامیم .

شرایط متغير مانا و فضايي در آزمایشات ما تحلیل شدند . ما در جدول 4 نتایج *ER* روش پیشنهادی را با روش سطوح مختلف نويز همگن گاوسی *ABM4D* مقایسه می کنیم . همانطور که مشاهده می کنید روش پیشنهادی برآوردهای دقیق تر سطوح نوفه را در نمونه های بررسی شده نشان می دهد. معنادار ترین اختلافات میتواند در سطوح نويز پایین یافت شوند. این می تواند با بررسی حقیقت تاثیر تخمین های *DCT* از همپوشی عوامل علامتی و نوفه ای در فرکانس های بالا درک شوند.

آزمایش جدیدی به منظور بررسی و ارزیابی روشهای مقایسه ای شرایط متغير نويز فضايي انجام شد اما این بار از میدان نويز متغير فضايي مشابه با میدان یافت شده در تصویر برداری موازی استفاده شد (شکل 5) . یک تابع مدولاسیون با ضرایب 1-3 به منظور تولید میدان نوفه ای در سطوح و مقادیر مختلف نويز *Rician* ضرب شد . جدول 5 نتایج این آزمایش را نشان می دهد. روش پیشنهادی بهترین نتایج را در تمام سطوح نويز نشان میدهد.

مقایسه دیداری نتایج روشهای مقایسه شده در جدول 5 میتواند در مورد نمونه های نویز مانا و متغیر فضایی انجام شوند. برآورد هنجار نویز محلی با تقسیم نویز برآورد شده بر نویز حقیقی در هر یک از نقاط بدست آورده شد. انطباق کامل بین نویز برآورد شده و نویز حقیقی باید مقدار هنجاری را برابر با 1 برآورد کرد ، و از این رو انحرافات از این مقدار برآورد های بیش از حد و کمتر از حد معمول مکانی نویز را نشان می دهد.

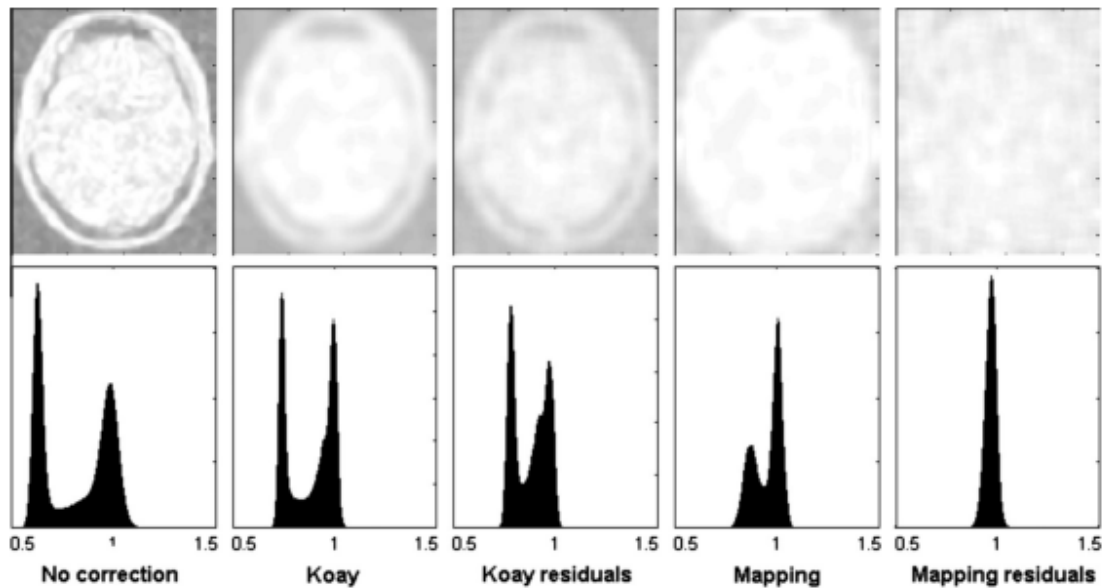
3-3-3 برآورد نویز مانا *Rician*

از آنجایی که وجود نویز *Rician* منجر به ایجاد تداخل در تصاویر *MR* می کند، ما آزمایشات متعددی را جهت ارزیابی و بررسی روش برآورد نویز *Rician* توصیف شده در بخش 4-2 انجام دادیم . ما روش مبتنی بر رویکرد *Koay* را با روش جدید نگاشت و تابعی خود مقایسه کردیم (معادله 9) . همچنین دو گزینه مختلف را جهت برآورد میدان اصلی نویز قبل از تصحیح *Rician* مقایسه کردیم ، (1) ابتدا ز برآورد نویز *NL-PCA* (معادله 7) و (2) سپس از انحراف استاندارد محلی یا مکانی باقی مانده های تصویر استفاده کردیم (تفاوت بین تصاویر نویزی یا نوفه ای و پالایش شده *NL-PCA*). انحراف استاندارد محلی در مورد دوم با استفاده از ناحیه محلی اصوات $3 \times 3 \times 3$ برآورد شد و میدان نوفه ای منتجه در ضریب تصحیح برآورد شده به وسیله روش آزمایشی (1.05) جهت جبران برآورد کمتر از حد معمول نویز در تصاویر فیلتر و پالایش شده ضرب شد . مزیت استفاده از تصویر پسماند با این حقیقت توضیح داده می شود که هر نقطه در پروسه فیلترینگ و پالایش با استفاده از عوامل و سهم های مختلفی برآورد می شوند که تقریب خوبی از تصویر فاقد نویز را ارایه می دهند و به دستیابی به برآورد ثابت تر و منظم تر میدان نوفه ای کمک میکند. نتایج *ER* گزینه های مختلف آغاز شده در سطوح مختلف نویز همگن *Rician* (در این نمونه از دامنه وسیعتر نویز جهت بررسی اثرات برآورد کم نویز بر هر یک از شرایط نویز بالا استفاده کردیم) در جدول 6 ارایه شده اند.

هر یک از روشهای تخمین سطوح و مقدار نوفه و نویز در جدول 6 نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می کنیم ، روش تابعی پیشنهادی مبتنی بر پسماندهای تصویر برآوردهای قابل قبولی را ارایه می دهند در حالی که سایر روشها مقدار نویزهای مختلف را از متوسط تا بالا کمتر از حد معمول برآورد می کنند.

روش نگاشت و تابعی پیشنهادی قادر به تخمین تمامی مقادیر و سطوح نویز دقیق تر از روش *Koay* است (که در مورد برآورد نویز *NL-PCA* و برآورد مانده ای اجرا شد). روش نگاشتی یا تابعی مبتنی بر مانده های تصویر از بین تمام روشهای مقایسه شده خطا کلی کمتری را ارائه می دهد. بنابراین ، این روش را به علت افزایش عملکرد کلی آن به عنوان روش فرضی برآورد نویز *Rician* خود استفاده میکنیم . شکل 7 نمونه بصری برون داده روشهای مختلف مقایسه شده نویز مانا *Rician* را نشان می دهد.

روش پیشنهادی تابع مانده ای با روش *ABM4D* مقایسه شد . جدول 7 نتایج برآورد نویز مانا *Rician* را نشان می دهد.



شکل 7: نمونه ای از نتایج برآورد نویز مانا *Rician*. میدان های نوفه و نویز پس از تقسیم میدان نویز برآورد شده بر میدان نویز حقیقی در دامنه $[0,1]$ نشان داده شدند. از چپ به راست. ستون اول : *NL-PCA* بدون تصحیح *Rician* و هیستوگرام مربوطه . ستون دوم : برون داده *NL-PCA* با تصحیح *Koay* و هیستوگرام مربوطه . ستون سوم : برآورد مانده ای نویز *NL-PCA* با اصلاح *Koay* و هیستوگرام مربوطه . ستون چهارم : برون داده *NL-PCA* با اصلاح *PCA* تابع پیشنهادی و هیستوگرام مربوطه . ستون پنجم : برآورد مانده ای نویز *NL-PCA* با اصلاح تابعی پیشنهادی و هیستوگرام مربوطه .

جدول 7: مقایسه دو طرح مختلف برآورد مقدار های مختلف نويز مانا / *Rician* (*ER*)

روش	سطح نويز					میانگین
	1%	3%	5%	7%	9%	
مانده های تابعی (معادله 11)	0.1029	0.0661	0.0514	0.0432	0.0361	0.0599
<i>ABM4D</i>	0.4965	0.1860	0.1388	0.1315	0.1387	0.2183

بهترین نتایج با اعداد سیاه نمایش داده شده است .

جدول 8: مقایسه دو طرح مختلف برآورد سطوح مختلف نويز متغیر فضایی *Rician*

روش	سطح نويز					میانگین
	1-3%	3-9%	5-15%	7-21%	9-27%	
<i>NL-PCA</i>	0.0850	0.0517	0.0400	0.0356	0.0355	0.0496
<i>ABM4D</i>	0.3524	0.1781	0.1745	0.1868	0.2012	0.2186

بهترین نتایج با اعداد سیاه نمایش داده شده است .

3-3-4 برآورد نويز متغیر فضایی *Rician*

روش تابع مانده ای پیشنهادی نیز از نظر شرایط و وضعیت نويز متغیر فضایی با روش *ABM4D* مقایسه شد . ما در این نمونه نیز از میدان نويز شبیه سازی شده مانند میدان موجود در تصویر برداری موازی استفاده کردیم . تابع مدلاسیون دارای ضرایب 1-3 به منظور تولید میدان نوفه ای در سطوح مختلف نويز *Rician* ضرب شد (1-9). جدول 3 نتایج برآورد نويز هر دو روش مقایسه شده را نشان میدهد. روش پیشنهادی در تمامی نمونه های بررسی شده به بهترین نتایج دست یافت .

3-4 مقایسه روشها

روشهای طرح شده را با پیشرفته ترین و به روز ترین روشهای نوفه زدایی *MRI* مقایسه کردیم . به طور اخص ، ما از روشهای *ODCT* و *PRI-NLM* و *ABM4D* برای تشخیص نویز مانا استفاده کردیم . صافی *SANLM* و *BM4D* انطباقی در نمونه نویز متغیر فضایی استفاده شد .

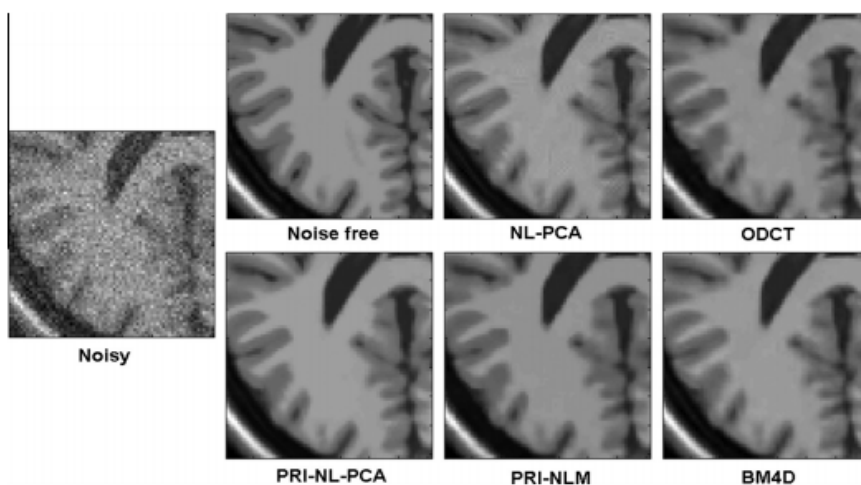
مقدار دقیق نویز افزوده شده به تصاویر در تمامی آزمایشات به روشهای *ODCT, PRI-NLM, ONL- NL-PCA, PRI-NL-PCA, BM4D* ارایه شدند در حالی که روشهای *PCA, OPRL-NL-PCA, BM4D* مستقیماً مقدار نویز را برآورد کردند (*ONL-PCA* و *OPRI-NL-PCA* نمونه های پنهان مربوطه هستند که مقدار مشخص نویز به این روشها جهت بررسی اثر برآورد نوفه به این روشها افزوده شد). اندازه های *PSNR* و *SSIM* فقط از نواحی پیش زمینه جهت ممانعت از اثرات پس زمینه بدست آورده شد. جدول 9 نتایج نویز مانا گاوسی و *Rician* را نشان میدهد. براساس این جدول ، روش *PRI-NL-PCA* در تمام نمونه ها به بهترین نتایج دست یافت (شایان ذکر است که روش *NL-PCA* نیز در تمامی نمونه ها روش *BM4D* را بهبود بخشید). براساس مشاهدات جدول 9 می توان نتیجه گرفت که نتایج *NL-PCA* و *PRI-NL-PCA* تقریباً مشابه هستند زیرا نسخه های *Oracle* آنها رفتار خوب پروسه برآورد نویز را توضیح می دهد. نمونه بصری این نتایج در شکل 8 نشان داده شده است.

جدول 9: نتایج *PSNIR* و *SSIM* روشهای مقایسه ای نویز مانا (گاوسی و *Rician*)

نویز	صافی	سطح نویز					
		%1	%3	%5	%7	%9 میانگین	
<i>Gaus</i>	<i>Noisy</i>	39.99/0.9	340.46/0.8	26.02/0.6	23.10/0.5	20.91/0.4	28.10/0.6
		70	14	56	30	33	81
	<i>ODCT</i>	43.78/0.9	37.53/0.97	34.88/0.9	33.18/0.9	31.91/0.9	36.27/0.9
	<i>T</i>	92	1	51	32	13	52
	<i>PRI-NLM</i>	4.22/0.99	38.34/0.97	35.58/0.9	33.75/0.9	32.37/0.9	36.85/0.9
		3	6	59	40	22	58
	<i>ONL-PCA</i>	44.80/0.9	38.93/0.97	36.39/0.9	34.70/0.9	33.39/0.9	37.64/0.9
		93	8	64	49	35	64
	<i>NL-PCA</i>	44.80/0.9	38.97/0.07	36.40/0.9	34.67/0.9	33.32/0.9	37.63/0.9
		94	9	64	48	31	63
	<i>OPR</i>	45.20/0.9	39.40/0.98	36.69/0.9	34.94/0.9	33.61/0.9	37.97/0.9

68	41	55	68	1	94	I-NL-PCA	
37.96/0.9 68	33.58/0.9 41	34.90/0.9 55	36.63/0.9 68	39.33/0.98 1	45.38/0.9 94	PRI-NL-PCA	
37.14/0.9 60	33.10/0.9 30	34.31/0.9 45	35.91/0.9 60	38.35/0.97 5	44.02/0.9 92	BM4D	
28.16/0.6 80	21.04/0.4 31	23.20/0.5 29	26.09/0.65 6	30.49/0.81 5	40.00/0.9 70	Noisy	Rician
35.89/0.9 48	31.53/0.9 05	32.90/0.9 27	34.70/0.9 49	37.38/0.97 0	42.96/0.9 91	ODCT	
36.66/0.9 55	31.98/0.9 13	33.47/0.9 35	35.42/0.9 57	38.28/0.97 6	44.14/0.9 93	PRI-NLM	
37.53/0.9 62	33.11/0.9 25	34.53/0.9 57	36.31/0.9 63	38.89/0.97 8	44.80/0.9 93	ONL-PCA	
37.43/0.9 60	32.88/0.9 23	34.37/0.9 43	36.23/0.9 62	38.90/0.97 8	44.79/0.9 94	NL-PCA	
37.83/0.9 66	33.28/0.9 35	34.75/0.9 52	36.59/0.9 67	39.35/0.98 1	45.20/0.9 94	OPR-I-NL-PCA	
37.85/0.9 66	33.28/0.9 35	34.74/0.9 52	36.58/0.9 67	39.34/0.98 1	45.31/0.9 94	PRI-NL-PCA	
36.99/0.9 58	32.88/0.9 24	34.17/0.9 42	35.84/0.9 59	38.35/0.97 5	44.09/0.9 92	BM4D	

بهترین نتایج با اعداد سیاه نشان داده شده است .



شکل 8: نمونه ای از کشف 9٪ نویز *Rician* مقایسه شده به وسیله صافی ها . نما نزدیک جهت ارزش گذاری

بهبتر تفاوت بین روش های مقایسه ای (اختلاف روش میتواند در نواحی شیار دار بهتر مشخص شود)

در شکل 8 نشان داده شده است.

جدول 10: نتایج *PSNIR* و *SSIM* روشهای مقایسه ای نویز متغیر فضایی

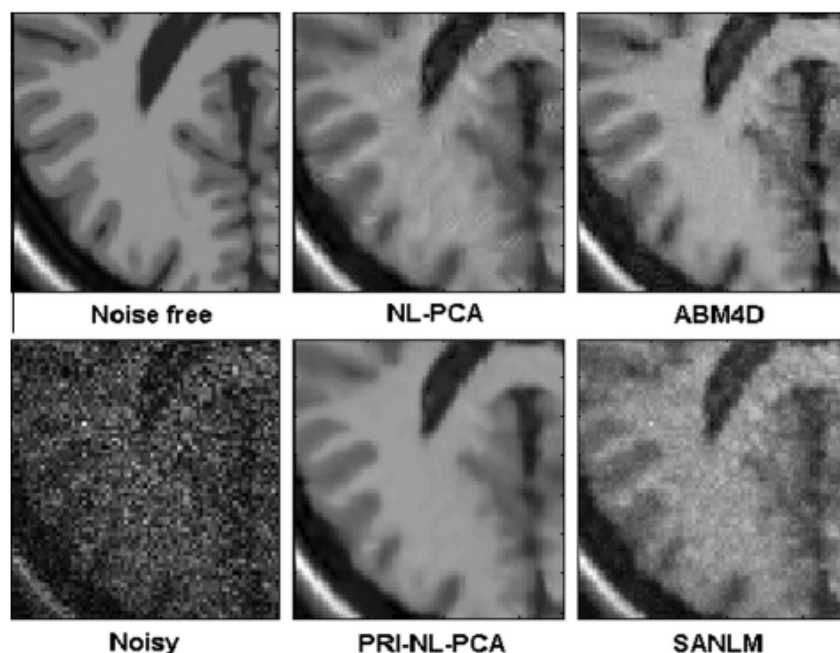
نویز	صافی	سطح نویز						
		1-3٪	3-9٪	5-15٪	7-21٪	27-9٪		
<i>Gauss</i>	<i>Noisy</i>	34.34/0.9 00	24.80/0.6 21	20.36/0.4 42	17.44/0.3 28	15.26/0.2 53	22.44/0.5 08	
	<i>ONL-PCA</i>	41.60/0.8 97	35.94/0.9 59	33.23/0.9 28	31.41/0.8 97	30.07/0.8 67	34.40/0.9 24	
	<i>NL-PCA</i>	41.66/0.9 87	35.95/0.9 58	33.17/0.9 25	31.31/0.8 91	29.92/0.8 57	34.75/0.9 37	
	<i>OPRI-NL-PCA</i>	42.19/0.9 89	36.33/0.9 65	33.53/0.9 39	31.59/0.9 11	30.10/0.8 82	34.77/0.9 37	
	<i>PRI-NL-PCA</i>	42.25/0.9 89	36.30/0.9 65	33.52/0.9 39	36.61/0.9 11	30.16/0.8 83	34.15/0.9 28	
	<i>ABM4D</i>	40.45/0.9 80	35.48/0.9 60	33.10/0.9 30	31.48/0.9 00	30.24/0.8 70	37.97/0.9 68	
	<i>SANLM</i>	40.38/0.9 80	34.50/0.9 40	31.57/0.8 90	29.61/0.8 30	28.11/0.7 80	32.83/0.8 84	
	<i>Rician</i>	<i>Noisy</i>	34.35/0.9 00	24.87/0.6 21	20.50/0.4 41	17.64/0.3 25	15.50/0.2 47	22.57/0.5 07
		<i>ONL-PCA</i>	41.59/0.9 87	35.87/0.9 58	32.99/0.9 25	30.93/0.8 90	29.28/0.8 54	34.13/0.9 23
		<i>NL-PCA</i>	41.64/0.9 87	35.77/0.9 56	32.74/0.9 17	30.48/0.8 73	28.42/0.8 24	33.81/0.9 11
<i>OPRI-NL-PCA</i>		42.18/0.9 89	36.20/0.9 64	33.16/0.9 33	30.92/0.8 97	29.22/0.8 61	34.34/0.9 30	
	<i>PRI-NL-PCA</i>	42.23/0.9 89	36.19/0.9 34	33.15/0.9 34	30.87/0.8 97	28.83/0.8 56	34.25/0.9 28	
	<i>ABM4D</i>	40.43/0.9 80	34.41/0.9 40	31.27/0.8 90	28.80/0.8 20	26.55/0.7 40	32.29/0.8 74	

31.18/0.8 68	26.43/0.7 40	28.73/0.8 10	31.16/0.8 70	34.29/0.9 40	40.28/0.9 80	SANLM M	
-----------------	-----------------	-----------------	-----------------	-----------------	-----------------	------------	--

بهترین نتایج با اعداد سیاه نشان داده می شود.

نتایج نویز متغیر فضایی گاوسی و *Rician* در جدول 10 ارائه شده اند. روش *PRI-NL-PCA* در اکثر نمونه ها بهترین نتایج را ارائه داد. اگر چه شیوه و روش *ABM4D* رفتار خوبی را در نویز بالا گاوسی نشان داد اما عملکرد خوبی را از خود در نویز *Rician* نشان نداد (احتمالاً به علت تصحیح نادرست اریب). نمونه بصری این نتایج در شکل 9 مشاهده می شوند.

بالاخره ، زمان های پردازش روش های مختلف مقایسه ای و تطبیقی تحلیل شدند. روش *ODCT* به طور متوسط با صرف 5 ثانیه سریع ترین روش بود و روش *PRI-NLM* با صرف 45 ثانیه مقام دوم را داشت. اجرا روش *SANLM* حدود 30 ثانیه طول کشید. روشهای *NL-PCA* و *PRI-NL-PCA* به ترتیب 185 و 320 ثانیه به طول انجامیدند ، در حالی که زمانی اجرا روش *BM4D* 567 ثانیه به طول می انجامید که مقدار و سطح نویز با روش مربوطه عرضه شود و زمانی این روش 1900 ثانیه طول میکشد که از به روش داخلی و درونی از داده ها برآورد شود (یاد آور می شویم که افزایش زمان پردازش *BM4D* ناشی از اجرا مسائل اجرایی است زیرا پژوهشگران اعلام نمودند که طول زمانی پردازش *ABM4D* فقط اندکی بیشتر از *BM4D* است).



شکل 9: نمونه نتایج صافی های تطبیقی در 27-9٪ از نويز *Rician* نما نزدیک این پروسه جهت ارزشگذاری تفاوت بین روشهای تطبیقی نشان داده می شود. شایان ذکر است که روش *NL-PCA* مصنوعاتی را در سطوح بسیار بالا نويز به علت وجود مولفه های نا حذفی نشان می دهد. توجه داشته باشید که روش *PRI-NL-PCA* برخلاف روش برشی *PCA* مصنوعاتی را به علت رفتار متفاوت پروسه میانگیری نشان نمی دهد.

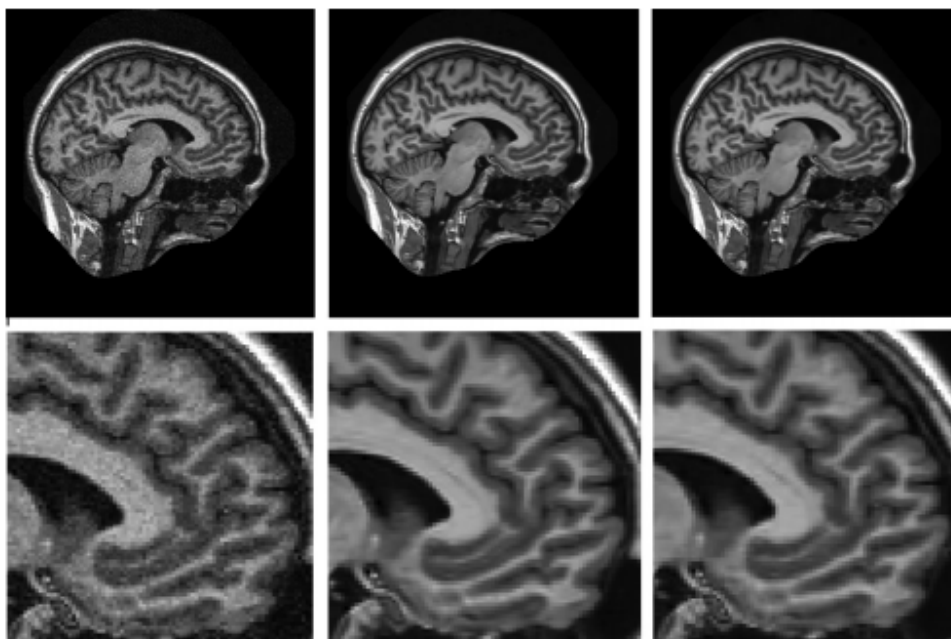
1-4-3 مقایسه داده های حقیقی

دو مجموعه داده به منظور مقایسه روشهای داده های حقیقی کلیکنیکی استفاده شدند. توالی حجمی *MP- TIW* با *RAGE* مجموعه داده های *OASIS* مورد نیاز اسکنر *Siemens 1.5T Vision* با $TR=9.7ms, TE=4ms, TI=20ms, TD=200ms$ ، زاویه وارونه 10° ، تفکیک صوتی $1 \times 1 \times 1.25mm^3$ و $256 \times 256 \times 128$ صوت اولین مجموعه داده ای است.

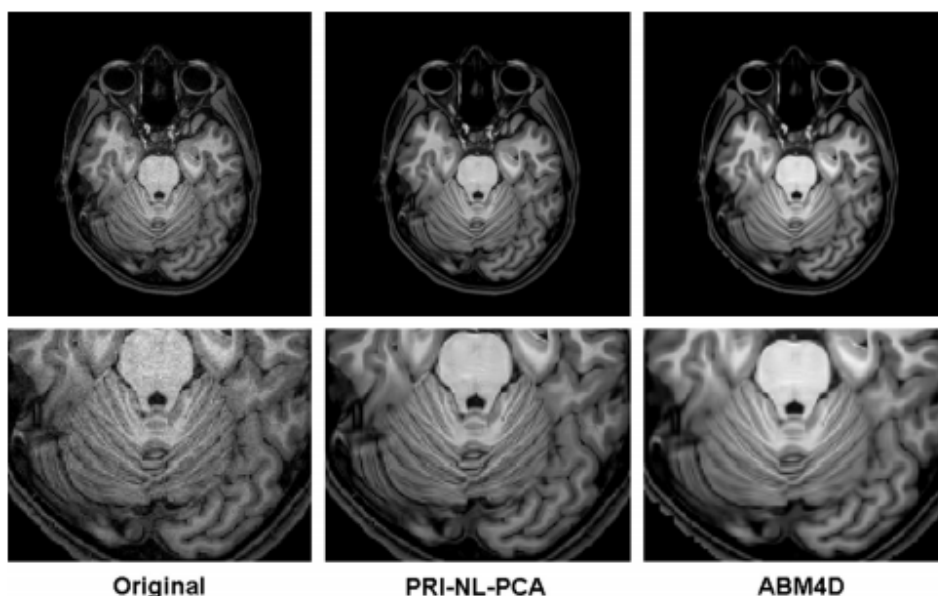
روش پیشنهادی *PRI-NL-PCA* به شیوه دیداری با روش *BM4D* مقایسه کردیم زیرا نويز در این حجم مانا تصور می شود. سطح نويز مانا در این نمونه (2٪) با استفاده از برآورد کننده نويز *Rician* کوپ و همکاران (2010) برآورد شد. روش *BM4D* سطح نويز برآورد شده روش کوپ استفاده کرد در حالی که روش *PRI-NL-PCA* سطح نويز را به شیوه فوق الذکر برآورد کرد. نتایج پالایش و فیلترینگ اولین مجموعه داده ها در شکل 10 نشان داده شده است. هر دو روش در این مجموعه داده ها بسیا ر خوب عمل کردند (روش *BM4D* نواحی شیار دار را تا حدودی تیره و لکه دار می کند). زمان پردازش این مجموعه داده ها با روش *PRI-NL-PCA* 240 ثانیه بود در حالی که روش *BM4D* 502 ثانیه به طول می انجامید.

دومین مجموعه داده با توالی حجمی *SENSE TIW* بیمارستان کیورون شهر ولینسیا اسپانیا بدست آورده شد که روی اسکنر *Philips Achieva 3 Tesla* (هلند) با $Tr=9.5ms, TE=4.6ms$ ، زاویه وارونه 8° ، $256 \times 256 \times 120$ صوت و تفکیک صوتی $0.96 \times 0.96 \times 1mm^3$ ضبط می شود.

شکل 11 مقایسه دیداری نتایج تولید شده با استفاده از روشهای *PRI-NL-PCA* و *ABM4D* را در نمونه دارای نویز متغیر فضایی نشان می دهد. روش *PRI-NL-PCA* در ضمن حفظ جزئیات تصویر منجر به حذف نویز شد، البته روش *ABM4D* تا حدودی برخی از جزئیات را بیش از حد هموار و یکنواخت میکرد. زمان پردازش این مجموعه داده با روش *PRI-NL-PCA* 227 ثانیه و با صافی *ABM4D* 398 ثانیه بود. کاهش زمان پردازش روش *ABM4D* نسبت به نتایج بدست آمده از طرح وب مغزی با این حقیقت توضیح داده می شود که پس زمینه این حجم توسط اسکنر به علت استفاده از توالی *SENSE* صفر تعیین می شود و احتمالاً روش *ABM4D* از محاسبه این ناحیه صرفه نظر میکند و بدین ترتیب زمان پردازش را به طور معناداری کاهش می دهد.



شکل 10



شکل 11

4- بحث و استدلال

ما در این مقاله صافی جدید PCA را طراحی کرده ایم که از خواص پراکندگی و گستردگی گروه های از قطعات مشابه به منظور کاهش موثر نویز در حالی سود می برد که بر علامت اساسی و بنیادی اثر اندکی دارد. همچنین ثابت کرده ایم که این صافی با ساخت تصویر راهنما برای صافی ابزار ناوردا چرخشی غیر محلی امکان کسب بهترین نتایج نوفه زدایی را در پروسه مقایسه فراهم می سازد.

روشهای پیشنهادی با پیشرفته ترین روشهای بررسی شرایط نویز مانا و متغیر فضایی گاوسی و $Rician$ مقایسه شده است و بهترین نتایج را بدست آورد. افزایش عملکرد روش های پیشنهادی مقایسه شده با روشهای پیشین میتوانند با استفاده از خواص خود شباهتی و گستردگی تصاویر توضیح داده شوند. در حقیقت، طبقه بندی قطعات مشابه جهت ساخت گروه همگن امکان دستیابی به تصویر بسیار نامتراکم را به وسیله استفاده از تجزیه PCA بدست می دهد. از این نظر، گزینش قطعه ما با اجرا گروه بندی قطعه در تصویر از پیش پالایش شده جهت مستحکم تر ساختن آن در شرایط بسیار نویزی بهبودیافت. بعلاوه، استفاده از تصویر راهنما پیش تصفیه شده بدست آمده از

روش *NL-PCA* متفاوت از روشهای دیگر *PCA* برآورد دقیق شباهت های جدید را به شیوه ناوردا چرخشی فراهم می سازد که به طور طبیعی منجر به کاهش بسیار موثر نویز در استراتژی ابزار غیر محلی می شود. تکنیک برآورد نویز در روش *NL-PCA* یکی از مهمترین دستاوردهای این مقاله است. برآورد نویز محلی به شیوه محلی از توزیع ارزش های ویژه تجزیه *PCA* محلی اجرا می شود که برآورد و پالایش میدان های متغیر نویز فضایی را ممکن می سازد. بعلاوه، تکنیک تصحیح اریب *Rician* معرفی شده است که برآورد علامت اصلی را افزایش می دهد. این تکنیک نه تنها برآورد سطح نویز محلی را منجر می شود بلکه نیز برآورد خودکار تعداد مولفه های معنادار را که باید به شیوه کاملاً خودکار حفظ شوند، ممکن می سازد. شایان ذکر است که این تکنیک می تواند در مورد مسائل دیگر نیازمند به برآورد تعداد مولفه ها استفاده شوند (مثل فرض رفتار تصادفی منابع تغییر پذیری در کاهش بعد چندی). همچنین روش جدید تصحیح برآورد کمتر از حد معمول نویز *Rician* را ارائه داده ایم. علی رغم سادگی این روش، توانایی آن در دستیابی به برآوردهای بسیار سریع و درست نویز محلی که روش های قبلی را بهبود می بخشند ثابت شده است.

از نظر کارآمدی و اثر بخشی، روش *PRI-NL-PCA* دو برابر سریع تر از روش *BM4D* است. و شش برابر سریع تر از روش *ABM4D* است. روش *PRI-NL-PCA* در مقایسه با روش جدید *BM4D* نویز مانا *Rician* به طور میانگین به افزایش 1 دی سیبل دست یافت. از نظر عملی، روش پیشنهادی می تواند به طور خودکار امکان استفاده از خطوط لوله پیش پردازش تکالیف تحلیل خودکار *MRI* را فراهم میسازد میتواند در نمونه های نویز مانا و متغیر فضایی استفاده شوند.

شایان ذکر است که روشهای پیشنهادی در این مقاله وجود نویز سفید را در تصویر فرض می کنند. زمانی این شرط تامین نمی شود که از تکنیک های شتابی مثل فوریه جزئی یا سوگیری و اریب متراکم استفاده شود. روشهای طرح شده این مقاله در این نمونه ها به علت ماهیت همبسته نویز نمی توانند مستقیماً استفاده شوند. این شرایط در تحقیقات آتی بررسی خواهند شد.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی