



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

نوفه زدایی تصاویر DT-MR با PCA تکرار کننده

چکیده مقاله

امروزه اکثر کاربردهای کلینیکی از تصاویر رزونانس مغناطیسی (MRI) برای تشخیص نابهنجاری های عصبی استفاده می کنند. انرژی منتشر و ساطع شده در طی ضبط تصویر MR با استفاده از برخی از تکنیک های ریاضی به تصاویر تبدیل می شود و این مسئله منجر به افزایش صدا و نویز می شود. بنابراین، باید اقدام به نوفه زدایی تصویر کنیم. اخیراً، اکثر کاربردهای کلینیکی از تصاویر دیفیوژن یا انتشار تنسور - MR(Diffusion Tensor MR) و با استخراج ویژگی های تصاویر اقدام به ردیابی بافت های عصبی میکنند. نویز در تصاویر DT-MR ردیابی بافت ها و تشخیص بیمارهای را مشکل تر می سازد. بنابراین هدف تحقیق ما نوفه زدایی تصاویر Diffusion TensorMR با کیفیت بهتر دیداری است. ما در این مقاله یکی از تکنیک های نوفه زدایی را مطرح می کنیم که از شاخص ماتریس شباهت ساختاری (SSIM) برای طبقه بندی قطعات مشابه استفاده میکند و تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده را در هر یک از گروه ها انجام می دهد. ما با اجرا میانگین وزنی مولفه اصلی به تصویر نوفه زدایی شده DT-MR دست می یابیم. برای دستیابی به کیفیت بهتر دیداری تصاویر نوفه زدایی شده از تکنیک تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده استفاده میکنیم.

کلمات کلیدی: تصویر DT-MR، SSIM و PCA تکرار کننده

1-مقدمه

دیفیوژن ام آر آ (Diffusion MRI یا DMRI) روش تصویر برداری رزونانس مغناطیسی (MRI) است که در اواسط دهه 1980 ظهور پیدا کرد. این روش امکان نگاشت و طراحی پروسه انتشار مولکول ها، به ویژه آب، را در بافت های بیولوژیکی، بافت های آزمایشگاهی و غیر مهاجم فراهم می سازد. Diffusion MRI که نیز تصویر برداری Diffusion Tensor یا DTI نامیده می شود در علوم پزشکی بسیار موفق بوده است. این نوع تصویر برداری اصولاً برای بررسی و درمان اختلالات عصب شناختی، و اصولاً برای بیماران مبتلا به سکته حاد استفاده می

شود. زیرا این شیوه قادر به یافتن نابهنجاری های در ساختمان الیاف و بافت ماده سفید و مدل های رسانایی مغز است. اثرات آنیزوتروپی انتشار با تصویر برداری Diffusion Tensor (DTI) میتواند کاملاً استخراج، مشخص و استفاده شوند و حتی جزئیات کامل تری را در مورد ریز ساختار بافت ارایه می دهد. DTI برای نمایش نابهنجاری ظریف در انواع بیماری ها (مثل سکته و اسکیزوفرنی)، یافتن بافت های مربوط به رسانایی الیاف استفاده می شود و در حال حاضر تبدیل به بخشی از پروتکل های معمولی و روزمره کلینیکی شده است.

پروسه تصویر برداری تصاویر DT-MR بیمار در اسکنر NRI قرار داده می شوند که میدان قوی مغناطیسی را در اطراف ناحیه تصویر برداری تشکیل می دهد. کاربردهای پزشکی اتکاء به کشف و تشخیص سیگنال فرکانس رادیویی ساطع شده به وسیله اتم های هیدروژن در بدن را استفاده از انرژی میدان نوسان مغناطیسی استفاده شده با فرکانس مناسب طنین انداز دارند. جهت گیری و مسیر یابی تصویر به وسیله تغییر میدان اصلی مغناطیسی و توسط بوبین های گرادیان کنترل می شود. از آنجایی که این بوبین ها به سرعت روشن و خاموش می شوند، می توانند نویزهای مشخص تکرار کننده اسکن MRI را بسازند. کنتراست بین بافت های مختلف با نسبت و سرعت برگشت اتم های تحریک شده به حالت تعادل مشخص و محاسبه می شوند.

DT-MRI تولید شده در طی حرکت بافت به وضعیت تعادل و حرکت آنیزوتروپیکی مولکول های آب، می تواند حاوی ارزش های شدت ناخواسته باشند. این ارزش های شدت ناخواسته نویز نامیده می شوند. وجود نویز تشخیص بیماری را مشکل تر می سازد. بنابراین به نوفه زدایی تصویر نیاز پیدا می کنیم. الگوریتم های موجود نوفه زدایی می توانند یک تصویر نوفه زدایی شده را ارایه دهند اما قادر به ارایه کیفیت خوب نیستند، مثلاً گاهی تصویر نوفه زدایی شده تیره و تاریک می شود و ساختار ریز و ظریف خود را از دست می دهد. بنابراین، روش پیشنهادی PCA تکرار کننده ما نوفه زدایی DT-MRI است که منجر به ایجاد تصاویر با کیفیت می شود.

ما در این مقاله تکنیکی را جهت اجرا نوفه زدایی معرفی میکنیم که قادر به حذف نویز با کیفیت بهتر می شود و بدین ترتیب تشخیص بیماری را ساده تر می سازد. تکنیک نوفه زدایی از تشابه ساختاری قطعات استفاده می کند و از تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده برای پروسه نوفه زدایی استفاده میکند. این روش از وجود درجه بالا زواید و افزودنگی در محتوا تصویر استفاده میکند.

تکنیک نوفه زدایی مبتنی بر PCA تکرار کننده از چهار مرحله تشکیل شده است. در مرحله اول، قطعات مشابه استخراج می شوند و با استفاده از ماتریس شاخص شباهت ساختاری (SSIM) طبقه بندی می شوند و تناظر یک به یک بین قطعات و گروه ها (نوفه زدایی غیر متراکم) وجود دارد. نوفه زدایی واقعی در مرحله دوم مثلاً با یافتن مولفه اصلی هر یک از گروه ها انجام می شود. تصویر نوفه زدایی شده پس از مرحله سوم بدست آورده می شود، اما اولین مرحله تکرار به ما حذف فقط مهمترین بخش خطا تصویر کمک می کند. برون داده و خروجی اولین تکرار باید برای دستیابی به تصویری با کیفیت خوب اصلاح شود. مقدار نویز موجود در برون داده و خروجی اولین تکرار برآورد می شود و استفاده از واریانس نویز همراه و در طول خروجی نوفه زدایی شده اولین تکرار به صورت برون داده به دومین تکرار جریان افزوده می شود. تکرار باید در مرحله دوم متوقف شود، وگرنه منجر به افت ساختار ریز می شود.

2- تحقیقات مرتبط

تکنیک نوفه زدایی تصویر پیشتر بررسی شده است. اکثر الگوریتم های نوفه زدایی تاکید بر این حقیقت دارند که نوفه زدایی می تواند با میانگین گیری حاصل شود. این میانگیری میتواند به طور مکانی و موضعی به وسیله فیلتر صافی سازی، صافی آنیزوتروپیک، فیلترینگ مجاور و همسایگی، محاسبه تغییرات یا حوزه فرکانس، فیلترهای وینر یا روشهای آستانه موجک انجام شوند. البته، نوفه زدایی تصویر اصلی I را تغییر نمی دهد.

تکنیک تبدیل موجک در حذف نویز از تصاویر استفاده شده است. این تکنیک علامت ورودی را به چندین مقیاس تجزیه می کند، که هر مقیاس مولفه های مختلف زمانی - فرکانس آستانه علامت اصلی را نشان میدهد و مدل برداری آماری روی هر یک از مقیاس های علامت جهت حذف نویز انجام می شوند. تبدیل معکوس به منظور دستیابی به علامت نوفه زدایی شده انجام توسط اصول ثابت موجک مثل انبساط و انتقال انجام می شود. دابو و همکاران از نظریه نمایش غیر متراکم در استراتژی نوفه زدایی تصویر استفاده میکنند که درون داده آن یک تصویر دو بعدی نوفه ای است. فیلترینگ تشریک مساعی از سه مرحله، تبدیل سه بعدی گروه ها، جمع شدگی طیف تبدیل، و معکوس سازی تبدیل سه بعدی تشکیل شده است. نویز به وسیله عملیات جمع شدگی و انقباض تفکیک می شود. اگر چه، این تکنیک به مسئله نوفه زدایی می پردازد، اما میتواند منجر به کاهش لبه ها و ساختارهای آن شود.

نمایش غیر متراکم SSIM میتواند برای نوفه زدایی تصویر استفاده شود. ریمان و همکاران با آموزش فرهنگ لغت اقدام به حذف نویز از تصویر مختل کردند که در آن تصویر اصلی می تواند به شیوه غیر متراکم در حوزه آن نمایش داده شود. این روش از شیوه KSVD جهت آموزش فرهنگ لغت استفاده میکند. فرهنگ لغت در این روش مستقیماً روی تصویر نوفه ای آموزش داده می شود و نوفه زدایی به طور موازی انجام می شود. PCA یک تکنیک ریاضی است که برای تبدیل ابعاد بالاتر مجموعه داده ها به ابعاد پایین تر استفاده می شود. این مقاله به بررسی نوفه زدایی تصویر با استفاده از روش تحلیل مولفه اصلی توسط گروه بندی پیکسل محلی (LPG) می پردازد. نویز و اطلاعات غیر بدیهی با انتقال مجموعه داده های اصلی به حوزه PCA و حفظ فقط چندین مولفه اصلی مهم می تواند حذف شود.

نوفه زدایی تصویر با تصویر وزنی انتشار که از PCA بسیار کامل استفاده میکند در مقاله جوز و همکاران توضیح داده شده است. متدولوژی ارائه شده در این مقاله ویژگی ماهیت چند مولفه ای و چند مسیری DWI را استفاده میکند. روش مورد بررسی در 7 حذف نویز لکه دار و خالدار موجود در تصاویر است. فیلترینگ هم ریختی با استفاده از تکنیک انتشار پیچیده مرتبه چهارم انجام می شود. متدولوژی مورد بررسی در 3 به بررسی میانگین غیر موضعی نوفه زدایی می پردازد که براساس سطح نویز می تواند انطباق پذیر باشد. مقاله چاندراکا ساکسانا و همکاران 8 به مسئله الگوریتم های نوفه زدایی تصویر مثل روش فیلترینگ، روش موجک، روش چند انحرافی و شکستگی می پردازد. زمانی روش فیلترینگ جهت نوفه زدایی تصویر مناسب است که تصویر با نویز نمک و فلفل خراب شود. زمانی روش موجک مناسب است که تصویر با نویز گاوسی مختل و خراب شود. اگر تصویر با نویز مشخصات پیچیده خراب شود، آنگاه روش چند شکستگی مناسبترین روش خواهد بود.

معمول ترین روش نوفه زدایی تصاویر MR میانگین ناموضعی است. روش 9 به مسئله نوفه زدایی تصاویر MR می پردازد که از برآورد دقیق حداکثر احتمال میانگین ناموضعی استفاده میکند که به پیشگیری از افت ساختارهای ریز و مرزهای لبه ای کمک میکند. آنها به منظور حفظ این ویژگی ها در زمان نوفه زدایی از تابع Geman-McClure جهت محاسبه وزن استفاده می کنند.

لی جون بائو و همکاران به نوفه زدایی تصویر کشش انتشار MR توسط استفاده از مفهوم پراکندگی می پردازند. آنها از تصویر MR DT به عنوان داده های ورودی استفاده می کنند و قطعات را بر اساس تشابه آنها گروه بندی

میکنند و از پنجره انطباق ساختاری جهت پیشگیری از اثر تیرگی لبه ها و افت ساختارهای ریز استفاده میکنند. گروه بندی قطعات مبتنی بر ماتریس شاخص تشابه ساختاری است. مولفه نویز آرایه های منتجه ساختاری - انطباقی در حوزه تبدیل توسط انقباض و جمع شدگی وینر تضعیف می شود. آنها در هر گروه مولفه اصلی را پیدا میکنند و سپس تبدیل ID Haar را انجام می دهند. بالاخره میانگین وزنی را جهت نوفه زدایی تصاویر Diffusion Tenspr MR انجام می دهند. ما با استفاده از این تکنیک با کمترین نویز به تصویر نوفه زدایی شده دست می یابیم. اما ما باید نویزهای بسیار کوچک را حذف کنیم. ما در روش نوفه زدایی PCA تکرار کننده خود از مرحله دوم استفاده میکنیم که به گروه بندی صحیح قطعات کمک میکند و با کمک به یافتن مولفه اصلی هر یک از گروه ها منجر به کاهش نویز های بسیار ریز می شود.

3- مدل پیشنهادی نوفه زدایی تصاویر DT-MR

هدف نوفه زدایی تصویر احیا تصویر اصلی از اندازه گیری نوفه ای است.

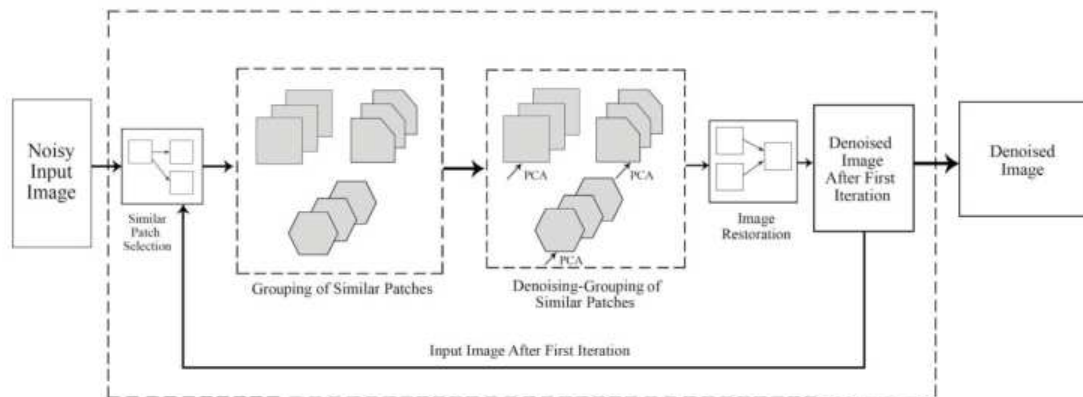
$$X(i)=I(i)+n(i) \quad (1)$$

که $X(i)$ ارزش مشاهده شده است، $I(i)$ ارزش حقیقی، $n(i)$ نویز در پیکسل I است. روش های متعددی جهت حذف نویز و احیا تصویر حقیقی I پیشنهاد شده است.

مدل پیشنهادی برای نوفه زدایی تصاویر DT-MR در شکل 1 نشان داده شده است. مرحله اولیه طبق این شکل گروه بندی قطعات را براساس تشابه انجام می شود. اندازه تشابه مورد استفاده در اینجا ماتریس شاخص تشابه ساختاری (SSMI) است که به تضمین همسازی موضعی کمک می کند. مرحله بعدی عملیات نوفه زدایی است. این عملیات با استفاده از تحلیل مولفه اصلی انجام می شود. این مجموعه از قطعات باید روی محیط PC طراحی شود و آستانه سازی سخت ضریب تصویر PC انجام شود. سپس و در نتیجه تبدیل وارونه و معکوس برآوردهای قطعه را آرایه می دهد.

میتوانیم رسماً تبدیل سه بعدی و تبدیل معکوس سه بعدی را به صورت 3D و 3D بنویسیم. این عملیات در تمام قطعات انجام می شود و سپس با اجرا میانگین وزن دار جمعی و تراکمی قطعات نوفه زدایی شده تصویر نوفه زدایی شده ساخته می شود. این عملیات در این مرحله شامل اولین سطح نوفه زدایی می شود. تحقیق موجود فوق الذکر مولفه های نویز فرکانس بالا را جهت ساخت تصویر نوفه زدایی شده حذف میکند. دومین تکرار مرحله های فوق

الذکر در تکنیک نوفه زدایی پیشنهادی ما جهت حذف مولفه نوز کم بسامد به منظور دستیابی به کیفیت بهتر تصویر نوفه زدایی شده انجام می شود. مولفه نوز بسامد بالا در مرحله اول حذف می شود.



شکل 1: مدل پیشنهادی نوفه زدایی بر پایه PCA تکرار کننده

گروه بندی و طبقه بندی قطعات در مرحله دوم با دقت بیشتری انجام می شود، و از این رو می توانیم هر گروه را با مولفه دقیق تر اصلی انجام دهیم منجر به اصلاح تصاویر با طرح آنها در موله دقیق تر اصلی شویم. تکرار در مرحله دوم باید حذف شود زیرا افزایش تعداد تکرارها منجر به افت و کاهش علامت می شود. مدول های متفاوت نوفه زدایی تصویر Diffusion Tensor MR به صورت زیر بیان می شوند.

3-1 گروه بندی قطعات مشابه

گروه بندی قطعات مشابه با استفاده از اندازه تشابه به نام ماتریس شاخص تشابه ساختاری (SSIM) انجام می شود. گروه بندی قطعات مشابه میتواند با استفاده از SSIM و آستانه سازی شاخص و قرار گیری کرانه ها روی میانگین قطعه مورد نظر به شیوه موثرتری انجام شود. تشابه دو قطعه میتواند با استفاده از معادله زیر یافت شود.

(2)

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

X, Y میانگین قطعات X, Y هستند، σ_x^2 و σ_y^2 واریانس قطعات X, Y هستند، و σ_{xy} کواریانس بین قطعات X و Y است، و C_1 و C_2 ثابت های هستند که جهت ممانعت از بی ثباتی در زمان نزدیکی میانگین و واریانس به صفر استفاده می شوند. SSIM همسازی موضعی را تضمین میکند. قطعات مختلف باید در زمان میانگین وزنی جدا

شوند. گروه بندی قطعات به صورت N_k روی منطقه مربعی دارای n اندازه و با پیکسل مرکزی k انجام می شود. این قطعات طبقه بندی شده به صورت آرایه مربع N_i روی هم انباشته می شوند.

2-3 نوفه زدایی هر یک گروه از قطعات مشابه

ابتدا تصویر I دارای مولفه نویز را پردازش کنید

$$X(i) = I(i) + n(i) \quad (3)$$

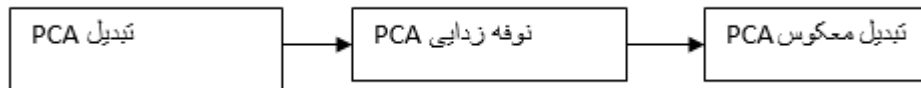
و $X_1, X_2, X_3, \dots, X_m$ گروهی از قطعات مشابه بدست آمده از مرحله 1 هستند. قطعات هر گروه به صورت آرایه ای چهار گوش مرتب می شوند. شکل 2 نوفه زدایی واقعی را با استفاده از PCA نشان می دهد. هر گروه از قطعات به حوزه PCA منتقل می شوند که ناهمبسته سازی نوفه و علامت اصلی را ساده تر میکنند. ماتریس کواریانس را جهت دستیابی به نوفه زدایی تصویر محاسبه کنید

$$\Sigma = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k y_k^T - \hat{y} \hat{y}^T \quad (4)$$

\hat{y} میانگین را نشان می دهد، Σ ماتریس کواریانس است، n تعداد قطعات در هر گروه است و ما گروهی از قطعه

ها را در پایه PC تجزیه میکنیم $V(i) = \{V_1(i), V_2(i), V_3(i) \dots, V_k(i)\}$

$$PCA(S_{X_{N_i}}^p) = \{\alpha_1(j), \alpha_2(j), \alpha_3(j), \dots, \alpha_k(j)\}$$



شکل 2: نوفه زدایی قطعات

ابتدا عملیات $\{\alpha_1(j), \alpha_2(j), \alpha_3(j), \dots, \alpha_k(j)\}$ بردار مختصات $Y(N_j^{SA})$ را در $V(i)$ و سپس استانه سخت را انجام می دهیم، در قطعه فرضی X فقط تعداد اندکی محور مناسب وجود دارد، اما محور های مربوطه از یک قطعه تا یک قطعه دیگر میتوانند متغیر باشند. بنابراین، آستانه سازی سخت براساس دامنه ضرایب اصلی استراتژی معقولی جهت پردازش ضریب اصلی است. این پروسه در هر گروه از قطعات تکرار می شود و منجر به ایجاد مولفه اصلی در هر گروه می شود.

3-3 ساخت تصویر نوفه زدایی شده

قطعات پس از تبدیل معکوس از حوزه PCA منجر به تولید مولفه اصلی هر گروه می شود. باید این قطعات را جهت تشکیل تصویر مشابه سازی کنیم. به این منظور میانگین وزنی قطعات را انجام می دهیم.

معادله میانگین گیری وزنی قطعات به شرح زیر است

$$W(i) = \frac{1}{(\sigma^2 N_c(i))}, \text{ if } N_c(i) \geq 1 \quad (5)$$

$W(i) = 1$ در غیر این صورت

$N_c(i)$ در عبارت فوق مولفه اصلی مورد استفاده برای نمایش قطعه است.

3-4 PCA تکرار کننده

تکنیک موجود نوفه زدایی را با استفاده از PCA تکرار کننده اصلاح کرده ایم. نوفه زدایی تصاویر DT-MR در تکنیک پیشنهادی در دو تکرار انجام می شود. مولفه های نویز فرکانس بالا در تکرار اول نوفه زدایی حذف می شوند. کیفیت تصویر به علت وجود مولفه های متعدد نویز کم بسامد در تصویر نوفه زدایی شده زیاد خوب نیست. برون داده اولین تکرار به منظور افزایش کیفیت تصویر انجام می شود. تکرار دوم مرحله فوق الذکر در تکنیک نوفه زدایی PCA تکرار کننده باید اجرا شود. ما I را پس از اولین تکرار تصویر نوفه زدایی شده I می نامیم، و v_x مانده نویز تصویر نوفه زدایی شده مثل $I=I+v_x$ است. پیش شرط تکرار دوم برآورد سطح مانده نویز v_x است که به صورت $v_x=E[V_x^2]$ مشخص می شود و آن را در دومین مرحله دوم نوفه زدایی وارد میکند. ورودی تکرار دوم تصویری با مولفه های نویز کم بسامد است. این تکرار منجر به گروه بندی قطعات مشابه می شود. بنابراین عملیات انقباض و همکشیدگی روی این گروه منجر به ایجاد مولفه اصلی بهتری می شود که به موجب آن پس از تکرار دوم قادر به تولید تصویر نوفه زدایی شده با کیفیت بهتری می شویم. پروسه تکرار باید در مرحله دوم یعنی پس از حذف مولفه های اصلی کم بسامد باید متوقف شود. تکرار بعدی میتواند منجر به افت مقادیر حقیقی علامت شوند و در نتیجه کیفیت تصاویر را کاهش دهند.

4- تحلیل عملکرد

از تحقیقات و مقالات دست نوشته های علمی مشهود است که تکنیک نوفه زدایی نقش مهمی را در تشخیص بیماری ایفا میکند. بسیاری از الگوریتم های نوفه زدایی تصاویر DT-MR موجود هستند، اما اکثر آنها کاربرد عملی آن را مشخص نمی کنند. این مسئله تشخیص بیماری را مشکل تر می سازد. اکثر نویز موجود در تصاویر پزشکی از

توزیع Rician پیروی می کنند. بنابراین ما به روش های توجه داریم که به مسئله نویز توزیعی Rician می پردازند.

4-1 - مجموعه داده ها

مجموعه داده ها را با استفاده از شبیه ساز استودیو DSI شبیه سازی کرده ایم. آزمایشاتی در خصوص داده های ترکیبی تولید شده به وسیله شبیه ساز و نیز مجموعه داده های واقعی، با واریانس های مختلف نویز مثل BLS، 5، 10، 15، 20، 30 انجام شده است. روش پیشنهادی نوفه زدایی با تحلیل مرسوم مولفه اصلی و روش BLS-GSM جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی مقایسه شدند. روش BLS-GSM از دانش قبلی تصاویر، تصویر مشاهده شده به عنوان اجزاء نوفه زدایی تحت قاب بیزی استفاده میکند. مجموعه داده های DT-MR از اطلس Brain بدست آمد. اندازه تصاویر 256×256 بودند. الگوریتم در Matlab کد گذاری شد. ملاک های متفاوت مقایسه بررسی شدند. عملکرد روش پیشنهادی با روش موجود از نظر SSIM، PSNR و تطبیق کیفیت دیداری مقایسه شد.

4-2 تولید نویز Rician

تصاویر DT-MR دامنه های از علامیت پیچیده ارزش گذاری شده هستند. اگر مولفه های حقیقی و تصویری علامت دارای نویز گاوسی باشند، آنگاه تصویر دامنه منتهی از نوع نویز توزیعی Rician خواهد بود. در صورتی علامت با نویز Rician خراب می شود که pdf علامت نویز دارای توزیع Rice باشد. P.D.F توزیع Rice عبارت است از

$$P(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + A^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xA}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

نویز Rician جمعی نیست، بلکه داده وابسته است. مجموعه ای از اعداد تصادفی را فرض کنید، که آنها را مقادیر شدت تصاویر بدون نویز تصور می کنیم. همانطور که در شبکه گسسته I بیان شد، $A = a_i | i \dot{0}$ است. فرض میکنیم که σ انحراف استاندارد نویز گاوسی است. دو مجموعه از اعداد تصادفی توزیع گاوسی را تهیه میکنیم $X = x_i | i \dot{0}$ و $Y = y_i | i \dot{0}$ با میانگین صفر و انحراف استاندارد یکسان σ . سپس $M = m_i | i \dot{0}$ اعداد توزیعی Rician هستند.

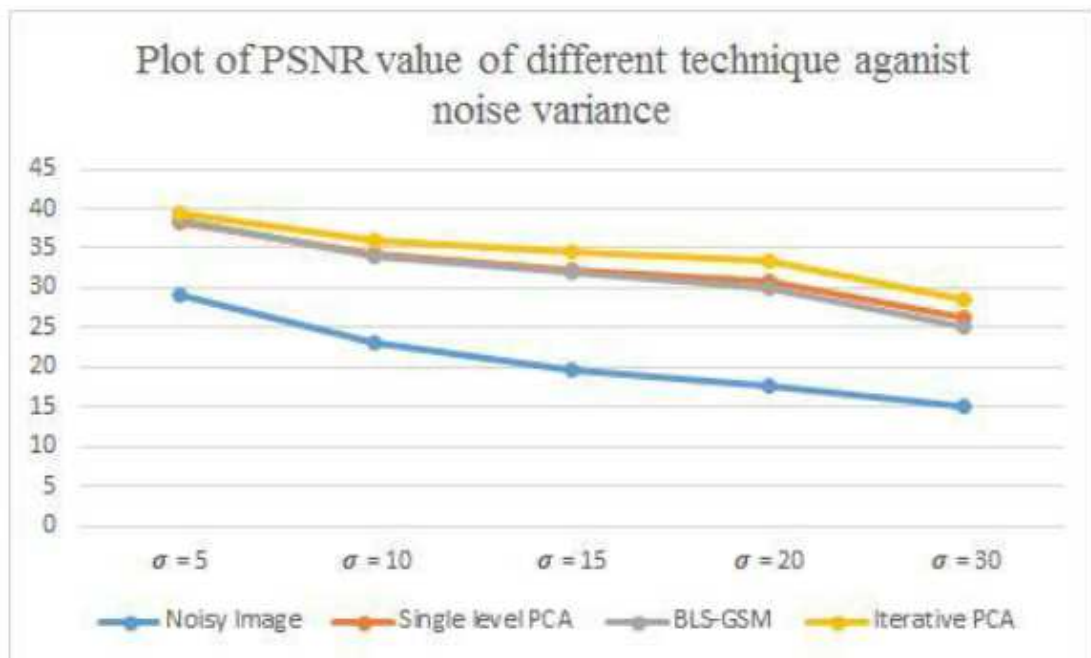
$$M_i = \sqrt{(a_i + x_i)^2 + y_i^2} \quad (7)$$

3-4 واریانس نویز

واریانس نویز از تصویر *DT-MR* برآورد شد. روش های زیادی برای برآورد واریانس نویز از داده های *DT-MR* وجود دارد. مجموعه مقادیر مطلق را با اجرا پیچش محاسبه کنید و ضرایب واریانس ها را مقایسه بندی کنید. واریانس نویز برآورد شده در روش تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده جهت دستیابی به تصویر بدون نویز به عنوان یک پارامتر استفاده شد.

4-4 تحلیل نتایج

نوفه زدایی غیر متراکم تصاویر *DT-MR* با دو نوع مجموع داده اعتبار یابی می شود. اولین مجموعه تصویر حقیقی *DT-MR* است و در داده های شبیه سازی شده قرار دارد. تصاویر مجموعه داده ها از نوع فرمت *DICOM* هستند. داده های شبیه سازی شده تصویر نویزی *DT-MR* مغز انسان را به ما ارائه می دهد. اعتبار یابی تکنیک پیشنهادی نوفه زدایی *PCA* تکرار کننده روی تصویر شبیه سازی شده با فرمت *DICOM* انجام می شود. *PSNR* و *MSSIM* تکنیک های مورد استفاده برای اعتبار یابی نوفه زدایی *PCA* تکرار کننده هستند.



شکل 3: طرحی از *PSNR* در برابر واریانس نویز

1-4-4 *PSNR* (نسبت حداکثر علامت به نویز)

$PSNR$ نسبت بین علامت و نویز است. ما با استفاده از ارزش و مقدار $PSNR$ می‌تواند به وجود مولفه نویز تصویر پی ببریم. اگر مقدار $PSNR$ مقدار بالاتر میانگین باشد آنگاه مولفه علامت بزرگتر از مولفه نویز در تصویر است

$$PSNR = 20 \log_{10}(L / \|X - Y\|_2) \quad (8)$$

جدول 1: مقادیر $PSNR$ تکنیک های نوفه زدایی سطح نویز تصاویر $DT-MR$ مغز

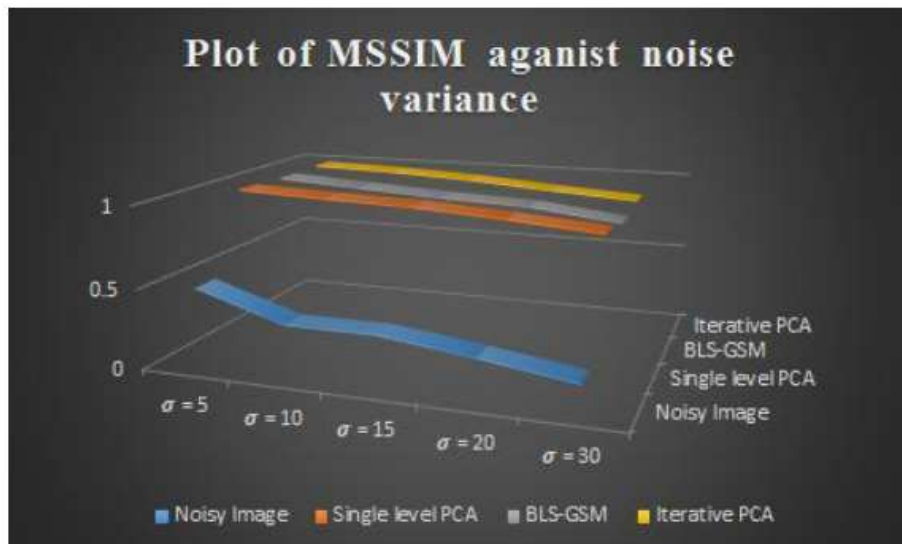
شاخص	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$	$\sigma=20$	$\sigma=30$
تصویر نویزی	20.05	23.02	19.53	17.53	14.97
PCA تک سطحی	38.43	34.24	32.18	30.86	26.36
$BLS-GEM$	38.48	34.02	31.88	29.85	25.03
PCA تکرار کننده	39.58	36.07	34.52	33.38	28.63

2-4-4 $NSSIM$ (ماتریس میانگین شاخص شباهت ساختاری)

$MSSIM$ یکی دیگر از متریک های ارزیابی عملکرد است که برای یافتن شباهت ساختاری بین تصویر ورودی نویز و تصویر خروجی نوفه زدایی شده استفاده می شود. مقدار $MSSIM$ که برابر با 1 است نشان می دهد که تصویر نوفه زدایی شده فاقد شباهت ساختاری بین ورودی نویز و تصویر خروجی نوفه زدایی شده نیست.

(9)

$$MSSIM = \frac{1}{|\Omega_i|} \sum_{i \in \Omega_i} SSIM(X(N_i), X(N_i))$$



شکل 4: طرحی از *MSSIM* در برابر واریانس نویز

SSIM تجزیه تصویر را به عنوان تغییر ادراک شده در اطلاعات ساختاری بررسی می کند. ما عملکرد روش های فوق را روی تصویر *DT-MR* مغز با سطوح مختلف واریانس نویز تحلیل کردیم و نتایج تحقیق ما در جدول زیر نشان داده شده است.

جدول 2: مقادیر *MSSIM* سطوح مختلف نویز تکنیک های نوفه زدایی در تصویر *DT-MR* مغز

شاخص	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$	$\sigma=20$	$\sigma=30$
تصویر نویزی	0.49	0.32	0.32	0.251	0.171
<i>PCA</i> تک سطحی	0.987	0.966	0.950	0.915	0.87
<i>BLS-GEM</i>	0.974	0.942	0.910	0.888	0.823
<i>PCA</i> تکرار کننده	0.980	0.966	0.941	0.90	0.865

براساس مشاهدات شکل 4 و جدول 2 می توان نتیجه گرفت که نوفه زدایی *PCA* تکراری در زمان مقایسه با سایر تکنیک های نوفه زدایی منجر به کاهش و افت ساختار تصویر و عملیات نوفه زدایی نمی شود.

3-4-4 مقایسه کیفیت دیداری و بصری

تکنیک های مختلف نوفه زدایی به طور بصری مقایسه شدند. الگوریتم ها روی تصاویر مختلف *MR* اجرا شدند. نتایج نشان می دهد که تصاویر نوفه زدایی شده با *PCA* تکرار کننده قابل رویت تر از الگوریتم *PCA* تک سطحی و *BLS-GSM* هستند. اولین جزئیات و مرزهای ساختاری در روش نوفه زدایی *PCA* تکراری بیشتر حفظ میشوند.

پیش بینی های تحلیل دیداری به شرح زیر هستند :

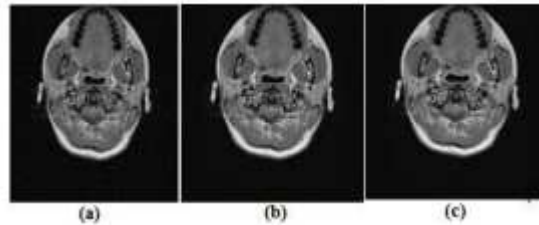
1- لبه ها و گوشه های تصویر باید به خوبی حفظ شوند.

2- جزئیات بافت تصویر نباید از بین روند

3- مصنوعات اندکی وجود دارد یا اصولاً مصنوعاتی مشاهده نمی شود

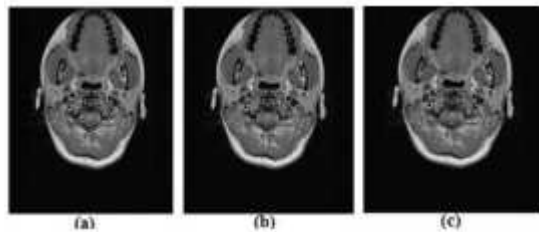
4- نواحی هموار باید تا حد امکان مسطح و یکنواخت باشند.

شکل 5 و 6 اثرات نوفه زدایی شده الگوریتم های تک سطحی PCA و نوفه زدایی PCA تکرار کننده را روی تصاویر $DT-MR$ مغز با واریانس های مختلف نویز نشان می دهند.



شکل 5: نوفه زدایی تصویر $DT-MR$ با استفاده از تکنیک های مختلف (a) تصویر ورودی نویزی با واریانس =

30، PCA تک سطحی (b) PCA تکرار کننده (c)



شکل 6: نوفه زدایی تصویر $DT-MR$ با استفاده از تکنیک های مختلف (A) تصویر ورودی نویزی با واریانس = 30،

(b) PCA تک سطحی (c) PCA تکرار کننده

5- نتیجه گیری

هدف روش پیشنهادی کاهش نویز $Rician$ در تصاویر $DT-MR$ توسط تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده بود. ما با استفاده از روش تحلیل مولفه اصلی تکرار کننده توانستیم خروجی مرحله اول را که منجر به حذف مولفه های نویز کم بسامد در فاز دوم می شد، اصلاح کنیم. روش پیشنهادی با روش کلاسیک تلیل مولفه اصلی و $BLS-GSM$ مقایسه شد. عملکرد روش با محاسبه $PSNR$ و $MSSIM$ اندازه گیری شد. این روش روی تصاویر پزشکی $DT-MR$ و تصاویر طبیعی $DT-MR$ آزمایش شد. این روش از نظر حفظ بهتر مرزهای لبه و حفظ جزئیات ظریف ساختاری در ضمن حذف نویز بهتر از روشهای دیگر عمل میکند. پیچیدگی محاسباتی میتواند با حذف قطعه کاهش داده شود.



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