



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

فیلتر میانگین غیرمحلی مستقل از دوران بر اساس کرنل گوسی و تنکی

امیر نبوتی<sup>۱</sup>، سیدجلال رستگارفاطمی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، nobovati@gmail.com

<sup>۲</sup>دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، jalal.pe77@gmail.com

چکیده - با هدف دستیابی به نتایج بهتر در حذف نویز تصویر به طور خاص یک روش  $RI-NLM3D$  مبتنی بر اوراکل پیشنهاد شده است که در آن شباهت‌های بین وکسل‌ها و  $patch$ ‌ها در تصویر نویزی با استفاده از روش  $ODCT3D$  محاسبه و سپس برای حذف نویز تصویر نویزی اصلی از آن استفاده می‌شود. در این روش از یک قاعده آماری مبتنی بر فاصله بین میانگین  $patch$ ‌های حجم پیش فیلتر شده استفاده می‌شود.  $patch$ ‌ها با یک اختلاف شدت بزرگتر از  $h$ ، کمکی به فرآیند حذف نویز نمی‌کنند. از این روش با عنوان  $NLM3D$  مستقل از دوران پیش فیلتر شده یاد می‌شود.

کلید واژه - حذف نویز، MRI، تنکی، خودتشابهی، کرنل گوسی، NLM.

## ۱- مقدمه

وجود آلودگی در مولفه‌های دامنه یا فرکانسی سیگنال ورودی که شکل سیگنال را تغییر می‌دهد و باعث بروز اختلال می‌شود، نویز نام دارد. نویز در اندازه‌گیری مقادیر خروجی یک سیستم تاثیر می‌گذارد آنچنان که مقدار ثبت شده آن با مقدار واقعی آن فرق دارد. اگر مقادیر شمارش حاصل از یک منبع رادیواکتیو را بطور مکرر اندازه بگیریم، می‌توانیم مقدار شمارش متوسط را محاسبه نماییم و سپس انحراف معیار را بدست آوریم. در این حالت، اندازه‌گیری‌های چندگانه برای بهتر کردن دقت اندازه‌گیری و تعیین دقیق‌تر مقدار متوسط انجام می‌شوند و نوسانات زیاد در اندازه‌گیری نشان‌دهنده نویز سیستم است. این نوسانات ذاتا اتفاقی یا تصادفی هستند و با تعیین انحراف معیار ارزیابی می‌شوند [1].

به دلایل مختلف در حین تبدیل تصویر از یک قالب به قالب دیگر مثلا تصویربرداری، کپی کردن، اسکن کردن، دیجیتالی کردن، انتقال در کانال، نمایش دادن، چاپ و یا فشرده‌سازی تصویر، همواره انواع گوناگونی نویز به تصویر افزوده می‌شود [۲]. یکی از مهم‌ترین مسائلی که باید به آن توجه کافی شود بحث نویز و کاهش آن‌ها در تصاویر پزشکی است. اگر اعوجاج‌های موجود در تصویر زیاد باشد، سیستم بینایی انسان قادر به ارزیابی خوبی از آن تصویر نخواهد بود که این ارزیابی ممکن است در جهت تشخیص بیماری یا تشخیص ساختارهای مختلف در تصویر مورد استفاده قرار بگیرد. نویز معمولا با انحراف استاندارد شدت سیگنال تصویر مربوط به یک شی یکسان در نبود آرتیفکت‌ها مشخص می‌شود. تصویر نویزی زمانی دیده می‌شود که



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

نرخ SNR کم باشد. آرتیفکت، لفظی عمومی است که به سیگنال‌های نامناسب تصویر در یک فضای خاص اشاره می‌کند یا باعث کاهش یا از بین رفتن دامنه سیگنال می‌شود. آرتیفکت و نویز RF اغلب به دلیل حضور و عملکرد دستگاه‌های پزشکی در محیط دستگاه تولید می‌شوند. [1].

معمولاً بخش‌های واقعی و فرضی داده‌های خام MR با نویز سفید افزودنی گاوسی دچار از هم گسیختگی می‌شوند که در اینجا فرض بر این است که در هر دو قسمت واقعی و فرضی، واریانس نویز یکسان است. با در نظر گرفتن دامنه داده‌های گروهی و مجتمع، نویز به نویز رایسین تبدیل می‌گردد. نویز را در دامنه تصاویر MR می‌توان به خوبی و با استفاده از توزیع رایسین مدل‌سازی کرد که این توزیع از روی یک مجموعه واحد از داده‌های خام هم محاسبه می‌شود. نویز رایسین انحرافی را در سنجش‌های MRI ایجاد می‌کند که می‌تواند بر شکل و جهت‌گیری تانسورهای موجود در تصاویر رزونانس مغناطیسی کارکردی (یا انتشاری) تاثیر بگذارند.

فیلترهای انتشار ناهمسانگرد قادر به حذف نویز با استفاده از اطلاعات گرادیان هستند در حالیکه ساختار تصویر را نیز حفظ می‌کنند [3]. کریسین و فرناندز [4] یک فیلتر انتشار ناهمسانگرد مبتنی بر تخمین حداقل خطای مربع میانگین (MSE) ارائه کردند، آنان معادلات تفاضل جزئی را برای حذف نویز رایسین به کار بردند. فیلترهای مبتنی بر موجک نیز عملکرد موفقیت‌آمیزی در حذف نویز تصاویر MRI داشته‌اند [5]. چنین فیلترهایی، جزئی از پردازش تصاویر در حوزه تبدیل هستند. سایر تبدیل‌هایی که برای حذف نویز بکار می‌روند، عبارتند از: آنالیز مولفه اصلی (6) [PCA] و تبدیل کسینوسی گسسته (7) [DCT]. در طول سال‌های اخیر، روش‌های تبدیل محلی نتایج بسیار خوبی را بدست آورده‌اند [6-8].

در دیگر روش‌هایی که پیشنهاد شده است، بجای استفاده از مفهوم DCT از مفهوم patch تصویر استفاده می‌شود [9-11]. Patch‌ها در حقیقت نواحی مختلف یک تصویر هستند که بر مبنای نیاز تعیین می‌شوند. این نواحی می‌توانند با یکدیگر همپوشانی داشته باشند یا کاملاً جدای از یکدیگر باشند. به منظور تحلیل تصاویر در رویکردهای مختلف، از میزان شباهت patch‌ها بهره می‌گیرند. تمام این روش‌ها از این واقعیت نشأت می‌گیرند که یک تصویر می‌تواند بصورت یک ترکیب خطی از تصاویر پایه با ضرایب غیرصفر بیان شود. این ویژگی که تُنکی نامیده می‌شود، هسته اصلی استانداردهای فشرده‌سازی در تصاویر JPEG و ۲۰۰۰ JPEG می‌باشد. برخی از روش‌های حذف نویز تصاویر، مبتنی بر ویژگی‌های خودتشابهی تصاویر هستند. این ویژگی‌ها به معنای تشابه بخشی از تصویر با کل تصویر هستند که می‌توانند راهکاری در تحلیل تصاویر باشند. فیلتر میانگین‌های غیرمحلی (NLM) به عنوان یک روش جدید توسط بوآدس و همکارانش ارائه شد [12]. این روش یک روش بسیار ساده و موثر برای کاهش نویز است که کمترین تاثیر را بر روی ساختارهای اصلی تصویر بجای می‌گذارد. این روش مبتنی بر افزونگی طبیعی الگوها در تصاویر می‌باشد. بعد از این از فیلتر بهبودیافته NLM برای حذف نویز در تصاویر MRI استفاده شده است که نتایج بهتری نیز نسبت به روش‌های قبلی داشته است [13-16].



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

## ۲- روش کرنل

در یادگیری ماشین، روش‌های کرنل دسته‌ای از الگوریتم‌ها برای تجزیه و تحلیل‌های الگو می‌باشند، که بهترین عضو آن ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌باشد. به طور کلی کار تجزیه و تحلیل الگو برای پیدا کردن و مطالعه انواع کلی رابطه‌ها (برای مثال خوشه‌بندی‌ها، رتبه‌بندی، مولفه‌های اصلی، همبستگی‌ها، طبقه‌بندی‌ها) در مجموعه داده‌ها می‌باشد. برای بسیاری از الگوریتم‌ها که این وظایف را حل می‌کنند، داده‌ها در نمایش خام باید صریحاً در بردار ویژگی نمایش داده شده با نقشه ویژگی کاربر خاص، انتقال داده شوند. در مقابل، روش‌های کرنل به کرنل کاربر خاص نیاز دارند، به عنوان مثال، تابع تشابه روی جفت نقاط داده در نمایش خام.

روش‌های کرنل نام خود را مدیون استفاده از توابع کرنل هستند که آنها را برای عملیات در ابعاد بالا، فضای ویژگی ضمنی بدون محاسبه مختصات اطلاعات در آن فضا قادر می‌سازد، با این وجود ضرب‌های داخلی بین تصاویر تمام جفت اطلاعات در فضای ویژگی به سادگی محاسبه می‌شوند. این عملیات اغلب محاسبات ارزانتری نسبت به محاسبات صریح مختصات دارند. این روش ترفند کرنل نامیده می‌شود. توابع کرنل برای دنباله داده‌ها، گراف‌ها، متن، تصویر و همچنین بردارها معرفی شده‌اند.

## ۲-۱- کرنل تابع پایه شعاعی

روش‌های کرنل نام خود را مدیون استفاده از توابع کرنل هستند که آنها را برای عملیات در ابعاد بالا، فضای ویژگی ضمنی بدون محاسبه مختصات اطلاعات در آن فضا قادر می‌سازد، با این وجود ضرب‌های داخلی بین تصاویر تمام جفت اطلاعات در فضای ویژگی به سادگی محاسبه می‌شوند. این عملیات اغلب محاسبات ارزانتری نسبت به محاسبات صریح مختصات دارند. این روش ترفند کرنل نامیده می‌شود. توابع کرنل برای دنباله داده‌ها، گراف‌ها، متن، تصویر و همچنین بردارها معرفی شده‌اند.

در یادگیری ماشین، کرنل تابع پایه شعاعی که کرنل گوسی یا کرنل RBF نیز خوانده می‌شود، یک تابع کرنل عمومی است. این کرنل، محبوب‌ترین تابع کرنلی است که در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبانی<sup>۱</sup> (SVM) مورد استفاده قرار می‌گیرد. کرنل گوسی بر روی نمونه‌های  $x$  و  $x'$  که بیانگر بردارهای ویژگی در فضای ورودی است به شکل زیر تعریف می‌شود؛

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x-x'\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$\|x - x'\|_2^2$  به عنوان مربع فاصله اقلیدسی بین دو بردار ویژگی در نظر گرفته می‌شود.  $\sigma$  یک پارامتر آزاد است [17].

<sup>1</sup> support vector machine



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

$$K(x, x') = \exp(\gamma \|x - x'\|_2^2) \quad (۲)$$

## ۲-۲- کرنل گوسی

کرنل گوسی در ابعاد یک، دو و چند بعدی به شکل زیر تعریف می‌شود؛

$$G_{1D}(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (۳)$$

$$G_{2D}(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (۴)$$

$$G_{ND}(\vec{x}, \sigma) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^N} e^{-\frac{|\vec{x}|^2}{2\sigma^2}} \quad (۵)$$

$\sigma$ ، تعیین‌کننده عرض کرنل گوسی است. در آمار زمانی که تابع چگالی احتمال به صورت گوسی در نظر گرفته شود،  $\sigma$  انحراف معیار و مربع آن،  $\sigma^2$ ، واریانس نامیده می‌شود. در ادامه زمانی که یک تابع دیافراگم از برخی مشاهدات، به صورت گوسی باشد،  $\sigma$  به عنوان مقیاس درونی یا مقیاس کوتاه با مقادیر مثبت و مخالف صفر در نظر گرفته می‌شود.  $\frac{1}{2\pi\sigma^2}$  و  $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$  به ترتیب ثابت‌های نرمال‌سازی کرنل‌های گوسی با ابعاد یک، دو و چند بعدی هستند (علت آن است که مقدار انتگرال تابع نمایی واحد نیست). با ثابت نرمال‌سازی کرنل گوسی به یک کرنل نرمالیزه تبدیل می‌شود و به این ترتیب انتگرال در کل دامنه برابر با مقدار واحد خواهد بود. نرمال‌سازی تضمین می‌کند، زمانی که تصویر توسط این کرنل تار می‌شود، میانگین سطح خاکستری تصویر بدون تغییر باقی می‌ماند [18].

## ۳- استفاده از کرنل گوسی برای خودتشابهی

### ۳-۱- فیلتر میانگین غیر محلی مستقل از دوران

برای جلوگیری از مشکل دوران، می‌توان جهت‌گیری هر *patch* را تخمین زد و پیش از محاسبه نرم  $L2$  آن را تصحیح کرد [19] و [20] اما این روش بسیار وقت گیر است و بار محاسباتی بالایی دارد، از این رو فرآیند حذف نویز را بسیار مشکل می‌کند. بجای اصلاح جهت‌گیری *Patch* ها می‌توان از یک اندازه‌گیری مستقل از دوران برای توصیف اطلاعات *Patch* استفاده کرد [20] و



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

[21]. به عنوان مثال، هو<sup>۲</sup> و زرنیک<sup>۳</sup> تصویر مستقل از دوران را توصیف کردند [22] و [23]. اما چنین توصیف‌هایی به نویز حساس هستند و قابلیت آنها در ارائه اطلاعات Patch منجر به کاهش سرعت بصورت افزایش توان نویز می‌شود.

در روش فوق، یک معیار اندازه‌گیری تشابه موثر که مستقل از دوران و مبتنی بر شدت وکسل و میانگین Patch محلی متناظرست، ارائه گردیده است. فاصله بین میانگین‌های Patch برای در نظر گرفتن این موضوع که این فاصله بخاطر استفاده از صافی گوسین، تقریباً سه برابر کوچکتر از میانگین فاصله وکسل بوده، ضرب در ۳ شده است. همچنین استفاده از مقدار میانگین ناحیه اطراف وکسل، معیار تشابه را در برابر نویز نیرومندتر می‌سازد و آرتیفکت تجمیعی را، که می‌توانست منجر به تولید تصاویر کارتونی مانند شود، کاهش می‌دهد. زمانیکه این فیلتر به سطح نویز متوسط و بالا اعمال گردید نتایج ضعیفی تولید می‌کند. اما این روش زمانی که با یک گام پیش فیلتر ترکیب گردید می‌تواند به نتایج نویززدایی خوبی دست یابد.

الگوریتم روش فوق به ترتیب زیر است:

گام ۱: ورود تصویر MR نویز دار  $y_z$

گام ۲: تقسیم تصویر نویزدار  $y_z$  به  $z$  بلوک در اندازه  $3 \times 3 \times 3$  وکسل.

گام ۳: تخمین زاویه دوران بین بلوک‌ها که یک وکسل خاص در بلوک، که به آن سنتروید(مرکزی) گفته می‌شود، به اندازه آن (زاویه) حول مرکز بلوک دوران کرده.

گام ۴: برای هر وکسل در Patch اول  $b1$ ، مکان وکسل متناظر در Patch دوم  $b2$  را با دوران بردار آن به اندازه زاویه تخمینی گام ۳، بیابید.

گام ۵: محاسبه میانگین محلی Patch بلوک‌های  $b1$  و  $b2$  با استفاده از فرمول (۶):

$$w(i, j) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{(y(i) - y(j))^2 + 3(\mu_{N_i} - \mu_{N_j})^2}{2h^2} \right)} \quad (6)$$

<sup>2</sup> Hu

<sup>3</sup> Zernike



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

$\mu_{N_j}$  و  $\mu_{N_i}$  مقدار میانگین  $patch$  های  $N_j$  و  $N_i$  حول وکسل های  $i$  و  $j$ ، و  $h$  انحراف استاندارد نویز مربوطه است.

گام ۶: از مقدار وکسل مرکزی  $Patch$  ها میانگین گرفته شده و مقدار اصلی تخمین زده می شود.

### ۳-۲ - فیلتر میانگین غیر محلی مستقل از دوران مبتنی بر اوراکل

در این قسمت با هدف دستیابی به نتایج بهتر، به طور خاص یک روش  $RI-NLM3D$  مبتنی بر اوراکل پیشنهاد شده است که در آن شباهت های بین وکسل ها و  $patch$  ها در تصویر نویزی با استفاده از روش  $ODCT3D$  محاسبه می شود، سپس برای حذف نویز تصویر نویزی اصلی از آن استفاده می شود.

الگوریتم روش پیشنهادی به صورت زیر خلاصه می شود:

گام ۱: ایجاد تصویر نویزی با اضافه نمودن نویز به تصویر اصلی.

گام ۲: محاسبه شباهت بین پیکسل ها و  $patch$  ها با استفاده از روش  $ODCT3D$ .

گام ۳: وزن دهی جدید  $\beta(i, j)$  به تصویر پیش فیلتر شده با معادله (۷)

$$\hat{x}(i) = \frac{\sum_{j \in \Omega} \beta(i, j) y(i)}{\sum_{j \in \Omega} \beta(i, j)} \quad (7)$$

$$\beta(i, j) = \frac{1}{2} \left( \frac{(\hat{x}^0(i) - \hat{x}^0(j))^2 + 3(\mu_{N_i}^0 - \mu_{N_j}^0)^2}{2h^2} \right)$$

$$= e$$

وزن جدید  $\beta$  با استفاده از تصویر  $x^0$  حذف نویز شده  $ODCT3D$  محاسبه و برای حذف نویز تصویر نویزی  $y$  بکار گرفته می شود.

گام ۴: جلوگیری از محاسبات بی فایده با استفاده از معادله (۸) مبتنی بر فاصله بین میانگین  $patch$  های حجم پیش فیلتر شده:



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

$$\beta(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left( \frac{(\hat{x}^0(i) - \hat{x}^0(j))^2 + 3(\mu_{N_i}^0 - \mu_{N_j}^0)^2}{2h^2} \right) & \text{if } |\mu_i^0 - \mu_j^0| < h \\ e & \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

پارامتر  $h$  که کنترل کننده طول فیلتر است بجای  $\sigma$  بر روی  $0/4\sigma$  تنظیم می شود. همانند آنچه که در مرجع [13] آمده است، شعاع حجم جست و جو،  $\Omega$ ، بر روی ۵ و کسل تنظیم می شود که از جست و جوی حجم سه بعدی و کسل های  $11 \times 11 \times 11$  نتیجه می شود. حجم های جست و جوی بزرگ تر، نتایج را تنها در حاشیه بهبود می بخشند اما بار محاسباتی را به طور قابل توجهی افزایش می دهند.

گام ۵: تطبیق با نویز رایسین با ایجاد تخمین بدون بایاس از میانگین های بلوکی برای حفظ توزیع رایسین با معادله (۹):

$$\hat{x}(i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^V \theta_j \eta(\hat{x}_j(i))}{\sum_{j=1}^V \theta_j}} \quad (9)$$

اپراتور  $\eta$  تابع نگاشت است که با استفاده از رابطه (۱۰) تخمین بدون بایاس را برای تخمین با بایاس انجام داده شده،

فراهم می کند:



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

$$\hat{x}_j(i) = \frac{\pi}{2} \times \exp\left(-\frac{\phi_j(i)^2}{2}\right) \left( \left(1 + \frac{\phi_j(i)^2}{2}\right) I_0\left(\frac{\phi_j(i)^2}{4}\right) + \left(\frac{\phi_j(i)^2}{2}\right) I_1\left(\frac{\phi_j(i)^2}{4}\right) \right)^2 \quad (10)$$

$$\phi_j(i) = \frac{x_j(i)}{\sigma}$$

که  $\hat{x}_j(i)$  و  $x_j(i)$  تخمین‌های با بایاس و بدون بایاس مربوط به بایاس رایسین در موقعیت  $i$  از بلوک  $j$  هستند.  $I_0$  و  $I_1$  به ترتیب توابع بسل تعریف شده از مرتبه صفر و یک و  $\sigma$  انحراف استاندارد نویز می باشد. سپس تخمین بدون بایاس نهایی با نگاشت مستقیم تخمین‌های با بایاس بر روی تخمین‌های بدون بایاس، با استفاده از یک جدول از پیش محاسبه شده انجام می‌شود. در نتیجه میانگین وزن‌دهی شده که با اعمال روش *PRI-NLM3D* تولید می‌شود، به دلیل عدم تقارن توزیع رایسین بایاس خواهد شد. برای جلوگیری از چنین بایاسی، یک روش تصحیح بایاس اتخاذ می‌شود که در مراجع [16] و [24] از آن استفاده شده است. تخمین گر *PRI-NLM3D* بدون بایاس به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\hat{x}(i) = \sqrt{\max\left(\left(\frac{\sum_{j \in \Omega_i} \beta(i, j) y(i)^2}{\sum_{j \in \Omega_i} \beta(i, j)}\right) - 2\sigma^2, 0\right)} \quad (11)$$

#### ۴- شبیه سازی

به منظور شبیه‌سازی روش‌های ارائه شده، در گام اول تصویر سه بعدی *MRI* مغز که دارای حجم  $181 \times 217 \times 181$  می باشد در وزن های  $T1w$ ،  $T2w$ ،  $PDw$  با وضوح *Imm* مورد استفاده قرار می دهیم که با سطوح مختلفی از نویز *Rician* (15% - 1 حداکثر شدت) خراب شده بودند. نویز *Rician* با افزودن نویز گوسین به بخش‌های واقعی و موهومی تولید و سپس دامنه تصویر محاسبه شده است. دو معیار اندازه‌گیری کیفی برای ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اولین معیار خطای





اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

مقدار موثر<sup>۴</sup> یا  $RMSE$  است.  $RMSE$  تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی می‌باشد. این معیار ایزاری برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده‌است و برای مقایسه چند مجموعه داده کاربرد ندارد. دومین معیار شاخص شباهت ساختاری<sup>۵</sup> یا  $SSIM$  است که یک روش اندازه‌گیری یا پیش‌بینی کیفیت تصویر و ویدئو است و با سیستم بینایی انسان سازگار می‌باشد:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (12)$$

$\mu_x$  و  $\mu_y$  مقدار میانگین تصاویر  $x$  و  $y$ ،  $\sigma_x$  و  $\sigma_y$  انحراف استاندارد تصاویر  $x$  و  $y$ ،  $\sigma_{xy}$  کواریانس  $x$  و  $y$ ،  $c_1 = (k_1L)^2$  و  $c_2 = (k_2L)^2$  (  $k_1 = 0.01$  و  $k_2 = 0.03$  ). همانطور که وانگ<sup>۶</sup> و همکارانش پیشنهاد کرده‌اند، شاخص  $SSIM$  بصورت محلی و با استفاده از یک کرنل گوسی، از وکسل‌های  $3 \times 3 \times 3$  تخمین زده می‌شود. در نهایت از مقدار میانگین تخمین‌های محلی به عنوان یک متریک کیفیت استفاده می‌شود. برای وضوح، هر دو معیار تنها در ناحیه مورد علاقه (بافت سر) که با حذف زمینه بدست آمده است، تخمین زده می‌شود.

در شکل (۱) تا (۳) تاثیر عملکرد فیلتر پیشنهادی و فیلتر  $ODCT3D$  بر داده‌ها را مشاهده می‌کنید که در نمودارهای (۱) تا (۳) میزان حذف نویز هر دو فیلتر با هم مقایسه شده است :

<sup>4</sup> Root Mean Squared Error

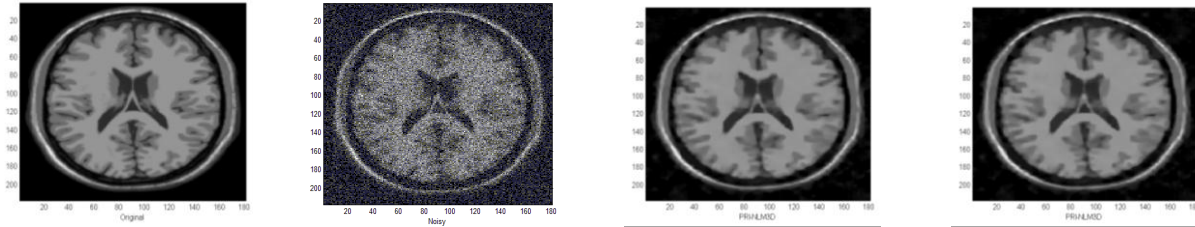
<sup>5</sup> structural similarity index

<sup>6</sup> Wang

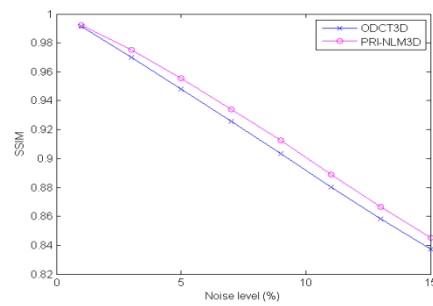
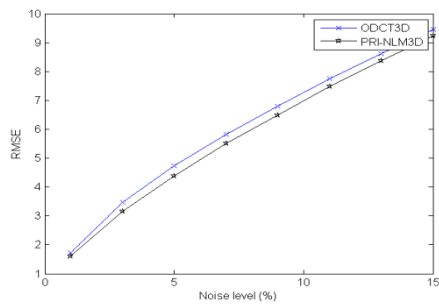


اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

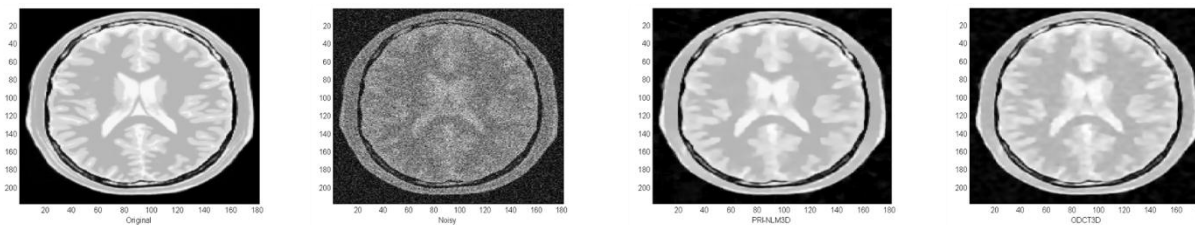
واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵



شکل ۱: حذف نویز با دو فیلتر  $PRI-NLM3D$  و  $OCDT3D$  بر داده با وزن  $T1w$



نمودار ۱: مقایسه دو فیلتر  $OCDT3D$  و  $PRI-NLM3D$  در حذف نویز بر داده با وزن  $T1w$  چپ: با شاخص سنجش  $RMSE$  راست: با شاخص سنجش  $SSIM$

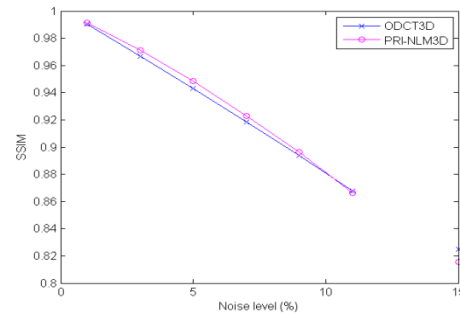
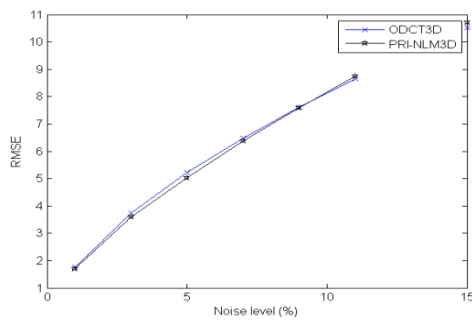


شکل ۲: حذف نویز با دو فیلتر  $OCDT3D$  و  $PRI-NLM3D$  بر داده با وزن  $PDw$



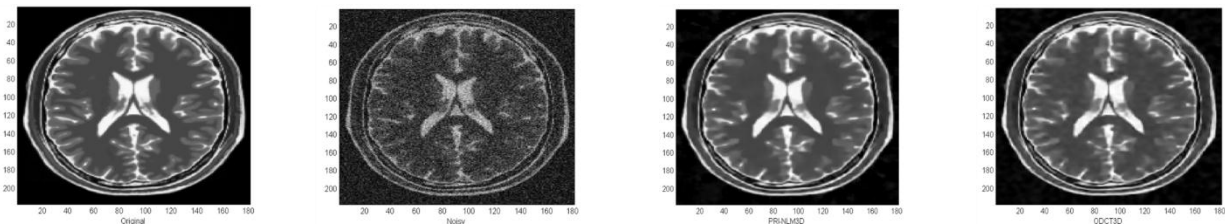
اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

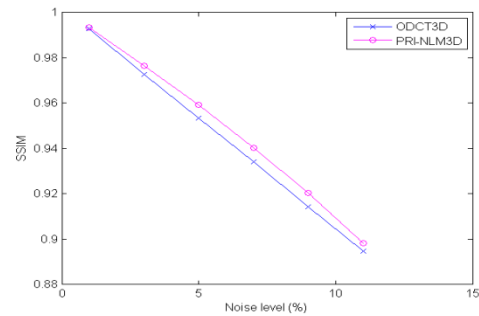
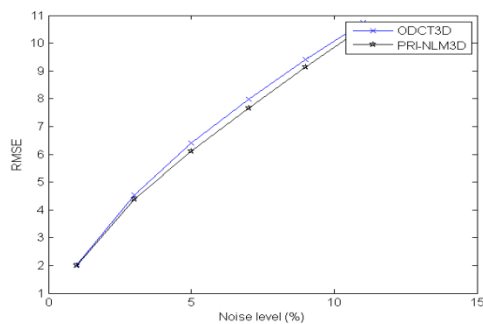


نمودار ۲: مقایسه دو فیلتر  $OCDT3D$  و  $PRI-NLM3D$  در حذف نویز بر داده با وزن  $PDw$

چپ: با شاخص سنجش  $RMSE$  راست: با شاخص سنجش  $SSIM$



شکل ۳: حذف نویز با دو فیلتر  $OCDT3D$  و  $PRI-NLM3D$  بر داده با وزن  $T2w$



نمودار ۳: مقایسه دو فیلتر  $OCDT3D$  و  $PRI-NLM3D$  در حذف نویز بر داده با وزن  $T2w$  چپ: با شاخص سنجش  $RMSE$  راست: با

شاخص سنجش  $SSIM$



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

## ۵- نتیجه گیری

در این پژوهش یک روش برای حذف نویز تصاویر *MRI* معرفی و شبیه سازی شد که در آن از دو ویژگی تصاویر *MRI* یعنی تُنکی و خود تشابهی استفاده شد. روش فوق مبتنی بر کرنل گوسی است. بهبود دقت در روش *PRI-NLM3D* را می توان از دو علت دانست: اول آنکه روش *ODCT3D* از مزیت تراکم بالا یا تُنکی تصویر *MRI* استفاده می کند، این موضوع باعث کاهش بسیار کارآمد نویز شده و از این روش در *PRI-NLM3D* استفاده شده است به این منظور یک عملیات خود تشابه با استفاده از کرنل گوسی انجام گرفته که موجب می شود که ضرایب تطبیق بلوکی به شکل بهینه با آن مجموعه وکسل ها انطباق یابد.

## مراجع

- [1] L.A. Alpuente, A.M. López, R.Y. Tur, "Glioblastoma: changing expectations?", *Clin Transl Oncol*, vol. 13, pp. 240-248, 2011.
- [2] J. Sijbers, A.J. den Dekker, J. Van Audekerke, M. Verhoye and D. Van Dyck. "Estimation of the noise in magnitude MR images", *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 16, No. 1, pp. 87-90, 1998.
- [3] Gerig, G., Kubler, O., Kikinis, R., Jolesz, F.A., 1992. Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *IEEE Trans. Med. Imaging* 11, 221-232.
- [4] Krissian, K., Aja-Fernandez, S., 2009. Noise-driven anisotropic diffusion filtering of MRI. *IEEE Trans. Image Process.* 18, 2265-2274.
- [5] Pizurica, A., Philips, W., Lemahieu, I., Acheroy, M., 2003. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging. *IEEE Trans. Med. Imaging* 22, 323-331.
- [6] Muresan, D.D., Parks, T.W., 2003. Adaptive principal components and image denoising. In: *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 1, pp. 101-104.
- [7] Yaroslavsky, L.P., Egiazarian, K., Astola, J., 2000. *Transform domain image restoration methods: review, comparison and interpretation*. TICSP Series #9, TUT, Tampere, Finland, ISBN 952-15-0471-4.
- [8] Guleryuz, O.G., 2003. Weighted overcomplete denoising. In: *Proceedings of the Asilomar Conference on Signals and Systems*.
- [9] Aharon, M., Elad, M., Bruckstein, A.M., 2006. K-SVD: an algorithm for designing over complete dictionaries for sparse representation. *IEEE Trans. Signal Process.* 54, 4311-4322.
- [10] Elad, M., Aharon, M., 2006. Image denoising via learned dictionaries and sparse representation. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on CPVR*, vol. 1, pp. 895-900.
- [11] Mairal, J., Sapiro, G., Elad, M., 2008. Learning multiscale sparse representations for image and video restoration. *Multiscale Model Simul.* 7, 214-241.
- [12] Buades, A., Coll, B., Morel, J.M., 2005. A non-local algorithm for image denoising. In: *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CPVR)*, vol. 2, pp. 60-65.
- [13] Coupé, P., Yger, P., Prima, S., Hellier, P., Kervrann, C., Barillot, C., 2008a. An optimized blockwise nonlocal means denoising filter for 3-D magnetic resonance images. *IEEE Trans. Med. Imaging* 27, 425-441.



اولین همایش ملی فناوری در مهندسی کاربردی باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان دانشگاه آزاد اسلامی (NCTAE2016)

واحد تهران غرب، ۲۱ بهمن ماه ۱۳۹۵

- [14] Coupé, P., Hellier, P., Prima, S., Kervrann, C., Barillot, C., 2008b. 3D wavelet subbands mixing for image denoising. *Int. J. Biomed. Imaging*. doi:10.1155/2008/590183 (Article ID: 590183).
- [15] Manjón, J.V., Coupé, P., Martí-Bonmatí, L., Robles, M., Collins, D.L., 2010. Adaptive non-local means denoising of MR images with spatially varying noise levels. *J. Magn. Reson. Imaging* 31, 192–203.
- [16] Wiest-Daesslé, N., Prima, S., Coupé, P., Morrissey, S.P., Barillot, C., 2008. Rician noise removal by non-local means filtering for low signal-to-noise ratio MRI: applications to DR-MRI. *MICCAI 11*, 171–179.
- [17] Huazhu Song; Zichun Ding; Cuicui Guo and Zhe Li, "Research on Combination Kernel Function of Support Vector Machine", *International Conference on Computer Science and Software Engineering*, Volume:1, Pages: 838 – 841, Dec. 2008.
- [18] Baldi, P.; Brunak, S.; "Gaussian Processes, Kernel Methods, and Support Vector Machines", 2001. [20] Kleinschmidt, O., Brox, T., Cremers, D., 2008. Nonlocal texture filtering with efficient tree structures and invariant patch similarity measures. In: *Proceedings of the International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Process, LNLA-2008*.
- [19] Kleinschmidt, O., Brox, T., Cremers, D., 2008. Nonlocal texture filtering with efficient tree structures and invariant patch similarity measures. In: *Proceedings of the International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Process, LNLA-2008*.
- [20] Lou, Y., Favaro, P., Soatto, S., 2008. Nonlocal similarity image filtering. *Research Reports CAM* (8–26).
- [21] Zexuan, J., Qiang, C., Quan-Sen, S., De-Shen, X., 2009. A moment-based nonlocalmeans algorithm for image denoising. *Inform. Process. Lett.* 109, 1238–1244.
- [22] Kervrann, C., Boulanger, J., Coupé, P., 2007. Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal. In: *Proceedings of the Conference Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*, pp. 520– 532.
- [23] Nowak, R., 1999. Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging. *IEEE Trans. Image Process.* 8, 1408–1419.
- [24] Manjón, J.V., Carbonell-Caballero, J., Lull, J.J., Garcia-Martí, G., Martí-Bonmatí, L., Robles, M., 2008. MRI denoising using non-local means. *Med. Image Anal.* 4, 514–523.