



# کاهش نوفه در تصویربرداری تشدید مغناطیسی با استفاده از الگوریتم تخمین بیزین

میترا توکلی و سید جواد کاظمی تبار\*

دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، مهندسی برق و کامپیوتر

## چکیده

تصویربرداری تشدید مغناطیسی<sup>۱</sup> (MRI) که اساس آن بر پایه تشدید مغناطیسی هسته‌ای بنا نهاده شده، به‌عنوان یک روش بارز در زمینه کاربردهای پزشکی مطرح است. به‌دلیل وضوح مناسب و فناوری کم‌ضرر، MRI در کاربردهای بالینی بسیار مورد توجه قرار گرفته است. کیفیت تصاویر MR نقش کلیدی در نحوه تشخیص پزشک ایفا می‌کند؛ اما به‌دلیل ایجاد نوفه حین فرآیند تصویربرداری، اغلب کیفیت تصاویر دریافتی کاهش می‌یابد. از این‌رو حذف نوفه جهت ارتقای قابلیت تشخیص بسیار مورد توجه قرار گرفته است. نوفه موجود در تصاویر MR که منجر به کاهش شدت نور تصویر شده و بایاس وابسته به سیگنال ایجاد می‌کند، به بهترین شکل با تابع توزیع رایسین مدل می‌شود. به‌طور کلی هدف از این پژوهش پیدا کردن تابع چگالی احتمال پیشین مناسبی برای سیگنال بدون نوفه<sup>۲</sup> MR و استفاده از تخمین بیزین در راستای کاهش نوفه تصویر است که در مقایسه با سایر روش‌های گروه آماری روشی کم‌هزینه با پیچیدگی محاسباتی پایین‌تر است.

واژگان کلیدی: تخمین بیزین، توزیع رایس، تصویربرداری تشدید مغناطیسی

## A Bayesian approach for image denoising in MRI

Mitra Tavakkoli & Seyed Javad Kazemitabar\*

Department of Electrical Engineering, Babol Noshirvani University of Technology

### Abstract

Magnetic Resonance Imaging (MRI) is a notable medical imaging technique that is based on Nuclear Magnetic Resonance (NMR). MRI is a safe imaging method with high contrast between soft tissues, which made it the most popular imaging technique in clinical applications. MR Image's visual quality plays a vital role in medical diagnostics that can be severely corrupted by existing noise during the acquisition process. Therefore, the denoising of these images has great importance in medical applications. During the last decades, lots of MR denoising approaches from various groups of techniques have been proposed that can be classified into two general groups of acquisition-based noise reduction and post-acquisition denoising methods. The first group's approaches will add imaging time and led to a much time-consuming process. The second group's issues are its complicated mathematical equations required for image denoising, in which stochastic algorithms are usually required to solve these complex equations.

This study aims to find an appropriate statical post-acquisition denoising MR imaging method based on the Bayesian technique. Finding the appropriate prior density function also has great importance since the Bayesian technique's performance is related to its prior density function. In this study, the uniform distribution has been applied as the prior density function. The prior uniform distribution function will reduce the Bayesian algorithm to its simplest possible state and lower computational complexity and time consumption. The proposed method can solve the numerical problems with an adequate timing process

<sup>1</sup> Magnetic Resonance Imaging

<sup>2</sup> Noiseless signal

\* Corresponding author

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۳۹۹ شماره ۳ پیاپی ۴۵

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۰۶ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۲۸ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۹/۱۵ • نوع مطالعه: پژوهشی

فصلنامه



without complex algorithms and remove noise in less than 120 seconds on average in all cases. To quantitatively assess image improvement, we used the Structural Similarity Function (SSIM) in MATLAB. The similarity with this function shows an average improvement of more than 0.1 in all images. Considering the results, it can be concluded that combining the uniform distribution function as a prior density function and the Bayesian algorithm can significantly reduce the image's noise without the time and computational cost.

**Keywords:** Bayesian estimation, Rician distribution, Magnetic Resonance Imaging.

پیشنهادی را برای این حالت نیز بررسی خواهیم کرد؛ در نهایت شناسایی و کاهش این نوفه‌ها به منظور بهبود اعتبار و صحت مطالعات انجام شده در زمینه ساختار و عملکرد بدن انسان ضروری است [1,2]. عامل اصلی و عمده نوفه در MRI نوفه حرارتی است که ناشی از شیء در حال پویش است. واریانس نوفه حرارتی را می‌توان به صورت حاصل جمع واریانس نوفه فرایندهای تصادفی مستقل از هم ناشی از بدن، کوئل و الکترونیک در نظر گرفت. در این بخش به توضیح توزیع نوفه در MRI خواهیم پرداخت [3].

ب) مشخصات نوفه در MRI داده خامی که در طی پویش MRI به دست می‌آید، دارای مقدار مختلط است و در واقع نشان‌دهنده تبدیل فوریه توزیع مغناطیسی حجم بافت است. با استفاده از عکس تبدیل فوریه، داده خام به مؤلفه‌های اندازه، فاز و فرکانس قابل تبدیل خواهد بود، که بیشتر به طور مستقیم نمایان گر ویژگی‌های فیزیولوژیکی و مورفولوژی مورد نظر در فرد در حال پویش هستند. نوفه در فضای  $k$ -space در داده MRI نوفه جمع‌شونده، گوسی، ناهمبسته، با میانگین صفر و همچنین به دلیل متعامد و خطی بودن تبدیل فوریه با مقادیر یکسان واریانس برای هر دو بخش موهومی و حقیقی در نظر گرفته می‌شود؛ با این حال تبدیل تصویر با مقادیر مختلط به تصویر اندازه یا فاز امر متداولی است؛ اما از آنجایی که محاسبات این تبدیلات عملیاتی غیرخطی است تابع چگالی احتمال داده MR تغییر خواهد کرد. در سامانه‌های تک‌کوئل MRI، داده‌های اندازه که متداولترین حالت تصاویر MRI هستند، با استفاده از توزیع رایس مدل می‌شوند؛ در واقع تابع چگالی احتمال رایس برای نوفه در نظر گرفته می‌شود [2].

ج) تصویر اندازه در MRI تصاویر حقیقی و موهومی در MRI با استفاده از تبدیل فوریه مختلط از داده‌های اخذ شده بازسازی می‌شوند و از آنجایی که تبدیل فوریه یک تبدیل متعامد و خطی است،

## ۱- مقدمه

در پردازش تصویر یکی از مهم‌ترین مسائلی که نیاز به توجه کافی دارد، کاهش نوفه تصویر است. اگر اعوجاج‌های موجود در تصویر زیاد باشد، دستگاه بینایی انسان قادر به ارزیابی خوبی از آن تصویر نخواهد بود. این ارزیابی ممکن است در جهت تشخیص بیماری یا تشخیص ساختارهای مختلف در تصویر مورد استفاده قرار گیرد. کیفیت بصری تصاویر MRI نقش مهمی را در تشخیص‌های بالینی ایفا می‌کند که می‌تواند به جد توسط نوفه در طی مرحله اخذ داده تخریب شود. در گرفتن داده یک‌کاناله تصویر MR به طور معمول با استفاده از تبدیل فوریه گسسته معکوس بازسازی می‌شود. مؤلفه‌های سیگنال از دو کانال حقیقی و موهومی به دست می‌آیند که هر کانال متعامد، تحت تأثیر نوفه سفید گوسی قرار می‌گیرد. اغلب اندازه تصویر بازسازی شده برای اهداف تشخیص بصری و تجزیه و تحلیل‌های خودکار رایانه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. از آنجایی که اندازه سیگنال MR با استفاده از ریشه، مجموع مربعات دو متغیر گوسی مستقل به دست می‌آید از توزیع رایس پیروی خواهد کرد که در ادامه به توضیح آن خواهیم پرداخت.

الف) نوفه در MR

حتی در صورت پیشرفت بزرگ فناوری پویش‌گر در سرعت دریافت داده، وضوح فضایی و نرخ سیگنال به نوفه همچنان کیفیت بصری و تشخیصی تصویر MR تحت تأثیر نوفه در مرحله دریافت داده است. نوفه در MRI ناشی از چندین منبع متفاوت است از جمله آن‌ها می‌توان به فرایندهای فیزیولوژیکی متعدد، جریان‌های پیچشی<sup>۱</sup>، مصنوعات<sup>۲</sup> ناشی از حساسیت‌های مغناطیسی بین بافت‌های همسایه و مشکلات حرکتی و تنفسی نام برد، همچنین نمونه‌برداری زیرنرخ نایکویست<sup>۳</sup> نیز موجب کاهش کیفیت تصویر خواهد شد که توضیح کامل حالات متفاوت آن خارج از چهارچوب این پژوهش است؛ اما توضیح مختصری را در بخش ارایه خواهیم داد و الگوریتم

<sup>1</sup> Eddy currents

<sup>2</sup> artifacts

<sup>3</sup> nyquist rate

قلب دارای محدودیت‌های فراوانی است. از این رو روش‌های رفع نوفه تصویر پس از حصول تصویر جایگزین کم‌هزینه‌تر و مؤثرتری خواهد بود [2].

هدف الگوریتم‌های رفع نوفه پس از دریافت داده کاهش توان نوفه در عین حفظ وضوح ویژگی‌های مفید تصویر است. در این مقاله ابتدا مروری بر چند الگوریتم از این گروه خواهیم داشت و سپس به معرفی روش کاهش نوفه با استفاده از الگوریتم بیزین خواهیم پرداخت.

## ۱-۲- روش‌های کاهش نویز پس از حصول

### تصویر

روش‌های رفع نوفه در این حالت بر اساس استفاده از فیلترینگ<sup>۶</sup>، تبدیلات<sup>۷</sup> و یا رویکردهای آماری<sup>۸</sup> به سه گروه طبقه‌بندی می‌شوند؛ که به توضیح مختصری از آن‌ها بسنده می‌کنیم. به‌طور کلی در رویکرد فیلترکردن، فیلترهای خطی یا غیر خطی در راستای کاهش نوفه استفاده می‌شود و در رویکرد بر پایه تبدیل از تبدیلاتی نظیر ویولت<sup>۹</sup> یا کرولت<sup>۱۰</sup> در راستای کاهش نوفه بهره‌مند می‌شویم و در رویکرد آماری، تخمین نوفه بر اساس الگوریتم‌هایی نظیر بیشترین شباهت<sup>۱۱</sup>، کمینه میانگین مربعات خطی<sup>۱۲</sup>، فرایند تصادفی مارکوف<sup>۱۳</sup> و رویکردهای تجربی بیزین<sup>۱۴</sup> که روش پیشنهادی ما نیز از این گروه است، انجام می‌شود [2].

## ۲-۲- تخمین نوفه با استفاده از رویکردهای

### آماري

الگوریتم ML<sup>۱۵</sup> در بین الگوریتم‌های گروه آماری بیشتر از سایرین مورد استقبال قرار گرفته و نتایج مطلوبی از کاهش نوفه نشان داده است. در [6,7] سیجبرز و همکاران از الگوریتم ML بر اساس تخمین واریانس محلی برای هر پیکسل تصویر با استفاده از یک همسایگی محلی در زمانی که هیچ اطلاعات پس‌زمینه‌ای در دسترس نیست، مانند تصویر قلب و ریه استفاده کرده‌اند؛ همچنین در [8] به رفع نوفه MRI در حضور سطوح مختلف فضایی از نوفه با استفاده

پس نوفه همچنان در حالت گوسی باقی می‌ماند؛ اما در حالت تصاویر اندازه که با محاسبه اندازه هر پیکسل تصویر از بخش موهومی و حقیقی آن به دست می‌آید، چون با نگاشت غیرخطی مواجه هستیم نوفه در حالت گوسی باقی نخواهد ماند و توزیع رایس پیدا می‌کند [4]. با فرض این که مقدار پیکسل<sup>۱</sup> در غیاب نوفه A و مقدار سیگنال اندازه‌گیری شده<sup>۲</sup> M فرض شود، تابع چگالی احتمال M برابر خواهد بود با:

$$p_M(M) = \frac{M}{\sigma^2} e^{-(M^2 - A^2)/2\sigma^2} I_0\left(\frac{AM}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

معادله (1) که به عنوان تابع توزیع رایس شناخته می‌شود، I<sub>0</sub> تابع بسل نوع نخست<sup>۳</sup> و مرتبه صفر و  $\sigma$  انحراف استاندارد نوفه گوسی در هر دو تصویر موهومی و حقیقی است که یکسان فرض شدند. برای مقادیر پایین SNR ( $A/\sigma < 3$ ) در واقع نواحی خالی از سیگنال ( $A=0$ ) از تصویر، رفتار نوفه بسیار دور از حالت گوسی است و تابع چگالی احتمال ریلی تخمین مناسب‌تری خواهد بود:

$$p_M(M) = \frac{M}{\sigma^2} e^{-M^2/2\sigma^2} \quad (2)$$

اما برای مقادیر SNR بزرگ ( $A/\sigma > 3$ ) در واقع در نواحی از تصویر که مقدار بالایی از سیگنال حضور دارد رفتار نوفه به حالت گوسی بسیار نزدیک خواهد شد [4,5]:

$$p_M(M) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(M - \sqrt{A^2 + \sigma^2})^2/2\sigma^2} \quad (3)$$

در بخش مطالعات انجام شده، اشاره کوتاهی به روش‌های رفع نوفه موجود در MRI و فواید و معایب آن‌ها خواهیم پرداخت.

## ۲- مطالعات انجام شده

روش‌های کاهش نوفه را می‌توان در دو گروه طبقه‌بندی کرد روش‌های کاهش نوفه در حین دریافت داده<sup>۴</sup> و روش‌های رفع نوفه تصویر پس از حصول تصویر<sup>۵</sup>. روش‌های گروه نخست در راستای بهبود مقدار SNR در هنگام به دست آوردن تصویر موجب افزایش زمان دریافت داده و یا موجب کاهش وضوح فضایی خواهند شد؛ در حالی که زمان دریافت داده به دلیل راحتی بیمار، نحوه عملکرد سامانه، محدودیت‌های فیزیکی در کاربردهای پویا چون تصویربرداری

<sup>1</sup> pixel intensity

<sup>2</sup> measured pixel intensity

<sup>3</sup> Bessel Function of the first kind

<sup>4</sup> acquisition based noise reduction methods

<sup>5</sup> post acquisition image denoising

<sup>6</sup> filtering approach

<sup>7</sup> transform approach

<sup>8</sup> statistical approach

<sup>9</sup> wavelet transform

<sup>10</sup> curvelet transform

<sup>11</sup> Maximum likelihood estimation

<sup>12</sup> linear minimum mean square error (LMMSE)

<sup>13</sup> Markov random process

<sup>14</sup> Empirical Bayes approaches

<sup>15</sup> Maximum likelihood

از الگوریتم ML پرداخته‌اند. در همین اواخر راجان و همکاران در [9] از الگوریتم ML و مفهوم همسایگی محلی، برای رفع نوفه هر پیکسل از تصویر استفاده کرده‌اند. در این روش، میزان شدت واقعی هر پیکسل نوفه‌ای از روی یک مجموعه از پیکسل‌های همسایه که از قبل انتخاب شده‌اند، تخمین زده می‌شود. در [10] این روش به حالت غیر محلی ارتقا پیدا کرد و الگوریتم ML غیر محلی برای تصاویر چندکویل MRI معرفی شده است.

علاوه بر موارد بالا، کاهش نوفه در تصویربرداری ساختاری مغز برای تشخیص ناحیه‌های فعال و تصویربرداری ایستا با استفاده از تزریق مایع شدت نور نیز بسیار پراهمیت است. تیتز و همکاران در [11] به مقایسه یک روش بیزین و LM<sup>1</sup> برای داده‌های DCE<sup>2</sup> در ۴۲ بیمار گلیوم پرداختند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که کیفیت تشخیص در نقشه‌هایی که بر پارامترهای بیزین استوار هستند، بالاتر از نقشه‌هایی است که از روش متداول LM استفاده کرده‌اند و همچنین در این رویکرد از تخمین پارامترهای نادرست جلوگیری شده است. همچنین لاورز و همکاران در [12] به مقایسه دو روش ML و تخمین بیزین در بررسی نواحی فعال مغز پرداخته‌اند. نتایج این پژوهش نشان داد، در مواردی که حتی روش ML شکست خواهد خورد، روش بیزین بدون استفاده از دخالت کاربر، قادر به تشخیص مناطق فعال مغز است. در این الگوریتم تابع چگالی پیشین در توزیع رایس به صورت زیر فرمول‌بندی شده است:

$$f(A, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{A\sigma} \left(\frac{A}{\sigma}\right)^\epsilon & \text{for } A, \sigma > 0 \end{cases} \quad (4)$$

تابع در رابطه (۴) در سایر نقاط مقدار صفر خواهد داشت. پس از جای‌گذاری رابطه در فرمول الگوریتم بیزین و ساده سازی به رابطه نهایی زیر برای تابع توزیع پسین خواهیم رسید [12]:

$$f(\theta | x) = cf(x | \theta)f(\theta) = \frac{\prod_{i=1}^N x_i}{A^{1+\epsilon} \sigma^{2N+1+\epsilon}} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + A^2)}{2\sigma^2}\right) \times \prod_{i=1}^N I_0\left(\frac{x_i A}{\sigma^2}\right) \quad (5)$$

همان‌طور که در [12] گفته شده، بررسی معادله (۵) نیازمند مجموعه‌ای از فرضیات است و منجر به پیچیدگی محاسباتی قابل توجهی خواهد شد. فرض اساسی که در این

<sup>1</sup> Levenberg-Marquardt  
<sup>2</sup> Dynamic Contrast Enhanced

پژوهش بر آن تکیه خواهیم داشت، بر پایه این واقعیت است که در تصاویر MRI شدت پیکسل‌ها به‌طور تقریبی دارای یک توزیع یکنواخت بین بیشترین و کمترین مقدار تصویر است، که منجر به ساده‌ترین فرمول‌بندی ممکن، در تخمین بیزین خواهد شد. در نتیجه در این رویکرد، با در نظر گرفتن تابع چگالی پیشین مناسب برای سیگنال MR با استفاده از الگوریتم‌های بر پایه تخمین بیزین قادر به کاهش نوفه در داده‌های با حجم بالا با پیچیدگی زمانی کمتر خواهیم بود.

### ۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی در این پژوهش بر پایه الگوریتم بیزین است، که در این بخش به تشریح تمامی روابط آن خواهیم پرداخت.

در تخمین کلاسیک پارامتر هدف تخمین پارامتری نامعلوم (عددی نامعلوم مثل  $\theta$ ) بر مبنای مشاهداتمان از یک متغیر تصادفی، است. در آن حالت  $f_0$  مفهوم نداشت چون  $\theta$  تصادفی نیست؛ اما در تخمین بیزی می‌خواهیم بر مبنای مشاهداتمان از یک متغیر تصادفی، متغیر تصادفی دیگری را تخمین بزنیم.

$$\hat{\theta} = E(\theta | \underline{x}) = \int_{-\infty}^{\infty} \theta f_{\theta}(\theta | \underline{x}) d\theta \quad (6)$$

$$\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (7)$$

در معادلات (۶) و (۷)،  $X$  بردار مشاهداتمان،  $f_0(\theta)$  تابع چگالی پیشین و  $f_0(\theta | x)$  تابع چگالی پسین هستند. که به‌طور معمول داده‌های مسأله شامل  $f_0(\theta | x)$  نیست، بلکه  $f_0(\theta)$  و  $f_x(\theta | x)$  داده می‌شود؛ در نتیجه پس از محاسبات خواهیم داشت:

$$\hat{\theta} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \theta f_{\theta}(\theta | x) d\theta}{\int_{-\infty}^{\infty} f_x(\underline{x} | \theta) f_{\theta}(\theta) d\theta} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \theta f_x(\underline{x} | \theta) f_{\theta}(\theta) d\theta}{\int_{-\infty}^{\infty} f_x(\underline{x} | \theta) f_{\theta}(\theta) d\theta} \quad (8)$$

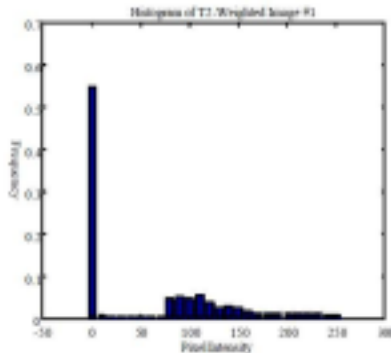
در معادله (۸) و در تمام این پژوهش  $f_x(\theta | x)$  توابع چگالی احتمال نوفه مطرح شده است که در مقادیر پایین SNR توزیع ریلی و مقادیر بالای SNR توزیع گوسی خواهد داشت [10].

بسیاری از روش‌های تصویربرداری، هدف بالابردن کیفیت ناحیه خاصی از تصویر است و در بسیاری از تصاویر MRI ناحیه تمرکز داده در مرکز تصویر است. در نتیجه نتایج این حالت می‌تواند معیار سنجش کارایی توزیع پیشین سیگنال، در کارهای آینده باشد. با فرض توزیع یکنواخت برای مقدار پیکسل هر تصویر روابط الگوریتم بیژین به حالت زیر ساده خواهند شد:

$$\hat{\theta} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \theta f_x(\underline{x}|\theta) d\theta}{\int_{-\infty}^{\infty} f_x(\underline{x}|\theta) d\theta} \quad (11)$$

رابطه (11) پیچیدگی محاسباتی پایینی دارد که منجر به کاهش کل زمان تصویربرداری خواهد شد.

حتی در مسیر الگوریتم‌های گروه دوم آماری، یعنی روش‌های رفع نوفه تصویر پس از حصول تصویر، پیچیدگی بالای برخی معادلات منجر به بروز مشکلاتی خواهد شد؛ تا جایی که در بسیاری از مقالات بر پایه الگوریتم بیشترین شباهت، شاهد روبه‌رویی با معادلات پیچیده عددی خواهیم بود. از اهداف روش پیشنهادی در این پژوهش، کاهش پیچیدگی محاسباتی بدون استفاده از الگوریتم‌های تکاملی خواهد بود [15, 10].



(شکل-1): هیستوگرام تصویر یک قطعه از مغز (Figure-1): histogram of brain image

#### ۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در تصاویری از MRI که با استفاده از تصویربرداری موازی و چندکویل گیرنده اخذ می‌شوند، نوفه رفتار ناهموارتری دارد؛ اما در صورتی که نمونه‌برداری زیرنرخ در فضای k-space اعمال نشده باشد، می‌توان اندازه را با استفاده از روش‌های مجموع مربعات تصویر به‌دست آورد. داده گروه نخست این پژوهش یک داده واقعی<sup>۲</sup> از دانشگاه South California از

<sup>2</sup> Raw data

روابط برای اپلیکیشن مطرح‌شده در این پژوهش یعنی تصاویر MRI به شکل زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned} \text{bayesian} \\ A &= E \{A | X_1, X_2 \dots X_k\} = \\ &= \sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} A \times P(A | X_1, X_2 \dots X_k) = \\ &= \frac{\sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} A \times \prod_{n=1}^k P(X_n | A)}{\sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} \prod_{n=1}^k P(X_n | A)} \end{aligned} \quad (9)$$

در معادله (9) بردار مشاهداتمان، k تعداد مشاهداتمان و A مقدار پیکسل در غیاب نوفه خواهد بود که دوباره این رابطه در حالت یک مشاهده قابلیت ساده‌سازی را به‌شکل زیر خواهد داشت:

$$\begin{aligned} \text{bayesian} \\ A &= E \{A | X_1, X_2 \dots X_k\} = \\ &= \sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} A \times P(A | X_1, X_2 \dots X_k) = \\ &= \frac{\sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} A \times P(X_1 | A)}{\sum_{A=\min(\text{pixel\_intensity})}^{\max(\text{pixel\_intensity})} P(X_1 | A)} \end{aligned} \quad (10)$$

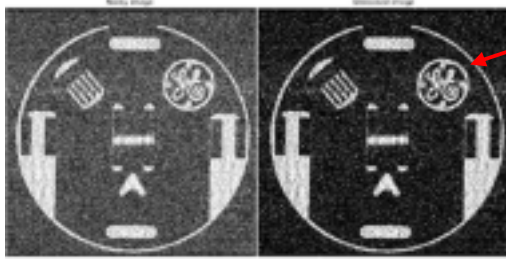
در معادله (10) A مقدار پیکسل بوده و در این پژوهش در بازه صفر تا ۲۵۵ که صفر نمایان‌گر حالت سیاه و ۲۵۵ سفید در تصویر است.

#### ۱-۳- تابع چگالی پیشین برای مقدار سیگنال

در نظر گرفتن تابع چگالی پیشین مناسب برای مقدار سیگنال که در بخش مقدمه با متغیر A معرفی کردیم، تأثیر مستقیم در عملکرد تخمین نوفه خواهد داشت.

با تحلیل و بررسی هیستوگرام چند تصویر غیرمتوالی MRI در [14] نشان داده شد که بیش از پنجاه درصد از پیکسل‌های تصویر دارای شدت<sup>۱</sup> صفر به معنای صد درصد سیاه هستند و سایر شدت رنگ‌ها با یک توزیع یکنواخت با احتمال کمتر از ده درصد پخش شده‌اند. هیستوگرام نشان داده‌شده در شکل (۱) بر ساختارهای مغز تمرکز دارد؛ اما قابل تعمیم به انواع دیگر تصاویر نیز خواهد بود. در این پژوهش توزیع یکنواختی بین کمترین و بیشترین مقدار پیکسل هر تصویر در نظر گرفتیم؛ این در حالی است که در

<sup>1</sup> intensity



(شکل-۳): تصویر خروجی از داده‌ی گروه دوم: حالتی که داده اولیه در فضای فرکانس (k-space) می‌باشد. سمت چپ) تصویر نوفه‌ای، سمت راست) تصویر رفع نوفه شده  
(Figure-2): Resulted images from noisy phantom raw data, columns from left to right: Noisy and Denoised phantom image

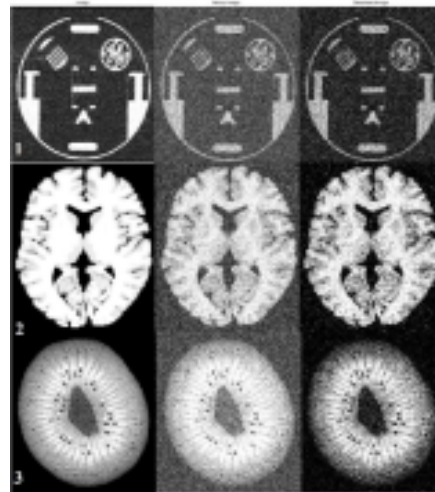


(شکل-۴): تصویر بزرگ‌نمایی شده از خروجی روش پیشنهادی بر روی داده خام (گروه دوم)، سمت چپ تصویر نوفه‌ای و سمت راست تصویر رفع نوفه شده  
(Figure-4): Magnified images from noisy raw data. From left to right: Noisy and denoised image from phantom data

نتایج شبیه‌سازی گروه نخست در شکل (۲) بیان شد. همان‌طور که در بخش ۲ اشاره کردیم، روش‌های کاهش نوفه در دو گروه طبقه‌بندی شد؛ روش‌های کاهش نوفه در حین دریافت داده و روش‌های رفع نوفه تصویر پس از حصول تصویر؛ که روش گروه نخست به دلیل محدودیت در زمان دریافت داده به دلایلی هم‌چون راحتی بیمار داری هزینه بالایی است. یک روش متداول در راستای حل این مسأله، نمونه‌برداری زیر نرخ نایکوئیست در فضای k-space است. هرچند این رویه خود منجر به مشکلاتی فراوانی از قبیل الیاسینگ<sup>۴</sup> در حالت نمونه‌برداری کارترین خواهد شد که راه‌حل‌های مطرح‌شده برای این مشکل خارج از چارچوب این مقاله خواهد بود، با این وجود، درحالی‌که الگوریتم پیشنهادی ما از گروه دوم است، بر روی داده زیرنرخ نمونه‌برداری شده که منجر به نوفه و ابهاماتی در تصویر خروجی می‌شود، نیز اعمال و نتایج در شکل (۳) ارائه داده شد. در راستای دقت بیشتر، تصویر بزرگ‌نمایی شده از این خروجی در شکل (۴) نمایش داده شده است. تمامی نتایج حاکی از این واقعیت است که ادغام تابع توزیع یکنواخت به‌عنوان تابع چگالی پیشین و الگوریتم بی‌زی قابلیت کاهش نوفه را در تصویر دارد.

<sup>4</sup> aliasing artifact

یک فانتوم فیزیکی با استفاده از پویس‌گر 3T MRI با استفاده از توالی توربو اسپین-اکو به‌دست آمده است [16]. داده‌ها بر روی یک توری یکنواخت از نمونه‌برداری کارترین به اندازه ۳۴۰ x ۲۵۶ و میدان دید<sup>۱</sup> ۲۲۰ میلی‌متر در ۲۲۰ میلی‌متر و ۱۶ کوئل گیرنده به‌دست آمده‌اند، که در دو حالت نمونه‌برداری کامل<sup>۲</sup> و نمونه‌برداری زیرنرخ<sup>۳</sup> با اعمال یک ماسک یکنواخت، مورد بررسی قرار گرفتند. در حالت دوم، با استفاده از ماسکی متشکل از صفر و یک برخی از خطوط فضای k-space حذف و صفر جایگزین آن‌ها می‌شود؛ تصاویر خروجی در هر دو حالت در بخش پیاده‌سازی و ارائه نتایج مورد بررسی خواهد شد. گفتنی است، ابعاد تمامی تصاویر خروجی، ۲۵۶\*۲۵۶ است. گروه دوم و سوم داده‌های اولیه این پژوهش، تصاویر مغز و میوه کیوی برگرفته از [12] هستند. داده اولیه در این دو حالت در فضای تصویر است؛ در نتیجه ابتدا داده به یک فضای k-space نوفه‌ای تبدیل شده و پس از ساخت تصویر نهایی از فضای k نوفه‌ای به رفع نوفه خواهیم پرداخت. طبق هیستوگرام ارائه داده‌شده در بخش ۱-۳ از توزیع یکنواخت به‌عنوان توزیع پیشین برای هر سه گروه داده‌ها استفاده شده است. نتایج برای هر سه گروه در شکل‌های (۲) الی (۴) به ترتیب ارائه شده است.



(شکل-۲): تصاویر خروجی از داده‌های گروه نخست: حالتی که داده اولیه در فضای تصویر است.  
ستون‌ها به ترتیب: چپ) تصویر اصلی، میانی) تصویر نوفه‌ای راست) تصویر رفع نوفه شده  
(Figure-2): Resulted images from three groups of data, columns from left to right: Original, Noisy and Denoised phantom image

<sup>1</sup> field of view  
<sup>2</sup> Full sampling  
<sup>3</sup> Under sampling

پرداخته‌اند؛ درحالی‌که در روش پیشنهادی بدون نیاز به الگوریتم‌های تکاملی و یا پیچیده قادر به حل مسأله در مدت زمان قابل قبولی هستیم. به‌طور کلی می‌توان نتیجه‌گیری کرد، بهبود الگوریتم بیزین با استفاده از تابع چگالی پیشین مناسب در بهبود سرعت تصویربرداری تأثیر به‌سزایی خواهد داشت و روش پیشنهادی به‌نحو قابل قبولی به این دستاورد ناائل شده است.

## ۶- مراجع 6- References

- [1] Z. Hongtu et al, "Regression models for identifying noise sources in magnetic resonance images," *Journal of the American Statistical Association*, vol.104, no.486, pp.623-637, 2009.
- [2] J. Mohan, V.Krishnaveni, and G.Yanhui, "A survey on the magnetic resonance image denoising methods," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol.9, pp. 56-69, 2014.
- [3] A.Macovski, "Noise in MRI," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol.36,no.3, pp. 494-497, 1996.
- [4] H. Gudbjartsson, P. Samuel Patz, "The Rician distribution of noisy MRI data," *Magnetic resonance in medicine*, vol.34, no.6, pp. 910-914, 1995.
- [5] L. He, R. Ian Greenshields, "A nonlocal maximum likelihood estimation method for Rician noise reduction in MR images," *IEEE transactions on medical imaging*, vol.28, no.2, pp. 165-172, 2009.
- [6] J. Sijbers & et al, "Estimation of the noise in magnitude MR images," *Magnetic Resonance Imaging*. vol.16, no.1, pp.87-90, 1998.
- [7] J. Sijbers & et al, "Maximum-likelihood estimation of Rician distribution parameters," *IEEE Transactions on Medical Imaging*. Vol.17, no.3, pp.357-361, 1998.
- [8] J.Sijbers, A. J. Den Dekker, "Maximum likelihood estimation of signal amplitude and noise variance from MR data," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol.51, no.3, pp.586-594, 2004.
- [9] J.Rajan & et al, "Maximum likelihood estimation-based denoising of magnetic resonance images using restricted local neighborhoods," *Physics in Medicine & Biology*, vol.56, no.16, pp.5221, 2011.
- [10] J.Rajan & et al, "Nonlocal maximum likelihood estimation method for denoising multiple-coil magnetic resonance images," *Magnetic Resonance Imaging*, vol.30, no.10, pp. 1512-1518, 2012.

در ادامه به اعمال این الگوریتم بر روی تصویر مغز و میوه کیوی با واریانس نوفه ۰/۲ پرداختیم و تصاویر رفع نوفه‌شده حاصله در شکل (۲) به‌ترتیب سطر دوم و سوم ارائه شد، که توانایی رفع نوفه در این حالت نیز مشهود است. گفتنی است، تمامی نتایج با استفاده از تنها یک مشاهده حاصل شدند؛ این در حالی است که می‌دانیم در الگوریتم‌های تخمین آماری، تعداد مشاهدات رابطه مستقیمی با توانایی الگوریتم در رفع نوفه دارد. در راستای بررسی بهبود تصاویر به‌صورت کمی از تابع شباهت ساختاری ( $SSIM^1$ ) در متلب استفاده کردیم. میزان شباهت با استفاده از این تابع به‌طور میانگین بهبود بیش از ۰/۱ را در تمامی تصاویر نشان می‌دهد. میزان شباهت برای نتایج مختلف به‌شکل جدول (۱) است:

(جدول-۱): میزان شباهت تصاویر خروجی با تصاویر مرجع

(Table-1): Similarity Index between reference and resulted images

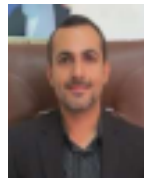
میوه کیوی	مغز	فانتوم	فانتوم k-) (space	SSIM
۰/۶۴	۰/۶۷	۰/۶۹	۰/۶۱	تصویر نویزی
۰/۷۲	۰/۷۴	۰/۷۷	۰/۷۳	تصویر خروجی حاصل از روش پیشنهادی

## ۵- بحث و نتیجه‌گیری

روش پیشنهادی بر پایه الگوریتم بیزین در مقایسه با سایر الگوریتم‌های گروه آماری، پیچیدگی محاسباتی پایین‌تری دارد. تابع توزیع پیشین یکنواخت الگوریتم بیزین را به ساده‌ترین حالت ممکن آن و به‌دنبال آن پایین‌ترین پیچیدگی محاسباتی و زمان مصرفی خواهد رساند؛ تا جایی که روش پیشنهادی به‌طور میانگین در تمامی حالات در کمتر از ۱۲۰ ثانیه قادر به رفع نوفه از تصاویر نوفه‌ای است. این خصوصیت می‌تواند نویدبخش استفاده از این روش در داده‌های با حجم بالا و کاهش زمان فرایند آن باشد. (می‌دانیم در تصویربرداری تشدید مغناطیسی همواره با داده‌های با حجم بالا روبه‌رو هستیم و افزایش سرعت یکی از چالش‌های مطرح است.) الگوریتم بیشترین شباهت که در همین‌اواخر در [10] توسط راجان و همکاران مطرح شد، نیازمند حل معادله با پیچیدگی بالا است؛ تا جایی که در [12] به حل معادلات این روش به کمک الگوریتم ژنتیک

<sup>1</sup> Structural Similarity Index

- [11] A. Tietze & et al, "Bayesian modeling of Dynamic Contrast Enhanced MRI data in cerebral glioma patients improves the diagnostic quality of hemodynamic parameter maps," *PloS one*, vol.13, no.9, pp. e0202906, 2018.
- [12] L.Lauwers & et al, "Analyzing Rice distributed functional magnetic resonance imaging data: a Bayesian approach," *Measurement Science and Technology*, vol.21, no.11, pp. 115804, 2010.
- [13] M. Kay, M. Steven, "Fundamentals of statistical signal processing", vol. I: estimation theory, 1993.
- [14] X. Qi, "Compression of Three-Dimensional Magnetic Resonance Brain Images," 2001.
- [15] D.Selvathi, and V. Sathananthavathi, "Genetic algorithm based nonlocal maximum likelihood algorithm for MRI denoising," *Int. J. Comput. Intell. Telecommun. Syst*, vol.2, pp. 21-26, 2011.
- [16] <https://mr.usc.edu/download/data/>



**سیدجواد کاظمی تبار** دوره کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۲ در دانشگاه صنعتی شریف به پایان رسانده است. در سال ۱۳۸۷ وی مدرک دکترای خود را در رشته مخابرات در دانشگاه کالیفرنیا در شهر ارواین کسب کرد و تا سال ۱۳۹۳ در شرکت‌های مختلف مهندسی در آمریکا به فعالیت پرداخت. از جمله از سال ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۳ در سیلیوکون ولی به‌عنوان متخصص داده‌کاوی در شرکت گاردین آنالیتیکس به کشف تقلب‌های بانکی کمک می‌کرد. از سال ۱۳۹۴ وی عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

**j.kazemitabar@nit.ac.ir**



**میترا توکلی** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی رایانه-سخت‌افزار در سال ۱۳۹۵ در دانشگاه شهید بهشتی به پایان رسانده و در حال حاضر دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد برق-مخابرات سیستم در دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه وی پردازش سیگنال‌های پزشکی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی و سیگنال‌های اسپارس است. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

**tavakolimitra@yahoo.com**