کاهش محوشدگی و بهبود کیفیت تصاویر MRI مغز مبتنی بر بهبود تابع نقطه‌گستر سیستم تصویربرداری

INC29-1040

محسن محرابی[1*]

۱. پژوهشکده کاربرد پرتوها، پژوهشگاه علوم و فنون هسته‌ای، ۱۱۳۶۵۸۴۸۶، تهران ـ ایران

چکیده:

برای تحلیل مؤثر و تشخیص تصاویر پزشکی، کاهش محوشدگی تصاویر به دست آمده از سیستم‌های تصویرگر پزشکی یک گام اساسی است. تصاویر پزشکی در هنگام عکس‌برداری، معمولاً به دلیل وجود نویز و محوشدگی دچار اختلال می‌شوند. در این مقاله، هدف بهبود وضوح و کیفیت تصاویر اصلی MRI و به‌خصوص جزئیات آن‌ها می‌باشد که به دلایل مختلفی از جمله محوشدگی گاوسی، محوشدگی خارج از فاصله کانونی، اثرات حرکتی و غیره دچار آسیب می‌شوند. چندین روش برای حذف نویز و رفع محوشدگی تصاویر پزشکی در دسترس است اما آن‌ها منحصربه‌فرد نیستند. الگوریتم-های دکانولوشن تصویر یکی از مؤثرترین راه‌های بازیابی تصاویر MRI مغزی می‌باشند که هم از لحاظ نظری و هم از لحاظ تجربی برای کاهش محوشدگی مورد تحلیل قرار گرفته‌اند و می‌توانند با از بین بردن اثرات مخرب تابع نقطه‌گستر غیر ایده‌آل در تصویر ثبت شده، کیفیت تصاویر MRI مغزی را افزایش دهند. در این پژوهش، دکانولوشن کور و غیرکور مورداستفاده قرار گرفته است تا تصاویر اصلی مختل نشده به‌واسطه نویز و محوشدگی را بازگرداند. ارزیابی عملکرد با استفاده از تحلیل پیک نسبت سیگنال به نویز (PSNR)، نسبت سیگنال به نویز (SNR) و خطای میانگین مربعات انجام پذیرفت و نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم دکانولوشن کور نتیجه دقیق‌تری از نظر تحلیلی و تجربی ایجاد می‌کند.

کلیدواژه‌ها: تصاویر MRI، محوشدگی، تابع نقطه گستر، دکانولوشن، نسبت سیگنال به نویز

Deblurring and Improving the Quality of Brain MRI Images Based on Improving the PSF of system

M. Mehrabi[1*]

1. Radiation Application Research School, Nuclear Science and Technology Research Institute (NSTRI), P.O.BOX: 11365-8486, Tehran, Iran.

Abstract:

For effective analysis and diagnosis of medical images, deblurring of images obtained from medical imaging systems is an essential step. Medical images are usually disturbed due to the presence of noise and blurring. In this article, the aim is to improve the clarity and quality of the original MRI images, especially their details, which are damaged due to various reasons, such as Gaussian blurring, out-of-focus blurring, motion effects, etc. Several methods are available to remove noise and blurring in medical images, but they are not unique. The deconvolution algorithms are one of the most effective ways to recover brain MRI images, which have been analyzed both theoretically and experimentally to reduce blurring and can eliminate the destructive effects of the non-ideal point spread function in the recorded image and makes increase the quality of brain MRI images. In this research, blind and non-blind deconvolution has been used to restore the original images that are not disturbed by noise and blurring. The performance evaluation was performed using the peak signal-to-noise ratio (PSNR), signal-to-noise ratio (SNR), and mean square error, and the obtained results show that the blind deconvolution algorithm produces a more accurate result analytically and experimentally.

Keywords: MRI images, Blurring, Point spread function, Deconvolution, SNR

۱. مقدمه

MRI یکی از کاربردی‌ترین روش‌های تصویربرداری پزشکی برای تشخیص بیماری‌های مختلف است، که اطلاعات خوبی درباره اندام‌های داخلی (بافت نرم) در اختیار پزشکان می‌گذارد. نتایج حاصل از تصاویر MRI برای تشخیص بیماری‌های مختلف به ویژه تومورها و سرطان‌های مغزی، بسیار مهم است و این موضوع باعث می‌شود که تلاش‌ها و تحقیقات برای افزایش کیفیت تصاویر MRI مغز روز به روز بیشتر شود. از سوی دیگر، دستیابی به یک تصویر پزشکی با کیفیت خوب و وضوح بالا همواره یکی از چالش‌های موجود در تصویربرداری پزشکی می‌باشد. بنابراین، توسعه روش‌های جدید و پیشرفته برای بهبود کیفیت تصاویر پزشکی و بازسازی مجدد آن‌ها همواره پژوهشگران زیادی را به این حوزه جذب می‌کند[۱]. در سیستم‌های تصویرگر پزشکی مانند MRI، CT scan، و X-ray معمولاً تصاویر به دست آمده حاوی اغتشاشات ناشناخته ناشی از انواع نویز یا محوشدگی می‌باشند و همین امر تشخیص و تفسیر تصاویر به دست آمده را با اختلال مواجه خواهد کرد[۲، ۳]. لذا کاهش محوشدگی تصاویر در بسیاری از عرصه‌ها، اعم از تصویربرداری پزشکی و تصویربرداری میکروسکوپی می‌تواند نقش بسزایی در تشخیص پزشکی داشته باشد[۴، ۵]. برای از بین بردن محوشدگی و نویز از تصاویر پزشکی، الگوریتم‌های مختلفی پیشنهاد شده‌اند، با این حال این روش‌ها کامل نبوده و هرکدام دارای نقاط ضعفی هستند[۶]. ضعف اساسی تکنیک‌های پیشنهادی قبلی این است که آن‌ها نمی‌توانند جزییات اصلی تصاویر به دست‌آمده را به دست آورند[۷].

روش تصمیم‌گیری نَرم بازگشتی[1] برای دکانولوشن کور[2] توسط کیم یو یاپ[3] و لینگ گوان[4] پیشنهاد شد که در آن دکانولوشن، با استفاده از تصمیم‌گیری نرم شناسایی محوشدگی و نیز استفاده از شبکه عصبی سلسله مراتبی، به دست می‌آید[۸]. جیان فنگ[5] و همکارانش برای حذف محوشدگی ناشی از حرکت در یک تصویر، یک رویکرد بهینه‌سازی جدید را پیشنهاد کردند که در آن اطلاعات مبتنی بر پراکندگی بر روی تصاویر و اثرات محوشدگی با یکدیگر ترکیب می‌شوند[۹]. بازسازی تصاویر با استفاده از روش فیلتر کردن نیز توسط آکیرا کوبوتا[6] پیشنهاد شد که در آن درجه محوشدگی به‌طور مستقیم و دلخواه انتخاب می‌گردید[۱۰].

در روش دکانولوشن کور، بدون دانستن منبع محوشدگی و جزئیات تصویر اصلی بدون اغتشاش، مدل واضح تصویر احیا می‌شود. درحالی‌که در دکانولوشن غیرکور[7]، منبع محوشدگی و تصویر اصلی بدون اغتشاش در حین بازیابی مدل واضح تصویر، شناخته می‌شوند. رویکرد دکانولوشن کور برای موارد عملی مناسب‌تر است[۱۱]. چراکه در دنیای تصویربرداری پزشکی واقعی، تصویر در حین عکس‌برداری از بافت به وسیله پارامترهای ناشناخته‌ای که می‌تواند نویز گاوسی، آشفتگی، محوشدگی حرکتی و سایر عوامل تأثیرگذار باشد، خراب می‌شود.

در این پژوهش، هدف بهبود کیفیت تصاویر MRI مغز می‌باشد. تصاویر MRI به دست آمده، معمولاً نویزی یا داری محوشدگی هستند بنابراین، مکانیزمی برای حذف نویز و یا محوشدگی موردنیاز است. برای کاهش محوشدگی، تابع نقطه‌گستر[8] (PSF) یک فاکتور ضروری است که باید درنظر گرفته شود. PSF میزان محوشدگی یک نقطه نور توسط سیستم را توصیف می‌کند که بسته به نوع محوشدگی و نیاز، می‌توان مقدار آن را کاهش یا افزایش داد. همچنین در این پژوهش هر دو مدل دکانولوشن، یعنی عملکرد دکانولوشن کور و دکانولوشن غیرکور تحلیل شده و به کمک پارامترهای عملکردی مانند نسبت سیگنال به نویز[9] SNR، خطای میانگین مربعات[10] MSE و پیک نسبت سیگنال به نویز[11] PSNR

[1] Recursive soft decision
[2] Blind deconvolution
[3] Kim hui yap
[4] Ling Gaun
[5] Jian-Feng Cai
[6] Akira Kubota
[7] Non-blind deconvolution
[8] Point spread function
[9] Signal to Noise Ratio
[10] Mean Square Error
[11] Peak Signal to Noise Ratio

مقایسه می‌شوند. سپس با استفاده از نتایج شبیه‌سازی متدلوژی مؤثر جهت کاهش محوشدگی تصاویر MRI اتخاذ شده که باعث می‌گردد کیفیت تصاویر MRI مغز بالاتر رفته و بتوان تفسیر و تشخیص دقیقی از تصاویر به دست آمده داشت. نسبت سیگنال به نویز یا SNR معیاری ترکیبی از توان سیگنال حاصل از آزمون MRI خالص و توان نویز است. نویز، کمیتی تصادفی است و معمولاً توزیع آن را توزیع گوسی در نظر می‌گیرند. تصادفی بودن نویز باعث می‌شود که میانگین آن صفر شود. بنابراین مقدار مؤثر نویز از جذر میانگین مربعات آن به دست می‌آید و برای توصیف آن از خطای میانگین مربعات MSE استفاده می‌شود. البته این پارامتر هیچ اطلاعاتی در مورد متغیر با زمان بودن نویز یا اجزای فرکانسی آن نمی‌دهد. نسبت سیگنال به نویز، پارامتر پیک سیگنال به نویز و نیز خطای میانگین مربعات به ترتیب طبق روابط زیر قابل محاسبه می‌باشند:

$$SNR(dB) = 10\log_{10}\frac{P_s}{P_n} \quad (۱)$$

$$PSNR = 10\log_{10}\left(\frac{256^2}{MSE}\right) \quad (۲)$$

$$MSE = \frac{1}{N^2}\sum_{m.n=1}^{N}(\hat{x}(m,n) - x(m,n))^2 \quad (۳)$$

در روابط فوق P_s و P_n به ترتیب شدت پیکسل تصویر در حالت خالص و دارای نویز می‌باشند. همچنین N^2 اندازه تصویر، $\hat{x}(m,n)$ و $x(m,n)$ به ترتیب پیکسل‌های تصویر پردازش شده و تصویر اصلی می‌باشند. در کاربردهای پردازش تصویر، پیک نسبت سیگنال به نویز باید از ۲۵ دسیبل بزرگ‌تر باشد، تا تصویر حاصله به عنوان یک تصویر با کیفیت محسوب شود. البته لازم به ذکر است این پارامتر به تنهایی بیانگر کیفیت تصویر نمی‌باشد و در کنار پارامترهای دیگری همچون نسبت سیگنال به نویز می‌تواند قابل ارزیابی باشد.

۲. روش کار

تشکیل تصویر در تمامی سیستم‌های تصویربرداری معمولاً به عنوان کانولوشن یک محوشدگی h یا همان PSF سیستم تصویربرداری، با یک تصویر واضح ایده‌آل f، به‌همراه مقداری نویز n، مدل می‌شود[۱۲]:

$$g = h \otimes f + n \quad (۴)$$

درصورتی‌که PSF سیستم از حالت ایده‌آل فاصله بگیرد، کیفیت تصویر نهایی افت خواهد کرد. در این شرایط می‌توان با انجام دکانولوشن تأثیر مخرب PSFموردنظر را تا حدود زیادی برطرف نمود.

۲. ۱. دکانولوشن تصویر کور

در دکانولوشن کور، کاهش محوشدگی تصویر، بدون شناخت تابع نقطه گستر (PSF) سیستم صورت می‌پذیرد و تصویر نهایی ثبت شده از سخت‌افزار و یک حدس اولیه از PSFبه‌عنوان ورودی به الگوریتم داده می‌شوند. خروجی الگوریتم نیز تصویر ایده‌آل و PSF تقریبی خواهد بود. هنگامی‌که تصویر توسط سیستم تصویرگر پزشکی ثبت می‌شود، درواقع آنچه توسط چشم غیرمسلح مشاهده می‌شود، نمایش داده می‌شود. لذا تلاش برای احیای تصویر اصلی و تابع نقطه گستر از یک تصویر ثبت شده توسط سیستم تصویرگر پزشکی را دکانولوشن تصویر کور گویند[۲، ۳].

از نقطه نظر ریاضی، هدف ما تجزیه کردن یک تصویر با محوشدگی y به صورت زیر می‌باشد:

$$y = k \otimes x \quad (۵)$$

که در آن x یک تصویر واضح از نظر بصری است و k یک کرنل محوشدگی نامنفی است.

۲. ۲. دکانولوشن تصویر غیر کور

همان‌گونه که در رابطه (۴) قابل‌مشاهده است، دکانولوشن تصویر تلاش می‌کند یک تصویر واضح f را به دست آورد که به عنوان ورودی یک مدل محوشدگی g و احتمالاً یک کرنل کانولوشن h داده می‌شود. چنانچه h یا همان تابع نقطه گستر سیستم تصویربرداری در دسترس باشد، فرآیند، دکانولوشن، غیرکور نامیده می‌شود[۲، ۳]. الگوریتم دکانولوشن غیرکور را می‌توان به دو دسته تکرارشونده و مستقیم تقسیم کرد. در الگوریتم مستقیم خروجی الگوریتم با یک بار اجرای آن به دست می‌آید و درنتیجه در زمان پردازش صرفه‌جویی می‌شود اما، نتیجه نهایی ممکن است کیفیت قابل قبولی نداشته باشد. از طرفی در الگوریتم تکرارشونده ساخت تصویر خروجی به مرور و بر اثر اعمال چند باره الگوریتم یا بخشی از آن انجام می‌شود. درنتیجه برای اجرای آن زمان بیشتری باید صرف شود اما، نتیجه نهایی در اکثر مواقع بهتر از نتیجه الگوریتم مستقیم است[۱۲].

۲. ۳. شبیه‌سازی و اعمال الگوریتم دکانولوشن

متدلوژی اتخاذ شده در این پژوهش برای کاهش محوشدگی تصاویر MRI مغز، از الگوریتم دکانولوشن کور و غیر کور استفاده می‌کند. برای این منظور ابتدا، اسکن MRI از مغز به دست آمد، سپس تصویر به دست آمده به مقیاس خاکستری تبدیل و تغییر اندازه تصویر به ابعاد ۲۵۵×۲۵۵ پیکسل انجام پذیرفت. اندازه تصویر و نوع محوشدگی در تصویر، محدودیت اصلی در هنگام کاهش محوشدگی تصویر است. برای به دست آوردن تصویر بدون نویز و محوشدگی در صورت ناشناخته بودن تابع PSF، روش دکانولوشن کور استفاده می‌شود. درحالی‌که وقتی تابع PSF شناخته شده باشد، روش دکانولوشن غیرکور ارائه می‌شود زیرا پیچیدگی کمتری دارد. اما همان‌طور که می‌دانیم در موقعیت‌های عملی نوع نویز و محوشدگی در تصاویر به دست آمده مشخص نیست. برای یافتن PSF مناسب برای تصویر اصلی در این پژوهش روش آرایه وزن‌دار[۱۲] گنجانده شده است. مراحل بهینه‌سازی و کاهش محوشدگی تصاویر ثبت شده توسط سیستم تصویربرداری MRI طبق فلوچارت شکل ۱ انجام می‌شود.

شکل ۱. فلوچارت مراحل بهینه‌سازی و کاهش محوشدگی تصاویر MRI.

بنابراین قدم اول در اصلاح تصاویر به دست آمده آن است که رفتار PSF سیستم تصویربرداری ثبت و بررسی شود. در مراحل بعدی با توجه به اطلاعات به دست آمده از این مرحله، تصویر با اعمال PSF مرتبط اصلاح خواهد شد.
یکی از مشکلات الگوریتم‌های پردازشی مانند دکانولوشن که در قسمت محاسباتی خود از تبدیلات فوریه استفاده می‌کنند، بروز ناهنجاری حلقه‌ای[۱۳] در تصویر نهایی است. در این پدیده در اطراف لبه‌های تصویر که کنتراست بالایی دارند نوارهای

[12] Weighted array method
[13] Ringing

سیاه و سفید اضافی تشکیل می‌شود که باعث کاهش کیفیت تصویر می‌شوند. به وجود آمدن این نوارها تأثیر پدیده گیبس است که در هنگام استفاده از تبدیلات فوریه و معکوس فوریه رخ می‌دهد. میزان شدت این پدیده در لبه‌های تصویر بیشتر است زیرا در این نواحی شدت پیکسل‌ها به‌طور ناگهانی به صفر می‌رسد. برای حذف نوارها از لبه‌های تصویر می‌توان از تکنیک لایه‌گذاری استفاده کرد. در این تکنیک اندازه تصویر اولیه بزرگ‌تر انتخاب خواهد شد و پس از انجام دکانولوشن نواحی اضافی متعلق به لبه‌ها حذف خواهند شد. با این کار نواحی کناری دارای ناهنجاری حلقه‌ای حذف شده و در تصویر نهایی وجود نخواهند داشت.

پس از آماده‌سازی تصویر و PSF و انجام پیش‌پردازش‌ها، عملیات دکانولوشن انجام خواهد شد. در این پژوهش از روش total variation constrained least squares deconvolution برای انجام این عملیات استفاده شده است[۱۳].

به‌طورکلی این تکنیک با حل معادله کمینه‌سازی ۳ بهترین تخمین ممکن از تصویر اولیه را پیدا می‌کند.

$$(\mu \, ||h \otimes f-g||_1+||f||_{tv}) \; \text{minimize}_f \qquad (۶)$$

در معادله ۶ هدف به دست آوردن f مناسب است به‌طوری‌که مقدار کل معادله کمینه شود. در این حالت اختلاف تصویر اولیه و تصویر تخمین‌زده شده به حداقل خواهد رسید. مقدار $||f||_{tv}$ از معادله ۷ به دست می‌آید.

$$||f||_{tv} = \Sigma i \; (\beta_x \, |[D_x f]_i + \beta_y \, |[D_y f]_i + \beta_t \, |[D_t f]_i) \qquad (۷)$$

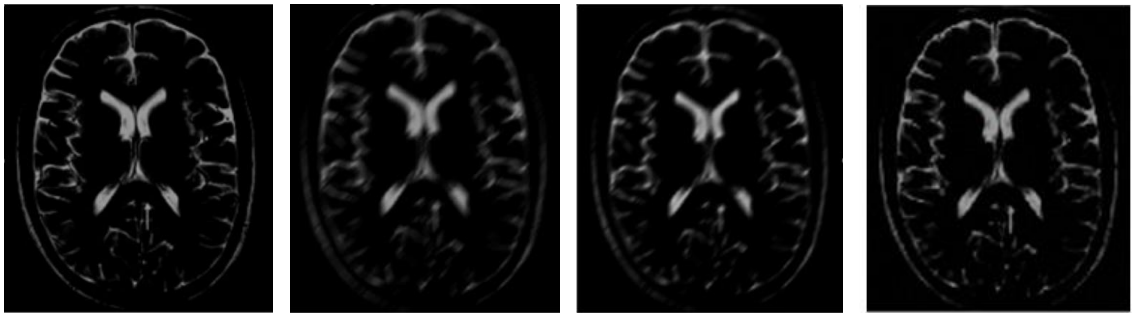
در این معادله D_x، D_y، D_t نمایانگر عملگرهای گرادیان در راستای محور افقی، عمودی و زمانی هستند. ضرایب β_x، β_y و β_t نیز مقادیر ثابتی هستند که گرادیان‌ها را کنترل می‌کنند.

۳. بحث و تحلیل نتایج

در این پژوهش برای بررسی کمی میزان بهبود کیفیت تصویر پس از انجام پردازش‌های بیان شده از پارامترهای استاندارد SNR، MSE و PSNR استفاده شده است. به‌طورکلی تکنیک‌های دکانولوشن باعث افزایش وضوح تصویر می‌شوند اما، اکثراً بر اثر این کار نویزهای موجود در تصویر تشدید می‌شود و کیفیت تصویر را از جهت دیگری خراب می‌کنند. پارامتر SNR میزان نویز تصویر را نشان می‌دهد. بنابراین اندازه‌گیری این پارامترها نشان‌دهنده چگونگی تغییر کیفیت تصویر نهایی می‌باشند. نتایج اندازه‌گیری پارامترهای بیان شده در جدول ۱ قابل‌مشاهده است. همچنین تأثیر اعمال الگوریتم دکانولوشن کور و غیر کور را می‌توان در شکل ۲ مشاهده نمود. از نتایج شبیه‌سازی قابل‌مشاهده است که رویکرد دکانولوشن کور در بازیابی تصاویر MRI اصلی از تصویر تار، نتایج بهتری ایجاد می‌کند. همچنین برای روش دکانولوشن کور، در مقایسه با روش دکانولوشن غیرکور، مقدار SNR و PSNR بالاتری به دست آمده است، که نشان‌دهنده کیفیت بهبود یافته تصاویر نهایی می‌باشد. از سوی دیگر مقدار MSE برای دکانولوشن کور، کم‌تر از روش‌های دیگر است، که نشان می‌دهد خطای کوچکی در تصویر بازسازی‌شده وجود دارد.

جدول ۱. مقادیر به دست آمده برای SNR، PSNR، MSE تصاویر متفاوت

	MSE	PSNR	SNR
تصویر اصلی دارای نویز	۳۰٫۵۳۵	۳۳٫۴۱۶	۱۸٫۴۳۴
تصویر دارای محوشدگی	۵۱٫۲۵	۳۳٫۶۶	۱۳٫۹۳
تصویر نهایی با اعمال الگوریتم دکانولوشن کور	۲۲٫۳۸	۳۳٫۵۶	۲۰٫۱۹
تصویر نهایی با اعمال الگوریتم دکانولوشن غیرکور	۴۵٫۸۲	۳۳٫۳۹	۱۴٫۹۰



(a) (b) (c) (d)

شکل ۲. a) تصویر اصلی b) تصویر مات c) تصویر دیکانوالو شده غیرکور d) تصویر دیکانوالو شده کور.

۴. نتیجه‌گیری

در این مقاله درکی جامع از تکنیک کاهش محوشدگی تصویر مبتنی بر روش دکانولوشن کور و غیرکور ارائه شده است. روش‌های پیشنهادی برای کاهش محوشدگی تصاویر مات MRI مغز برای به دست آوردن تصویر خراب نشده اصلی مقایسه شدند. هر دو دکانولوشن کور و غیرکور قصد بازسازی تصویر مات را دارند، پدیده محوشدگی می‌تواند به دلیل حالت‌های زیادی از قبیل محوشدگی گاوسی، آثار تصنعی حرکتی، فوکوس نبودن دوربین و سایر موارد رخ دهد. نتایج به دست آمده از روش‌های پیشنهادی اشاره می‌کند که رویکرد مات‌زدایی کور از نظر عملی و تجربی مناسب‌تر است. از نتایج شبیه‌سازی نیز قابل‌مشاهده است که رویکرد دکانولوشن کور در بازیابی تصاویر MRI اصلی از تصویر تار، نتایج بهتری ایجاد می‌کند. همچنین برای روش دکانولوشن کور، در مقایسه با روش دکانولوشن غیرکور، مقدار SNRو PSNR بالاتری به دست آمد، که نشان‌دهنده کیفیت بهبود یافته تصویر نهایی می‌باشد. از سوی دیگر مقدار MSE برای دکانولوشن کور، کم‌تر از روش‌های دیگر است، که نشان می‌دهد خطای کوچکی در تصویر بازسازی‌شده وجود دارد.

۵. مراجع

1. Banham, M. and Katsaggelos, A. Digital image restoration. Signal Processing Magazine, IEEE 14 (2), pp.4-41 (1997).
2. Campisi, P., and Egiazarian, K. 2007. Blind Image Deconvolution: Theory and Applications. CRC Press.
3. T. G. Stockham, Jr., T. M. Cannon, and R. B. Ingebretsen, “Blind deconvolution through digital signal processing,” Proceedings IEEE, 63(4): pp. 678–692 (1975).
4. Sibarita, J. B. Deconvolution microscopy. Adv. Biochemistry Eng. Biotechnology.95: pp. 201-243 (2005).
5. Starck, J. L., Pantin, E., and Murtagh, F. Deconvolution in astronomy: A review. Publications of the Astronomical Society of the Paci_c (October), pp. 1051-1069 (2002).
6. Agarwal S, et al. “Analysis of linear filtering techniques on X-Ray image.” Computer and Communication Technology (ICCCT), 2014 International Conference on. IEEE, (2014).
7. Agarwal S, Singh O.P, Nagaria D. “Analysis and Comparison of Wavelet Transforms for Denoising MRI Image.” Biomed Pharmacology J, 10(2): (2017).
8. K.-H. Yap, L. Guan, and W. Liu, “A recursive soft-decision approach to blind image deconvolution,” IEEE Trans. Signal Process., 51(2); (2003)
9. J F Cai, H Ji, C Liu, Z Shen, “Frame Let-Based blind motion deblurring from a single image”, IEEE trans on image processing, 21(2): (2012).
10. A Kubota, K Aizawa, “Reconstructing arbitrarily focused images from two differently focused images using linear filters”, IEEE trans on image processing, 14(11); (2005).
11. T. E. Bishop and J. R. Hopgood, “Blind image restoration using a block- stationary signal model,” in ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing Proceedings, (2006).
12. Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL. Digital Image Processing Using MATLAB®: Gatesmark Publishing; 2009.
13. Chan SH, Khoshabeh R, Gibson KB, Gill PE, Nguyen TQJIToIP. An augmented Lagrangian method for total variation video restoration. 2011; 20(11): 3097-111.