

Noise Reduction in Cone Beam Computed Tomography Images using Independent Component Analysis

Shakeri, Saeid ¹ / Ghassemi, Farnaz ² / Almasganj, Farshad ^{3*}

¹ - Ph.D. Student, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

² - Assistant Professor, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

³ - Associate Professor, Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/ijbme.2019.90330.1377

Received: 19 July 2018

Revised: 17 November 2018

Accepted: 10 February 2019

KEYWORDS

Noise Reduction
CBCT Image
Independent Component Analysis
Wavelet Thresholding
Anisotropic Diffusion Filter

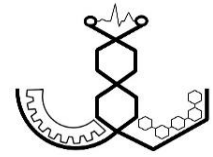
ABSTRACT

Noise removal is one of the most important steps in digital image processing. Cone beam computed tomography (CBCT) is increasingly utilized in maxillofacial and dental imaging. Compared to conventional CT, CBCT images have different noise and artifacts due to much less applied dose and their reconstruction algorithm. Therefore, the use of noise reduction techniques in these images is necessary to increase the signal-to-noise ratio. In this paper, the independent component analysis (ICA) method has been used to separate noise from CBCT images and three different ICA algorithms, NG-FICA, ERICA and FastICA were investigated. In addition, two powerful noise reduction methods, 2D discrete wavelet thresholding and optimized anisotropic diffusion filter are used to evaluate the results. Our proposed method has been validated on 12 different images in the presence of Gaussian and Spectral noise and the results are evaluated using processing time criteria, PSNR, MSE and SSIM. The results show that the ICA methods have an advantage in noise reduction from CBCT images compared to the other noise reduction methods and among the three studied ICA algorithms, the NG-FICA algorithm has better performance in terms of processing time, preserving image quality and noise reduction.

*Corresponding Author

Address	Bioelectric Department, Biomedical Engineering Faculty, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran		
Postal Code	11365-9567	Tel	+98-21-64542372
E-Mail	almas@aut.ac.ir	Fax	+98-21-64542372





کاهش نویز تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی با استفاده از تحلیل مولفه‌های مستقل

شاگری، سعید^۱ / قاسمی، فرناز^۲ / الماس گنج، فرشاد^{۳*}

- ^۱ - دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکتریک، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
^۲ - استادیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
^۳ - دانشیار، گروه بیوالکتریک، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/ijbme.2019.90330.1377

پذیرش: ۲۱ بهمن ۱۳۹۷

بازنگری: ۲۶ آبان ۱۳۹۷

ثبت در سامانه: ۲۸ تیر ۱۳۹۷

چکیده

واژه‌های کلیدی

حذف نویز یکی از مهم‌ترین مراحل در پردازش تصاویر دیجیتال است. امروزه از تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی به صورت گسترده در تصویربرداری از ناحیه‌ی فک و صورت استفاده می‌شود. این تصاویر به دلیل الگوریتم بازسازی متفاوت و اعمال دوز بسیار کم در مقایسه با سی تی، دارای نویز و آرتیفکت‌های مختلف هستند. از این رو، استفاده از روش‌های کاهش نویز در این تصاویر برای افزایش نسبت سیگنال به نویز در آن‌ها ضروری می‌باشد. در این مقاله از روش تحلیل مولفه‌های مستقل (ICA) به منظور جداسازی نویز از تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی استفاده شده و سه الگوریتم مختلف ERICA، NG-FICA و FastICA مورد بررسی قرار گرفته است. هم‌چنین از دو روش قدرتمند کاهش نویز دیگر، آستانه‌گذاری تبدیل موجک گسسته‌ی دوبعدی و فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد بهینه، برای مقایسه‌ی نتایج استفاده شده است. روش پیشنهادی روی ۱۲ تصویر مختلف در حضور دو نویز گوسی و اسپیکل بررسی شده و نتایج به دست آمده با استفاده از معیارهای زمان پردازش، PSNR، MSE و SSIM مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که روش‌های ICA نسبت به سایر روش‌های حذف نویز عمل کرد بهتری در جداسازی نویز از تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی داشته و از میان سه الگوریتم مورد بررسی، الگوریتم NG-FICA از نظر زمانی، حفظ کیفیت تصویر و کاهش نویز، عمل کرد بهتری داشته است.

کاهش نویز در تصویر
سی تی با اشعه‌ی مخروطی
تحلیل مولفه‌های مستقل
آستانه‌گذاری تبدیل موجک
فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی: گروه بیوالکتریک، دانشکده‌ی مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

تلفن: ۹۸-۲۱-۶۴۵۴۲۳۷۲

کد پستی: ۱۱۳۶۵-۹۵۶۷

دورنگار: ۹۸-۲۱-۶۴۵۴۲۳۷۲

پست الکترونیک: almas@aut.ac.ir



۱- مقدمه

امروزه در اکثر مراکز درمانی و بیمارستانی، برای تشخیص بیماری و ناهنجاری‌های قسمت‌های مختلف بدن، از روش‌های مختلف تصویربرداری استفاده می‌شود. با پیشرفت روزافزون دانش تصویربرداری در حوزه‌های مختلف، در پزشکی نیز به صورت گسترده از روش‌های گوناگون تصویربرداری مانند تصویربرداری تشدید مغناطیسی^۱ (MRI)، مقطع‌نگاری کامپیوتری^۲ (CT) و فراصوت^۳ بهره گرفته می‌شود. در جراحی‌های دندان، فک و صورت، در اغلب اوقات پزشک برای برنامه‌ریزی و ایجاد طرح به تصویربرداری نیاز دارد. به کمک تصاویر پزشکی سه‌بعدی و سیستم‌های نرم‌افزاری متنوع، پزشک می‌تواند روند جراحی را به صورت مجازی پیش‌بینی نماید. مقطع‌نگاری کامپیوتری با اشعه‌ی مخروطی، یکی از انواع روش‌های مقطع‌نگاری کامپیوتری بوده که می‌تواند در فرایند تشخیص و درمان به پزشکان یاری رساند.

امروزه استفاده از دستگاه‌های سی‌تی در دندان‌پزشکی، به دلیل هزینه‌ی بالا، اندازه‌ی بزرگ تجهیزات و همچنین دوز اعمالی زیاد به ناحیه‌ی صورت، محدود شده است [۱]. از این رو در سال‌های اخیر، روش سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی^۴ (CBCT) که معایب ذکر شده را ندارد، به یک روش تشخیصی جایگزین و بسیار مهم در دندان‌پزشکی تبدیل شده و با توجه به قابلیت تصویربرداری سه‌بعدی، از توانایی بالایی در تشخیص و برنامه‌ریزی درمان به ویژه در کاشت ایمپلنت‌های دندانی برخوردار است.

در مقطع‌نگاری کامپیوتری با اشعه‌ی مخروطی، اشعه‌ی ایکس از منبع به صورت یک مخروط واگرا منتشر می‌شود. هنگام تصویربرداری از دندان‌ها، با چرخش دستگاه سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی دور سر بیمار، در حدود ۶۰۰ تصویر دوبعدی مختلف ایجاد شده که می‌توان آن‌ها را با استفاده از الگوریتم‌های موجود در کنار یکدیگر قرارداده تا تصویر سه‌بعدی از آن ناحیه به دست آید [۲]. در این روش برای آشکارسازی اشعه‌ی مخروطی تضعیف شده، از آرایه‌های دوبعدی استفاده می‌شود.

الگوریتم فلدکمپ-دیویس-کرس^۵ (FDK) یک الگوریتم استاندارد برای بازسازی سه‌بعدی تصویر از افکنش‌های^۶ سی‌تی مخروطی می‌باشد [۳]. این الگوریتم در واقع تعمیم سه‌بعدی از

افکنش‌های بازتابی فیلتر شده‌ی دوبعدی اشعه‌ی پنکه‌ای^۷ است. این الگوریتم سریع بوده و برای بازسازی مناسب است، اما به تعداد افکنش‌های زیادی نیاز دارد. البته الگوریتم‌های بازسازی دیگری نیز وجود داشته که می‌توانند مرزهای موجود در تصویر حجمی را با کیفیت بهتر و با آرتیفکت کم‌تری بازسازی کنند، اما سرعت این روش‌ها به دلیل ماهیت تکرارشونده‌ی آن‌ها بسیار پایین است. از این رو در بازسازی‌ها معمولاً از همان الگوریتم استاندارد FDK به همراه الگوریتم‌های دیگری برای کاهش هر چه بیش‌تر نویز و آرتیفکت استفاده می‌شود [۴].

نویزها و آرتیفکت‌های موجود در تصویربرداری سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی نقش مهمی در کاهش کیفیت تصویر بازسازی شده ایفا می‌کنند. نویزهای موجود در تصویر عمدتاً از دو دسته‌ی افزودنی^۸ و کوانتومی^۹ می‌باشند. نویز افزودنی ناشی از خطاهای گرد کردن در هنگام محاسبات و یا اغتشاش‌های الکتریکی بوده و نویز کوانتومی به صورت توزیع پواسون روی تصویر قرار می‌گیرد [۵]. آرتیفکت‌های یک تصویر، ساختارهای ناخواسته‌ای در تصویر بازسازی شده هستند که از لحاظ تئوری انتظار می‌رود که وجود نداشته باشند [۶]. در ادامه به مهم‌ترین آرتیفکت‌های موجود در تصاویر سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی اشاره شده است:

۱- پراکندگی^{۱۰}: در برخی از مطالعات از پراکندگی به عنوان مهم‌ترین آرتیفکت موجود در تصاویر سی‌تی مخروطی اشاره می‌شود [۷]. علت اصلی این پدیده آن است که برای کاهش پیچیدگی و افزایش سرعت محاسبات مربوط به تصاویر رادیوگرافی، تنها آن دسته از فوتون‌ها که به صورت خطی در مسیر منبع تا آشکارساز حرکت می‌کنند مورد بررسی قرار می‌گیرند. از این رو فوتون‌های پراکنده شده که نقشی در محاسبات تئوری ایفا نمی‌کنند، اثر خود را به صورت آرتیفکت در تصویر بازسازی شده نشان می‌دهند [۸]. به دلیل پایین‌تر بودن دوز اشعه‌ی ایکس اعمالی در روش سی‌تی مخروطی نسبت به روش سی‌تی معمولی، اثر مخرب پراکندگی در روش سی‌تی مخروطی بسیار بیش‌تر و محسوس‌تر می‌باشد.

۲- سخت شدن پرتو^{۱۱}: اشعه‌های دارای انرژی کم (طول موج کم) از طیف اشعه‌ی ایکس اعمالی، ممکن است به صورت قابل توجهی جذب شوند. اگر جسمی اشعه‌های کم‌انرژی را به خوبی جذب کند، این مقدار زیاد جذب مانند یک فیلتر در جسم عمل

^۷ Fan Beam

^۸ Additive Noise

^۹ Quantum Noise

^{۱۰} Scattering

^{۱۱} Beam Hardening

^۱ Magnetic Resonance Imaging

^۲ Computed Tomography

^۳ Ultrasound

^۴ Cone Beam Computed Tomography

^۵ Feldkamp-Davis-Kress

^۶ Projections



دلیل نمونه‌برداری پایین^۵ تولید می‌شود [۱۱]. یکی دیگر از عواملی که باعث ایجاد این آرتیفکت می‌شود (به طور خاص در روش سی تی مخروطی)، واگرایی پرتوهای مخروطی شکل است [۱۲]. این آرتیفکت معمولاً خود را به صورت الگوهای خطی و واگرا به سمت اطراف تصویر نشان می‌دهد. اثر این آرتیفکت در یک برش از تصویر سی تی مخروطی در شکل (۲) نشان داده شده است.



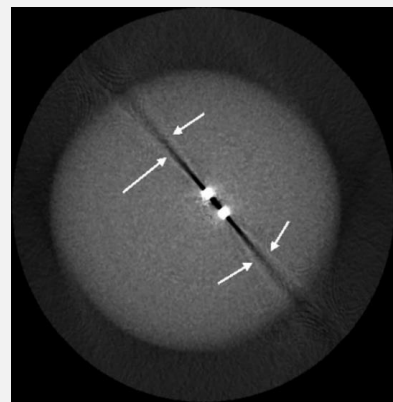
شکل (۲) - الگوهای خطی اثر آرتیفکت دنداندار در تصویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی

۵- حرکتی^۶: این آرتیفکت می‌تواند از هر سه بخش منبع، هدف و آشکارساز ناشی شود. این آرتیفکت در تصویربرداری پزشکی به دلیل حرکت‌های ارادی و غیرارادی بیمار، بسیار شایع می‌باشد. در روش‌های بازسازی تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی، فرض بر آن است که فرد هنگام تصویربرداری ساکن بوده و هیچ حرکتی (ارادی یا غیرارادی) نداشته است. به طور کلی، هر گونه جابه‌جایی هنگام تصویربرداری که در بازسازی تصویر مدلی برای آن حرکت در نظر گرفته نشده باشد، به عنوان آرتیفکت حرکتی شناسایی می‌شود.

۶- حلقه‌ای: این آرتیفکت به صورت دایره‌های هم‌مرکز در داخل تمامی مقاطع تصویر در نمای محوری^۷ تصاویر CBCT دیده شده و دلیل وقوع آن کالیبره نبودن آشکارسازها می‌باشد. آرتیفکت حلقه‌ای در مقاطعی از فک و صورت با ساختار همگن، به وضوح قابل مشاهده می‌باشد. در پژوهشی برای حذف این آرتیفکت از روش تحلیل مولفه‌های مستقل استفاده شده است [۱۳]. اثر این آرتیفکت در یک مقطع همگن از تصویر، در شکل (۳) نشان داده شده است.

کرده و عبور سایر طول موج‌ها را تحت تاثیر خود قرار می‌دهد. اگر پرتوی اعمالی دارای اشعه‌های کم‌انرژی زیادی باشد، باعث ایجاد خطای غیرخطی در تصویر نهایی می‌شود. در بازسازی سه‌بعدی تصویر، این خطا در حجم نهایی بازتابیده شده و خود را به صورت رگه‌های سیاه‌رنگ در تصویر نشان می‌دهد [۹].

۳- اثر گرادیان لبه‌ی نمایی^۱: این اثر در لبه‌های تیز با تباین^۲ بالا بالا نسبت به ساختار اطراف دیده می‌شود (شکل ۱). این پدیده به دلیل میانگین‌گیری شدت روشنایی اندازه‌گیری شده برای یک عرض محدود موج رخ می‌دهد، در حالی که در محاسبات ریاضی مربوط به بازسازی، عرض موج برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر، در الگوریتم‌های استاندارد مانند FDK، یک خط یک‌نواخت در تصویر، از منظر ریاضیات به منزله‌ی مکانی است که میزان میرایی در آن یک‌پارچه شده است، در حالی که در واقعیت، این خطوط بیان‌گر جذب متوسط در طول یک عرض خطی محدود از جسم هدف می‌باشند. این آرتیفکت‌ها در تصویر معمولاً به صورت رگه‌های مماس به خطوط مستقیم و بلند بوده که در جهت افکنش ظاهر می‌شوند. در تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی، این آرتیفکت بیش‌تر در لبه‌های تیز با تباین بالا مانند حفره‌های دندانی وجود دارد [۱۰].



شکل (۱) - اثر گرادیان لبه‌ی نمایی همراه با رگه‌های نازک مماس بر لبه‌ی نازک در جهت افکنش اشعه که با فلش مشخص شده‌اند [۸]

۴- دنداندار شدن^۳: دنداندار شدن تصاویر هنگامی رخ می‌دهد که نرخ ناپکوئیست^۴ در هنگام نمونه‌برداری تصویر رعایت نشود. فرکانس نمونه‌برداری در تصویرگری، با تعداد پیکسل‌ها در ناحیه مشخص می‌شود. در اجزای آشکارساز، آرتیفکت دنداندار به

^۵ Undersampling

^۶ Motion Artifact

^۷ Axial

^۱ Exponential Edge Gradient Effect

^۲ Contrast

^۳ Aliasing Artifact

^۴ Nyquist Rate

آرتیفکت حلقه‌ای در مرحله‌ی بازسازی تصویر بهره برده‌اند. هم‌چنین ژائو و هم‌کارانش [۲۷] از شبکه‌های عمیق GAN برای حذف آرتیفکت حلقه‌ای از تصویر CBCT استفاده کرده‌اند. هدف پژوهش حاضر، معرفی روشی برای کاهش نویز تصاویر CBCT بر مبنای تحلیل مولفه‌های مستقل در مرحله‌ی پس از بازسازی تصویر و مقایسه‌ی آن با سایر روش‌های کاهش نویز می‌باشد. در بخش دوم این مقاله، روش مولفه‌های مستقل و دو روش پرکاربرد دیگر در حوزه‌ی رفع نویز تصاویر سی‌تی مخروطی (تبدیل موجک و فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد) معرفی خواهند شد. در بخش سوم، روش پیشنهادی و جزئیات آن بیان خواهد شد. در بخش چهارم، نتایج اعمال روش پیشنهادی و نتایج مربوط به سایر روش‌های کاهش نویز، ارائه شده و مورد بحث و بررسی قرار خواهند گرفت. در بخش پنجم نیز به جمع‌بندی مطالب پرداخته خواهد شد.

۲- روش‌ها

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، در این مقاله به منظور بررسی روش‌های مختلف پردازش تصویر در کاهش نویز تصاویر سی‌تی مخروطی پس از بازسازی، از روش تحلیل مولفه‌های مستقل^۱ در تصویر استفاده شده است. هم‌چنین برای بررسی نتایج نهایی، دو روش فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد^۲ و آستانه‌گذاری تبدیلیات موجک^۳ نیز پیاده‌سازی شده‌اند. در ادامه این سه روش به طور مختصر معرفی می‌شوند.

۲-۱- فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد

فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد یک روش تکرارشونده برای نرم‌کنندگی و حفظ لبه است. انتشار خطی معادل فیلتر گوسی است که با استفاده از تغییرات زمان انتشار می‌توان میزان نرم‌شوندگی در آن را کنترل کرد. برای حفظ لبه‌ها در این فیلتر، از روش انتشار غیرخطی منظم استفاده می‌شود [۱۴]. به طوری که لبه‌ها با کاهش ضریب انتشار در همسایگی آن‌ها حفظ خواهند شد. به عبارت دیگر در این روش تصویر به صورت ناحیه‌ای نرم شده و برای حفظ کیفیت، لبه‌های تصویر به صورت نویزی باقی می‌مانند. ساختار محلی تصویر در فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد با تنسوری به نام ماتریس ممان دوم توصیف شده و این توصیف‌گر به تنسور انتشار D تبدیل می‌شود. معادله‌ی انتشار به صورت رابطه‌ی (۱) تخمین زده می‌شود [۱۴]:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla u) \rightarrow u_{k+1} \approx u_k + \tau (\nabla \cdot (D \nabla u)) \quad (1)$$



آرتیفکت‌های ذکر شده، در تصاویر سی‌تی معمولی و سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی به طور مکرر مشاهده شده و حتی بعضی از انواع آن مانند آرتیفکت حرکتی، در تصاویر سی‌تی معمولی شایع‌تر است. برخی از آرتیفکت‌های موجود در تصاویر را می‌توان با پیشرفت تجهیزات تصویربرداری بهبود بخشید. برای مثال، آرتیفکت دندان‌دار شدن را می‌توان به وسیله‌ی تولید افکنش و افکنش‌های بازتابی پیچیده‌ی بیش‌تر، بهبود بخشید [۱۲]. در آرتیفکت‌های دیگر مانند پراکندگی، برای بهبود تصویر به الگوریتم‌های بازسازی تکرارپذیر و پیچیده‌تر نیاز است، اما به دلیل حجم بالای محاسبات و لزوم استفاده از سیستم‌های پیشرفته، این الگوریتم‌ها عملاً در اسکنرهای موجود قابل استفاده نمی‌باشند. از این رو استفاده از روش‌های بهبود تصویر و فیلترهای مناسب برای کاهش هرچه بیش‌تر نویز و آرتیفکت‌های موجود در تصاویر سی‌تی مخروطی لازم و ضروری می‌باشد.

به طور کلی روش‌های کاهش نویز در تصاویر CBCT را می‌توان به دو دسته‌ی روش‌های کاهش نویز در قبل و بعد از بازسازی تصویر تقسیم کرد. در مطالعات مشابه، بیش‌تر از روش‌های قبل از بازسازی استفاده شده است. به عبارت دیگر حذف نویز در مرحله‌ی بازسازی تصویر، بیش از روش‌های پردازش تصویر مورد علاقه‌ی پژوهش‌گران بوده است [۷]. تاکور و هم‌کارانش [۲۶] برای افزایش کنتراست و شدت روشنایی و نیز کاهش نویز تصویر CBCT از روش اصلاح هیستوگرام با تابع فعال منحنی و فیلتر تطبیقی میانه استفاده کردند. در پژوهشی دیگر، کرون [۱۴] از روش فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد بهینه برای حذف نویز از تصاویر CBCT به منظور کاهش هرچه بیش‌تر نویز جهت آماده‌سازی برای بخش‌بندی استفاده کرده است. چن و هم‌کارانش [۱۳] از روش تحلیل مولفه‌های مستقل برای حذف

^۱ Wavelet Transform Thresholding

^۱ Independent Component Analysis

^۲ Anisotroping Diffusion Filtering



۲-۲- آستانه‌گذاری تبدیل موجک

تبدیل موجک گسسته‌ی دوبعدی با استفاده از روش جداسازی انجام می‌شود. ابتدا تبدیل موجک گسسته‌ی یک‌بعدی در سطرها اعمال شده و سپس روی نتیجه‌ی به دست آمده که یک ماتریس مستطیلی است (به دلیل نمونه‌برداری کاهنده^۱ در جهت سطر)، تبدیل موجک گسسته‌ی یک‌بعدی در جهت ستون‌ها اعمال می‌گردد. تجزیه در سطح اول، یک زیرتصویر پایین‌گذر (LL2) و سه زیرتصویر بالاگذر (HL3، LH3 و HH3) را نتیجه می‌دهد. این روند پردازش مجدداً روی LL2 تکرار شده و خروجی‌ها به صورت LH3، HL3 و HH3 به دست می‌آیند. این پردازش روی تصویر پایین‌گذر، برای تجزیه تا سطوح بالاتر با همین روند ادامه می‌یابد. در واقع، تبدیل موجک گسسته‌ی دوبعدی، تصویر را به زیرتصویرهایی با ساختار هرمی تجزیه می‌کند که در هر سطح بالا، قدرت تفکیک در حوزه‌ی فرکانس کاهش یافته و در حوزه‌ی مکان افزایش می‌یابد.

آستانه‌گذاری در موجک، یک روش تخمین سیگنال است که از آن برای نویززدایی از تصویر یا سیگنال استفاده می‌شود. بر این اساس، نویز توسط حذف ضرایبی از تبدیل موجک که نسبت به حد آستانه ناچیز هستند، از بین می‌رود. روش‌های مختلفی برای انتخاب پارامترهای نویززدایی معرفی شده است که از آن جمله می‌توان به آستانه‌گذاری نرم و سخت، آستانه‌گذاری نیمه نرم و روش‌های وفقی [۱۶] اشاره کرد. بر این اساس، با اعمال تبدیلات موجک مختلف بر سیگنال یا تصویر، ضرایب کوچک دنباله‌ها متعلق به نویز فرض شده، حذف می‌شوند و در پی آن، سیگنال یا تصویر از ضرایب باقی‌مانده بازسازی می‌گردد. در سال‌های اخیر از این روش به صورت گسترده در رفع نویز با فرکانس بالا در تصاویر استفاده شده است [۱۵].

۲-۳- تحلیل مولفه‌های مستقل

جداسازی کور منابع^۲، روشی برای جداسازی منابع مختلفی است که با یکدیگر ترکیب شده‌اند. واژه‌ی کور به این واقعیت اشاره دارد که منابع اصلی در دسترس نبوده، هیچ اطلاعاتی در مورد نحوه‌ی ترکیب آن‌ها وجود نداشته و جداسازی تنها بر اساس ترکیب منابع و با فرضیات محدودکننده مانند استقلال آماری منابع اولیه انجام می‌شود. به عبارت دیگر، اگر برداری از منابع مختلف به نام S وجود داشته باشد، در مسائل جداسازی کور منابع، تنها مشاهداتی به صورت X در اختیار است که با ضرایب خطی یا غیرخطی ماتریس A به صورت X=AS رابطه دارند. در این حالت هدف اصلی یافتن ماتریس ترکیب است.

در رابطه‌ی (۱)، u بیان‌گر تصویر بوده که تابعی از مختصات پیکسل‌ها (x, y, z) و زمان انتشار (t) می‌باشد. همچنین در بخش گسسته‌ی رابطه، T بیان‌گر گام زمانی و k بیان‌گر تعداد تکرار است. مجموعه‌ی بردارهای V₁, V₂, V₃ بردارهای ویژه‌ی تنسور D و λ₁, λ₂ و λ₃ مقادیر ویژه‌ی آن هستند. بر این اساس رابطه‌ی زیر به دست می‌آید:

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} \\ D_{31} & D_{32} & D_{33} \end{bmatrix}, D_{ij} = \sum_{n=1,2,3} \lambda_n v_{ni} v_{nj} \quad (2)$$

در فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد بهینه (کرون [۱۴]) عمل‌گر دیورژانس به صورت رابطه‌ی (۳) بازنویسی می‌شود:

$$\nabla \cdot (D \nabla u) = \text{div}(D) \nabla u + \text{trace}(D(\nabla \nabla^T u)) \quad (3)$$

قسمت دیورژانس و هسین رابطه‌ی (۳)، به صورت روابط (۴) بسط داده می‌شود:

$$\begin{aligned} \text{div}(D) \nabla u &= (\partial_x u)(\partial_x D_{11} + \partial_y D_{12} + \partial_z D_{13}) \\ &\quad + (\partial_y u)(\partial_x D_{21} + \partial_y D_{22} \\ &\quad + \partial_z D_{23}) + (\partial_z u)(\partial_x D_{31} \\ &\quad + \partial_y D_{32} + \partial_z D_{33}) \quad (4) \\ \text{trace}(D(\nabla \nabla^T u)) &= (\partial_{xx} u) D_{11} + (\partial_{yy} u) D_{22} \\ &\quad + (\partial_{zz} u) D_{33} + 2(\partial_{xy} u) D_{12} \\ &\quad + 2(\partial_{xz} u) D_{13} + 2(\partial_{yz} u) D_{23} \end{aligned}$$

در این فیلتر، روابط (۳) و (۴) توسط کرنل‌های فضایی رابطه‌ی (۵) گسسته‌سازی شده که مقادیر این کرنل‌های به وسیله‌ی بهینه‌سازی تحلیلی و یا عددی به دست می‌آیند. با استفاده از روش عددی، کل عملیات بهینه خواهد شد در حالی که با استفاده از روش تحلیلی، بهینه‌سازی تنها برای هر بخش و به صورت جداگانه انجام می‌شود. در روش گسسته‌سازی بهینه، از بهینه‌سازی عددی استفاده شده است.

$$\begin{aligned} M_{xx} &= \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 & p_2 & p_1 \\ p_4 & p_5 & p_6 & p_5 & p_4 \\ -p_7 & -p_8 & -p_9 & -p_8 & -p_7 \\ p_4 & p_5 & p_6 & p_5 & p_4 \\ p_1 & p_2 & p_3 & p_2 & p_1 \end{bmatrix} \\ M_{xy} &= \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 & p_2 & p_1 \\ p_4 & p_5 & p_6 & p_5 & p_4 \\ -p_7 & -p_8 & -p_9 & -p_8 & -p_7 \\ p_4 & p_5 & p_6 & p_5 & p_4 \\ p_1 & p_2 & p_3 & p_2 & p_1 \end{bmatrix} \\ M_x &= \begin{bmatrix} p_{13} & p_{14} & p_{13} \\ 0 & 0 & 0 \\ -p_{13} & -p_{14} & -p_{13} \end{bmatrix} \quad (5) \end{aligned}$$

^۱ Blind Source Separation

^۲ Downsampling

و دارای واریانس واحد هستند. در روابط (۶) و (۷)، E ماتریس متعامد از بردارهای ویژه‌ی ماتریس کوواریانس بوده و D ماتریس قطری از مقادیر ویژه می‌باشد.

$$\bar{X} = D^{-\frac{1}{2}} E^T X \quad (۷)$$

مدل تحلیل مولفه‌های مستقل، یک مدل عمومی آماری برای داده‌های چندوجهی است [۱۹]. در ادامه، به نکاتی پیرامون این مدل در حوزه‌ی تصویر اشاره خواهد شد. فرض کنید که $I(x,y)$ یک تصویر خاکستری با اندیس‌های x و y برای نشانگری مکان افقی و عمودی پیکسل باشد. مقدار $I(x,y)$ در واقع مقدار شدت روشنایی در آن نقطه از کل تصویر را برمی‌گرداند. فرض کنید که مقدار میانگین کل تصویر خاکستری در هر پیکسل تفریق شده باشد. برای مدل‌سازی تصویر، فرض می‌شود که بتوان هر پیکسل از تصویر را با استفاده از ترکیب ویژگی‌های از پیش تعیین شده، تجزیه کرد. به عبارت دیگر هر پیکسل در تمام تصویر، مجموعه‌ی ترکیبی از بردار ویژگی‌های یکسان S است. هم‌چنین ماتریس ترکیب ویژگی‌ها را A نام نهاده، به طوری که مقدار $A_i(x,y)$ نشان‌دهنده‌ی ماتریس ترکیب مجموعه‌ی ویژگی‌ها در مختصات یک پیکسل خاص است. تخمین این ماتریس ترکیب ویژگی‌ها، هدف اصلی ICA در تصویر است. تعداد این ماتریس‌های ترکیب که با اندیس k مشخص می‌شوند، برابر با تعداد کل پیکسل‌ها در مدل ابتدایی است. در واقع به ازای هر پیکسل خاص از تصویر، بردار ویژگی S ثابت بوده و ماتریس‌های ترکیب متفاوت هستند. برای شروع ICA باید بتوان نشان داد که داده‌های موجود، یک ترکیب خطی از ویژگی‌های تعریف شده هستند:

$$I(x,y) = \sum_{i=1}^k A_i(x,y) s_i \quad (۸)$$

فرضیات اساسی در الگوریتم ICA ، یعنی ناهم‌بسته بودن منابع مختلف و غیرگوسی بودن آن‌ها (به جز یکی از منابع)، در حوزه‌ی تصویر نیز باید برقرار باشند. بنابراین لازم است تا پیش از استفاده از این الگوریتم، همواره برقراری این دو شرط مورد بررسی قرار گیرد. ویژگی غیرگوسی بودن را می‌توان با عناوین متنوع بیان کرد، اما ساختار غیرگوسی بودن در تصویر را می‌توان معادل با تنگی^۴ در نظر گرفت [۱۹]. به عبارت دیگر، تنگ بودن تصویر بدین معنی است که ضرایب ترکیب ویژگی‌ها (ماتریس A) در اکثر موارد نزدیک به صفر بوده و گاهی اوقات

تا کنون روش‌های متنوعی برای جداسازی کور منابع معرفی شده است که از جمله پرکاربردترین این روش‌ها می‌توان به تحلیل مولفه‌های مستقل (ICA)، تحلیل مولفه‌های تنگ^۱ و فاکتورگیری نامنفی^۲ اشاره کرد. با این وجود، روش تحلیل مولفه‌های مستقل، از محبوبیت بیش‌تری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است [۱۷]. ICA -خطی یک رویکرد با راه حل یکتا و جواب منحصر به فرد است. بر خلاف آن، ICA -غیرخطی بدون محدودیت‌های اضافی یک مساله‌ی بدخیم بوده که بی‌نهایت راه حل داشته و هیچ‌یک از جواب‌ها را نمی‌توان به سادگی با یک‌دیگر مرتبط کرد. البته می‌توان با استفاده از فرضیات محدود کننده‌ی مختلف و با تکیه بر تئوری دارمویس^۳، جواب یکتا را به دست آورد. از این رو، از روش‌های ICA -خطی به طور وسیع در الگوریتم‌های جداسازی استفاده شده است. از آن‌جا که ترکیب تصاویر با نویز و آرتیفکت‌های متنوع، یک مساله‌ی نویزی و به شدت غیرخطی است، بنابراین جداسازی نویز از تصویر بسیار چالش برانگیز بوده و الگوریتم‌های خطی در روند جداسازی کارایی مطلوبی نخواهند داشت. علاوه بر این، برخی از جفت منابع مورد استفاده، به طور کامل فرضیات استقلال را بر آورده نمی‌کنند [۱۸].

انجام یک سری از پیش‌پردازش‌ها برای ساده‌سازی الگوریتم‌های جداسازی کور منابع بسیار ضروری است. این پیش‌پردازش‌ها با کاهش تعداد پارامترهای مجهول، از پیچیدگی مساله کاسته و منجر به سریع‌تر و بهینه‌تر شدن روند پردازش می‌شوند. یکی از اصلی‌ترین پیش‌پردازش‌های لازم برای حل مساله‌ی تفکیک کور منابع، متمرکز کردن داده‌ها حول صفر و یا مرکزی‌سازی سیگنال‌های ترکیبی مشاهده‌ها است. در این پیش‌پردازش، مقدار میانگین سیگنال‌ها از هر سیگنال کم می‌شود (رابطه‌ی ۶) به طوری که سیگنال‌هایی جدید با میانگین صفر به دست می‌آیند. این امر منحصراً موجب ساده شدن الگوریتم ICA خواهد شد، اما حتی بدون انجام این پیش‌پردازش نیز تخمین منابع اصلی غیرممکن نخواهد بود [۱۸].

$$X = X - E\{X\} \quad (۶)$$

یکی دیگر از پیش‌پردازش‌های مفید در الگوریتم‌های جداسازی کور، سفیدسازی یا کروی‌سازی سیگنال‌های ترکیبی بوده که پس از مرکزی‌سازی انجام می‌شود. در این مرحله، سیگنال‌های ترکیبی طبق رابطه‌ی (۷) با یک انتقال خطی به سیگنال‌های سفیدشده‌ای تبدیل می‌شوند که اجزای آن‌ها غیرهم‌بسته بوده

^۱ Darmois Theorem

^۲ Sparsity

^۳ Sparse Component Analysis

^۴ Non-Negative Matrix Factorization



الگوریتم ICA کلاسیک، آن است که منابع از یکدیگر مستقل بوده و تمامی منابع (به جز حداکثر یکی از آن‌ها) دارای توزیع غیرگوسی باشند. بنابراین لازم است که در ابتدا برقراری این دو شرط اولیه مورد بررسی قرار گیرند. همان‌طور که در بخش اول به صورت مبسوط توضیح داده شد، به دلیل شرایط خاص تصویربرداری و بازسازی تصاویر سی تی مخروطی، این تصاویر دارای نویزهای متنوعی هستند. در این‌جا هدف اصلی آن است که بتوان نویزهای مختلف از منابع مختلف را از تصویر اصلی مجزا کرد. بنابراین می‌توان تصاویر CBCT را به صورت ترکیبی از یک تصویر بدون نویز (تصویر منبع) و تعداد نامعلومی تصویر دارای نویز با توزیع‌های مختلف در نظر گرفت. بدیهی است که تصاویر سی تی مخروطی بدون نویز وجود نداشته و تنها تصاویر آغشته به نویز در دسترس هستند که در مدل‌سازی ICA به عنوان مشاهدات مطرح می‌شوند.

با فرض این‌که بتوان تصویر اصلی و نویزها را به عنوان منابع مختلف از یکدیگر جدا کرد، لازم است تا استقلال این منابع مورد بررسی قرار گیرد. در تصویر اصلی بدون نویز، که منبع اصلی بوده و این الگوریتم به دنبال یافتن آن است، شدت روشنایی در هر پیکسل به صورت مستقل از نویز مقداردهی شده است. از طرف دیگر، نویزهای موجود در تصاویر، از منابع مختلف و در مراحل مختلف ساخت تصویر سی تی مخروطی، به تصویر اضافه شده و دارای تغییرات زیاد شدت روشنایی در یک محدودی کوچک هستند. از این رو می‌توان با تقریب خوبی این نویزها را نسبت به یکدیگر و نسبت به تصویر اصلی، مستقل و ناهم‌بسته در نظر گرفت. از طرف دیگر، با استناد به کار هیوارینن [۱۹] در سال ۲۰۱۴، مفهوم غیرگوسی بودن در تصاویر، با مفهوم تنک بودن مترادف است. بنابراین لازم است تا منابع تصویری مختلف (به جز حداکثر یکی از آن‌ها)، ساختاری تنک (اسپارس) داشته باشند. در مورد توزیع تصویر اصلی نمی‌توان به صورت قطعی نظر دارد، چرا که دسترسی به تصویر بدون نویز میسر نمی‌باشد. از آن‌جا که نویزها به طور ذاتی در اغلب موارد دارای ساختاری تنک بوده و حتی در صورت گوسی بودن توزیع در تصویر اصلی، باز هم شرایط اعمال ICA برقرار است، در نتیجه شرایط اولیه برای اعمال الگوریتم ICA برقرار خواهد بود.

چالش دیگر این پژوهش آن است که در الگوریتم ICA، ترکیبات مختلفی از منابع متفاوت ثابت به عنوان ورودی به الگوریتم معرفی شده و لازم است تا منابع اصلی (که الگوریتم باید آن‌ها را جداسازی کند) ثابت باشند. به عبارت دیگر، در

مقادیر خیلی بزرگی دارند. تنکی نباید با مفهوم واریانس کوچک اشتباه گرفته شود. با این شرایط، ICA به طور معمول به صورت حداکثرسازی میزان تنکی و یا حداقل‌سازی اطلاعات متقابل برای مولفه‌های تخمین زده شده، تعریف می‌شود.

بر اساس تعریف تابع هزینه و محاسبات ریاضی، الگوریتم‌های مختلفی برای ICA تعریف شده است. در سال ۲۰۰۰، الگوریتم سریع FastICA بر اساس حداکثرسازی خاصیت غیرگوسی بودن منابع مستقل معرفی شده است [۲۰]. در این الگوریتم، یک تابع غیرخطی برای تقریب محاسبات در نظر گرفته شده که این تابع گوسی به طور معمول تابع $\tanh(x)$ می‌باشد. الگوریتم ICA سازگار مقاوم بر اساس کیومیولان‌ها^۱ (ERICA) در سال ۲۰۰۲ معرفی شده [۲۱] که تابع هزینه در آن با مفاهیم کیومیولان‌ها و با استفاده از محاسبات ریاضی شبه‌نیوتنی بهینه‌سازی شده است. ویژگی این روش آن است که در حضور نویز گوسی در منابع ترکیب شده، قابلیت جداسازی منابع را دارد. یکی دیگر از این الگوریتم‌ها، الگوریتم ICA انعطاف‌پذیر بر پایه‌ی مشتق‌های طبیعی^۲ (NG-FICA) بوده که در سال ۲۰۰۰ معرفی شده است [۲۲]. روند محاسبات در این الگوریتم مشابه الگوریتم پرکاربرد FastICA است، البته با این تفاوت که تابع غیرخطی در آن به صورت خودتطبیقی و بر پایه‌ی توان‌های مختلف تابع گوسی عمومی قابل تغییر می‌باشد.

۳- روش پیشنهادی

هدف از این مطالعه، بررسی توانایی الگوریتم تحلیل مولفه‌های مستقل در کاهش نویز موجود در تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی و مقایسه‌ی آن با دو روش تبدیل موجک و فیلترهای انتشار ناهمسان‌گرد است. این روش‌های کاهش نویز به صورت مختصر در بخش دوم معرفی شده‌اند. به منظور بررسی کارایی این الگوریتم‌ها، نویزهای شناخته شده‌ی موجود با چند سطح، به یک مقطع از تصاویر سی تی مخروطی مختلف اضافه شده و سپس فرایند رفع نویز برای تصویر به دست آمده انجام می‌شود. از آن‌جا که تصویر سی تی مخروطی بدون نویز وجود ندارد، نتایج با تصویر اولیه مورد مقایسه قرار خواهند گرفت. در ادامه، شرایط اعمال الگوریتم ICA و معیارهای ارزیابی مورد نظر، معرفی خواهند شد.

۳-۱- بررسی فرضیات الگوریتم ICA

اولین قدم در استفاده از مدل ICA برای رفع نویز تصویر، بررسی شرایط اولیه‌ی منابع است. دو شرط اولیه‌ی لازم برای اعمال

^۱ Natural Gradient - Flexible Ica

^۲ Equivariant Robust Ica - Based on Cumulants

اگر I بیان‌گر تصویر اصلی و J بیان‌گر تصویر فیلترشده بوده و اندازه‌ی هر دو تصویر برابر با $M \times N$ باشد، آن‌گاه معیار MSE به صورت رابطه‌ی (۹) محاسبه می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1, j=1}^{i=M, j=N} (J(i, j) - I(i, j))^2 \quad (9)$$

معیارهای SNR و PSNR برای بیان کیفیت تباین تصویر بسیار مفید هستند، اما زمانی که هدف اصلی بهبود ناحیه‌ای خاص از تصویر باشد، معیار PSNR کارایی بهتری دارد. مفهوم و محاسبات این معیارها ساده بوده و از این رو بسیار پرکاربرد می‌باشند. معیار SNR به صورت لگاریتم نسبت میانگین سیگنال به انحراف از استاندارد سیگنال تعریف شده و معیار PSNR به صورت رابطه‌ی (۱۰) تعریف می‌شود.

$$PSNR (db) = 10 \log_{10} \left[\frac{L^2}{MSE} \right] \quad (10)$$

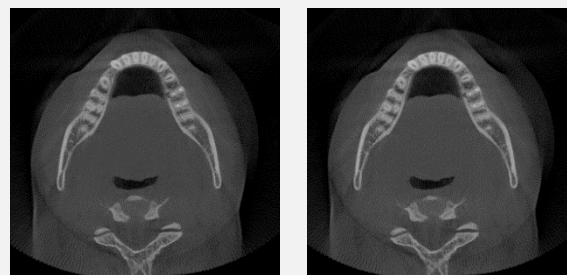
که در آن L بیان‌گر محدوده‌ی دینامیک شدت روشنایی پیکسل تصویر است ($L = 2^n - 1$). هدف نهایی به دست آوردن تصویری است که مقدار نویز در آن نسبت به تصویر اولیه کم‌تر شده و تصویر رفع نویز شده نسبت به تصویر اولیه افت کیفیت نداشته باشد. مقادیر بزرگ‌تر، نشان‌دهنده‌ی توانایی بهتر فیلتر در حذف نویز و نرم‌کنندگی تصویر است.

برای بررسی عمل‌کرد فیلترها در حفظ کیفیت و ساختار تصویر در مقایسه با تصویر اولیه، از شاخص شباهت ساختاری^۱ (SSIM) استفاده شده است. این معیار با بررسی سه پارامتر درخشندگی، تباین و ساختاری به مقایسه‌ی تصویر اولیه با تصویر فیلترشده می‌پردازد. برای دستیابی به مقدار مناسب معیار SSIM (مقدار ۱)، فیلتر باید به صورت هم‌زمان از توانایی رفع نویز و حفظ کیفیت برخوردار باشد. در مقایسه با معیارهای PSNR و MSE، معیار SSIM به دقت بینایی انسان نزدیک‌تر است [۲۳]. این معیار به صورت رابطه‌ی (۱۱) بیان می‌شود.

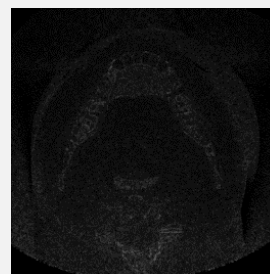
$$SSIM = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \times \frac{2\bar{x}\bar{y}}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2} \times \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (11)$$

در رابطه‌ی (۱۱)، \bar{x} و \bar{y} بیان‌گر میانگین، σ_x و σ_y بیان‌گر انحراف از معیار و σ_{xy} بیان‌گر کوواریانس تصاویر رفع نویز شده و تصویر مرجع می‌باشند.

حالت ایده‌آل لازم است تا ترکیبات مختلف یک تصویر و نویزهای ثابت، به عنوان ورودی الگوریتم در نظر گرفته شوند، که استفاده از تصاویر شبیه‌سازی، تنها راه دستیابی به چنین ترکیبی می‌باشد. برای حل این مشکل، تصاویر مقاطع مجاور سی‌تی مخروطی، به عنوان ورودی الگوریتم در نظر گرفته می‌شوند. این راه‌کار با تقریب بسیار خوبی عمل کرده و خللی در روند الگوریتم ایجاد نمی‌کند، زیرا تصاویر سی‌تی مخروطی به دلیل رزولوشن بالا، در مقاطع زیادی تصویربرداری شده و مقاطع نزدیک به هم جز از نظر توزیع نویز، تفاوت ساختاری چشم‌گیری با یکدیگر ندارند. در شکل (۴) دو مقطع متوالی از تصویر سی‌تی مخروطی و تفاوت بین آن‌ها نشان داده شده است. مشخص است که تفاوت موجود میان دو تصویر در قسمت‌های مختلف آن‌ها به دلیل توزیع نویز بوده و به ساختار تصویر مرتبط نمی‌باشد.



الف



ب

شکل (۴) - الف) تصاویر دو مقطع متوالی، ب) تفاوت بین دو تصویر

۳-۲- معیارهای ارزیابی

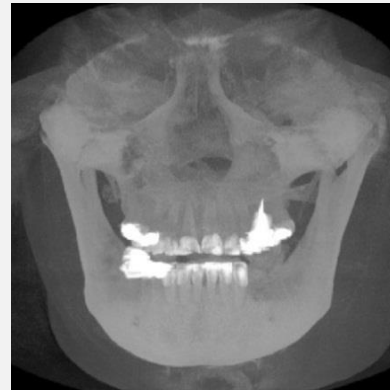
به منظور بررسی عمل‌کرد روش پیشنهادی، یک مقطع از تصویر سی‌تی با اشعه‌ی مخروطی با ابعاد 512×512 در نظر گرفته شده و برای ارزیابی نتایج رفع نویز، از سه معیار MSE، PSNR و SSIM استفاده شده است. معیار MSE از طریق محاسبه‌ی میانگین مربعات اختلاف شدت روشنایی بین پیکسل‌های متناظر تصویر اصلی با تصویر فیلترشده به دست می‌آید.

^۱ Structural Similarity Index



۴- نتایج و بحث

روش ارائه شده در این مقاله برای کاهش نویز تصاویر سی تی مخروطی، روی ۱۲ داده‌ی تصویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی مربوط به بیماران مختلف اعمال شده است. در شکل (۵) نمایی از تصویر حجمی سازی شده به همراه یک مقطع از یکی از داده‌ها ارائه شده است. تمامی این تصاویر دارای فرمت DICOM، ۵۱۲×۵۱۲ مقطع با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲، ۱۶ بیتی و در جهت اکسیال هستند.



الف



ب

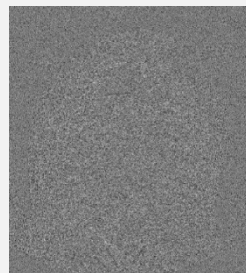
شکل (۵) - نمایی از یکی از داده‌ها، الف) تصویر حجمی سازی شده، ب) یک مقطع اکسیال از تصویر الف

ICA به دو مقطع نیاز دارد، مقطع شماره‌ی ۱۵۱-ام از هر داده نیز انتخاب و نویزی شده است.

برای اعمال روش‌های کاهش نویز ICA، از نرم‌افزار MATLAB و مجموعه‌ی نرم‌افزاری ICALAB نسخه‌ی ۲ مخصوص تصویر، استفاده شده و نتایج به دست آمده، در دو بخش مجزا دسته‌بندی شده است. در بخش اول، نتایج مربوط به رفع نویز با استفاده از سه الگوریتم مختلف ICA شامل گرادیان طبیعی (NG-FICA)، سازگار مقاوم بر اساس کیومیولان‌ها (ERICA) و FastICA نقطه ثابت با تابع غیرخطی $\tanh(x)$ ارائه شده است. شکل (۶) نمایی از تصویر نویزی استخراج شده و تصویر رفع نویز شده با روش NG-FICA را نشان می‌دهد.



ب



الف

شکل (۶) - تصویر نویزی و رفع نویز شده توسط روش NG-FICA، الف) تصویر نویزی شده با نویز گوسی، ب) نویز استخراجی شامل نویز گوسی و دیگر نویزها

در بخش دوم، برای مقایسه‌ی نتایج حاصل از ICA، نتایج مربوط به رفع نویز با استفاده از دو فیلتر پرکاربرد انتشار ناهمسان‌گرد بهینه و آستانه‌گذاری تبدیل موجک ارائه شده است.

در روش موجک، از آستانه‌گذاری تبدیل موجک ایستا (که در مقایسه با موجک گسسته قابلیت بهتری در رفع نویز و حفظ کیفیت تصویر دارد)، با موجک مادر هار در دو سطح و از روش آستانه‌گذاری سخت با سطح پایین و تنظیم پارامترها به صورت تجربی استفاده شده است. هم‌چنین روش بهینه نسبت به سایر روش‌های فیلتر انتشار قابلیت بهتری در حذف نویز از تصاویر CBCT داشته و از این رو در این مطالعه نیز از روش انتشار ناهمسان‌گرد بهینه [۱۴] استفاده شده است. نتایج میانگین معیارهای مختلف مربوط به رفع نویز با روش‌های مختلف در تصاویر آغشته به نویز گوسی و اسپکل به ترتیب در جدول‌های (۱) و (۲) ارائه شده است. هم‌چنین برای درک بهتر نتایج، نمودارهای مربوط به میانگین مقادیر PSNR درج شده در هر کدام از این جدول‌ها به ترتیب در شکل‌های (۷) و (۸) ارائه شده است. شکل (۹) تصاویر مربوط به چندین نتیجه‌ی به دست آمده و مقادیر PSNR مربوط به آن‌ها را نشان می‌دهد.

روش پیشنهادی این مقاله روی تصاویر مقاطع اکسیال دوبعدی مربوط به هر یک از داده‌های موجود اعمال شده است. در هر داده، تصویر مقطع شماره‌ی ۱۵۰ (از ۵۱۲ مقطع تصویر) انتخاب شده، در ابتدا دو نویز اسپکل و گوسی با قدرت‌های مختلف به صورت یک‌سان و مجزا به تمامی تصاویر افزوده شده و سپس اثر روش‌های کاهش نویز مورد نظر روی تصاویر نویزی شده مورد بررسی قرار گرفته است. از آن‌جا که با افزایش قدرت نویز، تفاوت موجود میان عمل کرد الگوریتم‌های مختلف بییش‌تر مشخص می‌شود، در این مقاله برای مقایسه‌ی توانایی الگوریتم‌های مختلف در حضور سطوح مختلف نویز، از دو نویز متفاوت با قدرت‌های مختلف استفاده شده است. از آن‌جا که الگوریتم

جدول (۱) - نتایج حذف نویز گوسی با استفاده از سه الگوریتم مختلف ICA

زمان (ثانیه)	SSIM	MSE	PSNR (dB)	قدرت نویز	
-	۰/۹۹۸۴±۰/۰۰۱۴	۳۶۹/۷±۱۶/۲	۲۲/۴±۱/۲	۰/۰۰۵	تصویر نویزی
-	۰/۹۹۷۶±۰/۰۰۱۲	۶۲۶/۹±۲۶/۲	۲۰/۱±۰/۸	۰/۰۱	
-	۰/۹۹۶۴±۰/۰۰۱۷	۱۱۰۶±۳۴/۳	۱۷/۶±۰/۹	۰/۰۲	
۰/۸۲±۰/۰۵	۰/۹۹۸۹±۰/۰۰۰۸	۲۰۰/۹±۲۳/۳	۲۵±۱/۶	۰/۰۰۵	NG-FICA
۰/۶۸±۰/۰۸	۰/۹۹۷۶±۰/۰۰۰۹	۳۷۲/۱±۴۳/۲	۲۲/۴±۱/۱	۰/۰۱	
۰/۸۱±۰/۰۴	۰/۹۹۷۲±۰/۰۰۱۱	۴۴۳/۹±۳۹/۱	۲۱/۶±۱/۴	۰/۰۲	
۱/۴۱±۰/۱۱	۰/۹۹۸۶±۰/۰۰۰۴	۲۰۹/۹±۳۲/۶	۲۴/۹±۱/۳	۰/۰۰۵	ER-ICA
۳۲/۳±۰/۳۱	۰/۹۹۶۵±۰/۰۰۰۹	۵۸۰/۹±۱۲/۱	۲۰/۴±۱/۱	۰/۰۱	
۳۲/۴±۰/۱۱	۰/۹۹۶۱±۰/۰۰۱۲	۷۲۷/۱±۲۲	۱۹/۵±۰/۷	۰/۰۲	
۰/۶۱±۰/۰۳	۰/۹۹۹۰±۰/۰۰۰۵	۲۴۳/۶±۳۱/۳	۲۴/۲±۰/۸	۰/۰۰۵	FastICA
۰/۳۲±۰/۰۱	۰/۹۹۶۱±۰/۰۰۰۲	۸۸۷/۳±۳۵/۳	۱۸/۶±۰/۹	۰/۰۱	
۰/۶۹±۰/۰۷	۰/۹۹۴۶±۰/۰۰۱۰	۱۲۴۳±۴۹/۱	۱۷/۱±۱/۱	۰/۰۲	
۰/۳۹±۰/۰۴	۰/۹۹۸۳±۰/۰۰۰۴	۴۰۳/۳±۴۱/۴	۲۲±۱/۳	۰/۰۰۵	فیلتر تبدیل موجک
۰/۴۳±۰/۰۱	۰/۹۹۶۱±۰/۰۰۰۸	۶۱۴/۸±۴۳/۱	۲۰/۰۳±۱/۹	۰/۰۱	
۰/۵۱±۰/۰۱	۰/۹۹۵۸±۰/۰۰۱۱	۵۱۰/۸±۳۰/۸	۱۹±۱/۴	۰/۰۲	
۶/۰۱±۰/۳۱	۰/۹۹۷۳±۰/۰۰۱۲	۳۱۸/۸±۳۲/۱	۲۳±۲/۱	۰/۰۰۵	فیلتر انتشار
۶/۲±۰/۶۷	۰/۹۹۵۶±۰/۰۰۱۷	۴۴۹/۶±۳۱	۲۱/۶±۱/۲	۰/۰۱	
۶/۳±۰/۴۳	۰/۹۹۲۵±۰/۰۰۲۲	۵۶۱/۳±۱۹/۵	۱۹/۶±۱/۳	۰/۰۲	

جدول (۲) - نتایج حذف نویز اسپیکل با استفاده از سه الگوریتم مختلف ICA

زمان (ثانیه)	SSIM	MSE	PSNR (dB)	قدرت نویز	
-	۰/۹۹۹۴±۰/۰۰۰۱	۱۲۲/۹±۱۲/۱	۲۷/۲±۱/۱	۰/۰۰۵	تصویر نویزی
-	۰/۹۹۹۴±۰/۰۰۰۱	۱۴۲/۶±۱۵/۳	۲۶/۵±۰/۹	۰/۰۱	
-	۰/۹۹۹۳±۰/۰۰۰۱	۱۸۳/۱±۱۰/۲	۲۳/۵±۰/۸	۰/۰۲	
۰/۲۸±۰/۰۳	۰/۹۹۹۵±۰/۰۰۰۱	۱۰۳/۴±۹/۵	۲۷/۹±۰/۸	۰/۰۰۵	NG-FICA
۰/۲۹±۰/۰۶	۰/۹۹۹۴±۰/۰۰۰۱	۱۱۷/۹±۹/۸	۲۷/۴±۱/۲	۰/۰۱	
۰/۱۷±۰/۰۷	۰/۹۹۹۲±۰/۰۰۰۱	۱۶۴/۱±۱۷/۱	۲۵/۹±۰/۶	۰/۰۲	
۱/۵±۰/۰۹	۰/۹۹۹۵±۰/۰۰۰۱	۱۰۵/۷±۱۳/۷	۲۷/۸±۱/۲	۰/۰۰۵	ER-ICA
۹/۱±۱/۰۳	۰/۹۹۹۴±۰/۰۰۰۱	۱۱۷/۴±۱۹/۴	۲۷/۴±۰/۸	۰/۰۱	
۳۱/۴±۴/۴۷	۰/۹۹۹۳±۰/۰۰۰۱	۱۳۵/۲±۱۴/۵	۲۶/۸±۰/۵	۰/۰۲	
۰/۶±۰/۱۲	۰/۹۹۹۵±۰/۰۰۰۱	۱۰۸/۴±۱۱/۶	۲۷/۷±۱/۱	۰/۰۰۵	FastICA
۰/۶۹±۰/۰۹	۰/۹۹۹۴±۰/۰۰۰۱	۱۱۹/۲±۱۲/۱	۲۷/۳±۱/۲	۰/۰۱	
۰/۶۲±۰/۰۹	۰/۹۹۹۲±۰/۰۰۰۱	۱۶۲/۴±۲۲/۱	۲۶±۰/۹	۰/۰۲	
۰/۲۹±۰/۰۳	۰/۹۹۸۶±۰/۰۰۱۹	۱۲۹/۹±۹	۲۶/۹±۰/۸	۰/۰۰۵	فیلتر تبدیل موجک
۰/۳۸±۰/۰۴	۰/۹۹۸۵±۰/۰۰۲۳	۱۶۶/۵±۱۴/۳	۲۵/۹±۰/۷	۰/۰۱	
۰/۵۶±۰/۰۶	۰/۹۹۸۵±۰/۰۰۱۲	۱۷۳/۲±۱۲/۱	۲۵/۷±۱/۱	۰/۰۲	
۵/۱±۰/۹۳	۰/۹۹۷۹±۰/۰۰۰۸	۲۱۹/۸±۲۰/۱	۲۴/۷±۲/۱	۰/۰۰۵	فیلتر انتشار
۵/۸±۰/۷	۰/۹۹۷۹±۰/۰۰۰۷	۲۳۹/۶±۱۴/۵	۲۴/۳±۱/۱	۰/۰۱	
۶/۱±۰/۹۲	۰/۹۹۷۹±۰/۰۰۰۸	۲۵۶/۸±۱۹	۲۴±۰/۹	۰/۰۲	

مشهود است. علت عمل نکردن چندین موفق برخی از الگوریتم‌های ICA مانند الگوریتم FastICA در حضور نویز گوسی، به فرضیات ابتدایی این الگوریتم‌ها ارتباط دارد. همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، یکی از شرط‌های ابتدایی در الگوریتم‌های معمول ICA، این است که منابع مستقل (جز در یک مورد)،

نتایج جججج جدول‌های (۱) و (۲) نشان می‌دهند که روش حذف نویز با استفاده از الگوریتم ICA، روشی موثر در رفع نویز تصاویر سی‌تی مخروطی با شرط حفظ کیفیت تصویر می‌باشد. توانایی بالای روش ICA، صرف نظر از الگوریتم مورد استفاده، در حضور نویز اسپیکل با قدرت‌های مختلف بیش‌تر از نویز گوسی

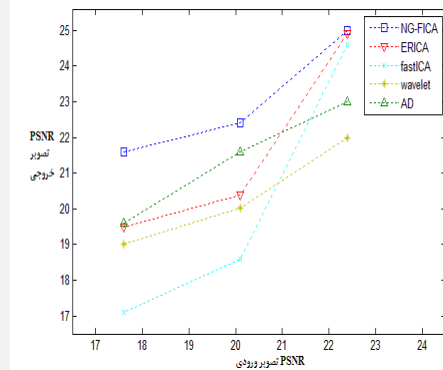


قبولی رفع نویز از تصاویر را در حضور نویز گوسی انجام می‌دهد. عمل کرد این الگوریتم در حضور نویز اسپیکل قوی بهتر از سایر الگوریتم‌ها است که این عمل کرد مناسب، فرض وجود یک نویز گوسی مستقل در تصاویر سی تی اولیه را تقویت می‌کند. فیلترهای آستانه‌گذاری تبدیل موجک و انتشار ناهمسان‌گرد بهینه، صرف نظر از نوع نویز اضافه شده و استقلال آن، اقدام به رفع نویز می‌نمایند. اگرچه این دو روش در مواردی مانند افزودن نویز گوسی (که برخی از روش‌های ICA به دلیل فرضیات اولیه‌ی خود قادر به حذف نویز نیستند)، عمل کرد نسبتاً قابل قبولی در حذف نویز دارند، اما بر اساس معیار SSIM، این فیلترها باعث کاهش کیفیت در تصویر رفع نویز شده نسبت به تصویر اصلی شده، در حالی که روش‌های ICA، در اغلب موارد کیفیت تصویر رفع نویز شده را در بالاترین سطح ممکن نسبت به تصویر اولیه حفظ می‌نمایند. این نکته در شکل (۹) به وضوح قابل مشاهده است. این نکته لزوم استفاده از معیار SSIM در کنار معیارهایی مانند PSNR و MSE که صرفاً بیان‌گر مقدار کاهش نویز هستند را نشان می‌دهد.

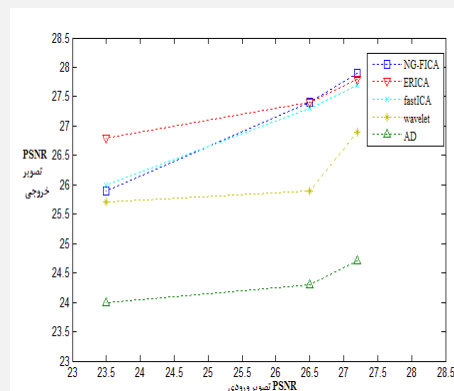
۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش روشی برای کاهش نویز موجود در تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی، بر اساس الگوریتم تحلیل مولفه‌های مستقل ارائه شده است. نویز موجود در این تصاویر به صورت ترکیبی از نویزهای گوناگون است که در مراحل مختلف ساخت تصویر به آن اضافه شده و مستقل از یکدیگر هستند. از این رو می‌توان تصاویر سی تی با اشعه‌ی مخروطی را به صورت ترکیبی از منابع مستقل نویز و تصویر اصلی در نظر گرفت و با این فرض، الگوریتم‌های جداسازی مولفه‌های مستقل را روی این تصاویر، پیاده‌سازی کرد. در این مطالعه برای جداسازی نویز از تصویر، از سه الگوریتم مختلف ICA با نام‌های NG-FICA، ERICA و FastICA استفاده شده است. هم‌چنین برای مقایسه‌ی نتایج به دست آمده با سایر الگوریتم‌ها، از دو روش پرکاربرد رفع نویز تصاویر سی تی مخروطی با نام‌های آستانه‌گذاری تبدیل موجک دوبعدی و فیلتر انتشار ناهمسان‌گرد بهینه استفاده شده است. در حضور نویز گوسی، الگوریتم NG-FICA عمل کرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته و در حضور نویز اسپیکل، دو الگوریتم NG-FICA و ERICA نسبت به سایر الگوریتم‌ها عمل کرد بهتری در حذف نویز و حفظ کیفیت تصویر داشتند. با توجه به معیارهای ارائه شده برای حذف نویز، حفظ کیفیت تصویر و از نظر زمانی، می‌توان روش NG-FICA را به عنوان یک روش کارآمد برای حذف نویز در این تصاویر معرفی کرد.

توزیع گوسی نداشته باشند. از آنجا که در تصاویر سی تی مخروطی، نویز گوسی معمولاً از ابتدا همراه تصویر است، با اضافه کردن نویز گوسی، در واقع منبع گوسی مستقل به سایر منابع تصویر اضافه شده، موجب عدم برقراری شرط اولیه گشته و در نتیجه باعث اختلال در عمل کرد الگوریتم می‌شود. این موضوع در نتایج الگوریتم FastICA، به خصوص در حضور نویز گوسی با قدرت بالا، به وضوح قابل مشاهده است.



شکل (۷) - نمودار نسبت میانگین PSNR ورودی به میانگین PSNR تصویر رفع نویز شده‌ی خروجی برای نویز گوسی با الگوریتم‌های مختلف

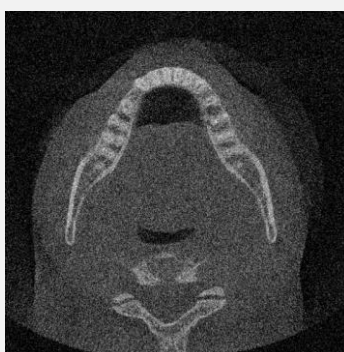


شکل (۸) - نمودار نسبت میانگین PSNR ورودی به میانگین PSNR تصویر رفع نویز شده‌ی خروجی برای نویز اسپیکل با الگوریتم‌های مختلف

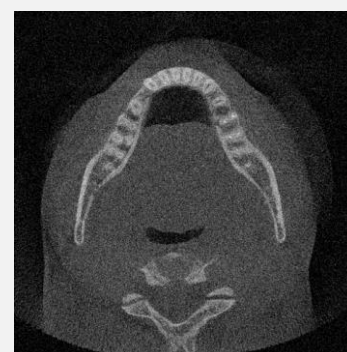
از طرف دیگر، با اعمال تغییرات جزئی در برخی از الگوریتم‌های ICA، وابستگی الگوریتم به شرط عدم وجود منبع گوسی برطرف شده است. برای مثال، در الگوریتم NG-FICA، به جای استفاده از یک تابع غیرخطی ثابت، که به طور معمول در روش FastICA استفاده می‌شود، از تابع غیرخطی تطبیقی بر پایه‌ی توزیع گوسی استفاده شده است. همین تفاوت در روند الگوریتم باعث بهبود نتایج به خصوص در حضور نویز گوسی شده است. هم‌چنین الگوریتم ERICA که با هدف جداسازی با حضور نویز گوسی در ترکیب منابع بسط داده شده است نیز تا حد قابل



نویز اسپکل با قدرت ۰/۰۲ (PSNR=۲۳/۵)



نویز گوسی با قدرت ۰/۰۲ (PSNR=۱۹/۶)



نویز گوسی با قدرت ۰/۰۱ (PSNR=۲۰/۱)



فیلتر انتشار ناهمسان گرد (PSNR=۲۴)



فیلتر انتشار ناهمسان گرد (PSNR=۱۹/۶)



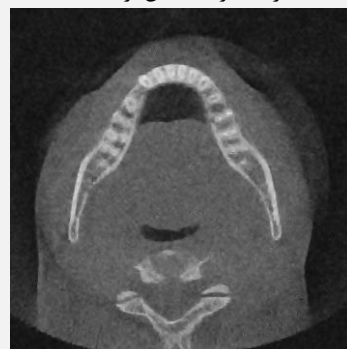
فیلتر انتشار ناهمسان گرد (PSNR=۲۱/۶)



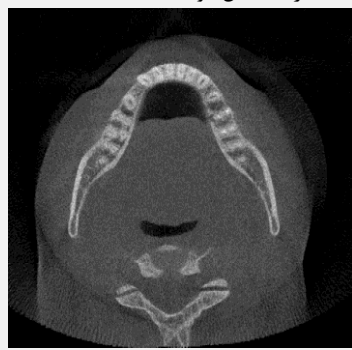
فیلتر با تبدیل موجک (PSNR=۲۵/۷)



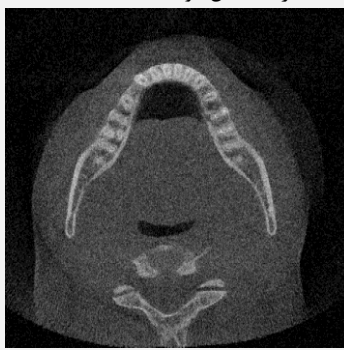
فیلتر با تبدیل موجک (PSNR=۱۹)



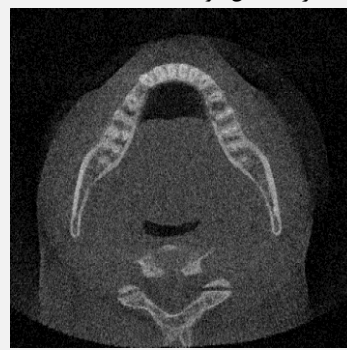
فیلتر با تبدیل موجک (PSNR=۲۰/۰۳)



فیلتر NG-FICA (PSNR=۲۵/۹)



فیلتر NG-FICA (PSNR=۲۱/۶)



فیلتر NG-FICA (PSNR=۲۲/۴)

ج

ب

الف

شکل (۹) - نتایج مربوط به رفع نویز، الف) نویز گوسی با قدرت ۰/۰۱، ب) نویز گوسی با قدرت ۰/۰۲، ج) نویز اسپکل با قدرت ۰/۰۲

۶- مراجع

- row CT scanners." *Oral Radiology* 27, no. 2 (2011): 114-120.
- [2] Hatcher David C. "Operational principles for cone-beam computed tomography." *The Journal of the american dental association* 141 (2010): 3S-6S.

- [1] Chindasombatjaroen Jira, Naoya Kakimoto, Shumei Murakami, Yoshinobu Maeda, and Souhei Furukawa. "Quantitative analysis of metallic artifacts caused by dental metals: comparison of cone-beam and multi-detector

- Information Technology, vol. 3, no. 6, p. 215 – 222, 2014.
- [17] Hyvärinen, Aapo, Juha Karhunen, and Erkki Oja. Independent component analysis. Vol. 46. John Wiley & Sons, 2004.
- [۱۸] سمیه اربابی، رضا قادری و عطالله ابراهیم‌زاده، "جداسازی کور تصاویر ترکیبی اسکن شده، بر مبنای پیش‌پردازش غیرخطی و اعمال تابع رقابت مابین اجزا فرکانس بالا"، مجله علمی پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات، جلد ۱، شماره ۱، ۱۳۹۱.
- [19] Hyvärinen, Aapo. "Independent component analysis of images." Encyclopedia of Computational Neuroscience (2013): 1-5.
- [20] Bingham, Ella, and Aapo Hyvärinen. "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals." International journal of neural systems 10.01 (2000): 1-8.
- [21] Cruces, Sergio, Luis Castedo, and Andrzej Cichocki. "Robust blind source separation algorithms using cumulants." Neurocomputing 49.1 (2002): 87-118.
- [22] Choi, Seungjin, Andrzej Cichocki, and Shun-ichi Amari. "Flexible independent component analysis." Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology 26.1-2 (2000): 25-38.
- [۲۳] Weckx Annelies, Jimoh Olubanwo Agbaje, Yi Sun, Reinhilde Jacobs, and Constantinus Politis. "Visualization techniques of the inferior alveolar nerve (IAN): a narrative review." Surgical and Radiologic Anatomy 38, no. 1 (2016): 55-63.
- [۲۴] بهاره شالچیان، حسین رجبی، حمید سلطانیان-زاده. "کاهش نویز در تصاویر شبیه سازی شده PET با استفاده از تبدیل موجک"، مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۶، شماره ۲، ۱۳۸۸.
- [25] Sukhatme, Neelabh, and Shailja Shukla. "Independent Component Analysis based Denoising of Magnetic Resonance Images." International Journal of Computer Applications 54, no. 2 (2012).
- [26] Thakur, Anita, et al. "CBCT image noise reduction and enhancement using Bi-Histogram method with bent activation function." Information Technology (InCITe)-The Next Generation IT Summit on the Theme-Internet of Things: Connect your Worlds, International Conference on. IEEE, 2016.
- [۲۷] Zhao, Shuyang, Jianwu Li, and Qirun Huo. "Removing Ring Artifacts in Cbct Images Via Generative Adversarial Network." 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018.
- [3] Feldkamp L. A., L. C. Davis, and J. W. Kress. "Practical cone-beam algorithm." JOSA A 1, no. 6 (1984): 612-619.
- [4] Chlewicki W., C. Badea, and N. Pallikarakis. "Cone based 3D reconstruction: a FDK-SART comparison for limited number of projections." Proc. MEDICON 2001 (Pula, Croatia, 12–15 June) (2001): 495-497.
- [5] Strid Karl-Gustav. "Significance of quantum fluctuations in roentgen imaging." Acta Radiologica: Oncology 19, no. 2 (1980): 129-138.
- [6] Schulze R., U. Heil, D. Groß, D. D. Bruellmann, E. Dranischnikow, U. Schwanecke, and E. Schoemer. "Artefacts in CBCT: areview." Dentomaxillofacial Radiology (2014).
- [7] Altunbas M. C., C. C. Shaw, L. Chen, C. Lai, X. Liu, T. Han, and T. Wang. "A post-reconstruction method to correct cupping artifacts in cone beam breast computed tomography." Medical physics 34, no. 7 (2007): 3109-3118.
- [8] Tofts P. S., and J. C. Gore. "Some sources of artefact in computed tomography." Physics in medicine and biology 25, no. 1 (1980): 117.
- [9] Epp Edward R., and Herbert Weiss. "Experimental study of the photon energy spectrum of primary diagnostic x-rays." Physics in medicine and biology 11, no. 2 (1966): 225.
- [10] De Man Bruno, Johan Nuyts, Patrick Dupont, Guy Marchal, and Paul Suetens. "Metal streak artifacts in X-ray computed tomography: a simulation study." IEEE Transactions on Nuclear Science 46, no. 3 (1999): 691-696.
- [11] Siddon Robert L. "Fast calculation of the exact radiological path for a three-dimensional CT array." Medical physics 12, no. 2 (1985): 252-255.
- [12] De Man Bruno and Samit Basu. "Distance-driven projection and backprojection in three dimensions." Physics in medicine and biology 49, no. 11 (2004): 2463.
- [13] Chen, Yen-Wei, Guifang Duan, Akinori Fujita, Ken Hirooka, and Yoshihiro Ueno. "Ring artifacts reduction in cone-beam CT images based on independent component analysis." In Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2009. I2MTC'09. IEEE, pp. 1734-1737. IEEE, 2009.
- [14] Kroon Dirk-Jan. "Segmentation of the mandibular canal in cone-beam CT data". University of Twente [Host], 2011.
- [۱۵] مریم محسن زاده، علی رفیعی، محسن معصومی، ارائه روشی نوین در حذف نویز تصاویر MRI سه‌بعدی با استفاده از تابع ویولت مختلط درختی دوگانه"، اولین همایش ملی مهندسی برق و کامپیوتر در شمال کشور، ۱۳۹۳.
- [16] Shashi Jangra, Mr. Samit Yadav, "Rician Noise Reduction in MRI Images using Wave Atom Transform," Journal of Compute Science and