



ارزیابی الگوریتم‌های بازسازی تصویر FBP، ART و MLEM در مطالعات نما محدود مقطع‌نگاری کامپیوتری

ساینا جماعتی^{*}، سیدابوالفضل حسینی^{ID}، محمد قربانزاده^{ID}

دانشکده مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی شریف، صندوق پستی: ۱۴۵۶۵-۱۱۱۴، تهران - ایران

*Email: sayna.jamaati@energy.sharif.edu

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۱/۲۶ تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۳/۲ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۳/۲۷

چکیده

مقطع‌نگاری کامپیوتری (CT)، به طور گسترده در مطالعات بالینی، جهت تشخیص بیماری و هدایت روند درمان استفاده می‌شود. با این حال، با کاربرد گسترده CT در امور بالینی، موضوع بالا بودن دز تابشی، در این روش، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. یکی از روش‌های کاهش دز در CT که بسیار مورد توجه قرار گرفته است، تصویربرداری با نمای محدود است. در چنین حالت تصویربرداری، به علت کمبود داده دریافتی، تصاویر بازسازی شده، اغلب با آرتیفکت‌هایی مواجه هستند. در این مطالعه، نسبت به بررسی و ارزیابی الگوریتم‌های بازسازی تصویر، به منظور معرفی الگوریتمی مؤثر، در مطالعات نما محدود، تلاش شده است. برای این منظور، الگوریتم‌های رایج بازسازی تصویر، با عناوین، بیشینه‌سازی مقدار مورد انتظار حداکثر احتمال (MLEM)، تکنیک بازسازی جبری (ART) و پیش‌افکن بازگشتی فیلتر شده (FBP) بررسی شده است. الگوریتم‌های FBP و MLEM، زمانی که تعداد داده‌ها کامل است، عملکرد مطلوبی از خود نشان دادند؛ اما با توجه به سرعت بسیار بالای الگوریتم FBP، استفاده از این الگوریتم، زمانی که تعداد داده‌ها کامل است، توصیه می‌شود. اما زمانی که تعداد داده‌ها کاهش می‌یابد، الگوریتم FBP عملکرد ضعیفی دارد و مقایسه اصلی میان الگوریتم ART و MLEM است که نتایج حاصل در این مقاله، عملکرد مناسب‌تر MLEM را نشان می‌دهد. همچنین در این مقاله، جهت بررسی نتایج، معیارهای کمی بیشینه نسبت سیگنال به نویز (PSNR)، خطای میانگین مربعات (RMSE) و شاخص تشابه ساختاری (SSIM) بررسی شده است و با توجه به نتایج حاصل، الگوریتم‌های FBP و MLEM، زمانی که داده‌ها کامل است و الگوریتم MLEM، در مطالعات نما محدود، عملکرد بهتری از خود نشان دادند.

کلیدواژه‌ها: بازسازی تصویر، مقطع‌نگاری کامپیوتری، نما محدود، بیشینه‌سازی مقدار مورد انتظار حداکثر احتمال، تکنیک بازسازی جبری، پیش‌افکن بازگشتی فیلتر شده

Evaluation of FBP, ART and MLEM image reconstruction algorithms in sparse view CT studies

S. Jamaati*, S.A. Hosseini, M. Ghorbanzadeh

Faculty of Energy Engineering, Sharif University of Technology, P.O.Box: 1114-14565, Tehran - Iran

Research Article

Received: 15.4.2023, Revised: 23.5.2023, Accepted: 17.6.2023

Abstract

In clinical trials, Computed Tomography (CT) is widely used for diagnosis and treatment guidance. With the increasing use of CT in clinical practice, the issue of high radiation dose has become a significant concern. One way to reduce the dose in CT is by utilizing sparse view imaging. However, sparse view imaging often leads to artifacts in the reconstructed images due to the lack of data. This paper aims to examine and evaluate image reconstruction methods to introduce effective algorithms for sparse view studies. Common image reconstruction algorithms such as Maximum Likelihood Expectation Maximization (MLEM), Algebraic Reconstruction Technique (ART), and Filtered Back Projection (FBP) were reviewed. FBP and MLEM algorithms perform well when there is complete data, but due to the high speed of the FBP algorithm, it is best suited for such cases. However, when data is limited, FBP performs poorly, leading to a comparison between the ART and MLEM algorithms. The results indicate that MLEM performs better in sparse view studies. Quantitative parameters such as Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Root Mean Square Error (RMSE), and Structural Similarity Index (SSIM) were evaluated to assess the results. The findings suggest that FBP and MLEM algorithms perform better when data is complete, while MLEM algorithm excels in sparse view studies.

Keywords: Image reconstruction, Computed tomography, Sparse view, MLEM, ART, FBP



۱. مقدمه

شود. حفاظها معمولاً به دلیل هزینه آنها و به دلایل بهداشتی استفاده نمی‌شوند [۱۴].

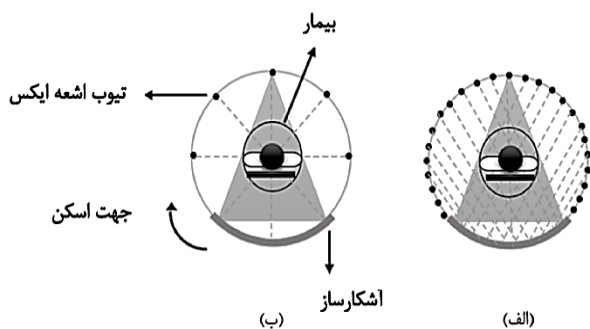
یکی از روش‌های جایگزین، برای کاهش دز تابش، کاهش تعداد پیش‌افکن‌ها^۴ است که میزان دز تابشی را پایین می‌آورد. این روش به‌عنوان CT با نمونه‌برداری کم، نما محدود یا پراکنده یاد می‌شود [۱۱-۱۲].

ظهور روش CT با نمای محدود، به اوایل سال ۲۰۰۰ باز می‌گردد؛ اما نقطه عطف، در این روش تصویربرداری، مقاله‌ای است که سیدکی و همکاران، در دانشگاه شیکاگو، با نام "بازسازی تصویر از داده‌هایی با نما و زاویه محدود در CT"، در سال ۲۰۰۶، منتشر کردند. این مقاله، با در نظر گرفتن دو حالت نما محدود و زاویه محدود، روشی نوین را، جهت بازسازی پیش‌افکن‌های حاصل از این دو حالت، مطرح کرد و روش نما محدود را یک روش مؤثر، جهت کاهش دز، در روش تصویربرداری CT عنوان نمود [۱۲، ۱۵].

در CT با نمای محدود، همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، تیوب در زوایای محدودی، پرتو اشعه ایکس می‌تاباند و در نتیجه، پیش‌افکن‌ها یا همان داده‌ها، در نماهای محدودی در آشکارسازها جمع‌آوری می‌شوند، درحالی‌که جریان تیوب در سطح استاندارد نگه داشته می‌شود.

از مزایای CT با نمای محدود، علاوه بر کاهش دز دریافتی بیمار، کاهش زمان اسکن است که از معیارهای مهم در تصویربرداری پزشکی است. اما CT با نمای محدود، به نوبه خود، وضوح تصویر را کاهش می‌دهد و استنباط تشخیصی در تصویر بازسازی شده را به خطر می‌اندازد [۱۶]. به همین جهت، معاینات CT با نمای محدود، به‌شدت به الگوریتم‌های بازسازی متکی هستند.

الگوریتم‌های متداول بازسازی CT را می‌توان، به‌طور کلی، به‌عنوان تحلیلی و مبتنی بر تکرار (IR)^۵ طبقه‌بندی کرد [۱۷-۱۹].



شکل ۱. الف) CT معمولی و ب) CT با نمای محدود [۱۶].

از زمان اختراع تا به امروز، مقطع‌نگاری کامپیوتری اشعه ایکس (CT)^۱ به‌عنوان ابزاری، برای دستیابی به "بینایی درونی"، در کاربردهای بالینی، صنعتی و غیره استفاده شده است. با این حال، با کاربرد گسترده CT در کلینیک‌ها، دز پرتو اشعه ایکس مرتبط، ممکن است به طور بالقوه، باعث ایجاد خطر سرطان، در طول عمر شود که این مسئله توجه عمومی را به خود جلب کرده است [۱-۲]. بر اساس اعلام سازمان ICRP^۲، میزان دز دریافتی مجاز، برای یک فرد عادی (غیرپرتوکار)، در حدود ۱ mSv در یک سال است [۳]. در صورتی‌که بر اساس محاسبات انجام شده، میزان دز دریافتی، تنها در یک تصویربرداری CT شکم و لگن، در حدود ۱۱ mSv است [۴]. برنر و هال تخمین زدند که ۲٪ از همه سرطان‌ها در ایالات متحده، ممکن است ناشی از تشعشعات حاصل از تصویربرداری CT باشد [۵].

از آنجایی که تصویربرداری CT، عمدتاً یک فرایند تحت سلطه نویز فوتون است، کاهش زمان تصویربرداری، به‌منظور کاهش دز، منجر به تخریب تصویر می‌شود. متعادل نمودن کیفیت تصویر و سطح دز، به یک مشکل شناخته شده در CT تبدیل شده است [۲].

ارائه روش‌هایی جهت کاهش دز تابشی CT، در عین حفظ کیفیت تصویر بازسازی شده، همچنان به‌عنوان چالش در تصویربرداری CT مطرح است. طی ۴۰ دهه گذشته، روش‌های مختلفی برای کاهش دز تابش ارائه شده است [۶-۱۰].

راهکارهای گوناگون، جهت کاهش دز در CT را، می‌توان به سه دسته تقسیم‌بندی کرد: (۱) تنظیم جریان تیوب (۲) فیلترها و حفاظ‌ها (۳) CT با نمای محدود^۳.

جریان تیوب اشعه ایکس به نوع روش معاینه CT، اندام مورد بررسی و تصویربرداری، سن و جنسیت بیمار بستگی دارد. جریان تیوب اشعه ایکس باید در سطح معینی حفظ شود تا نتایج خوبی حاصل شود. به همین سبب، کاهش جریان، به‌منظور کاهش دز تابشی، باعث ایجاد آرتیفکت‌های شدیدی در تصویر خروجی می‌شود [۱۱-۱۲].

استفاده از فیلترهای شکل‌دهنده پرتو (مانند فیلترهای پاییونی) می‌تواند تشعشع جذب‌شده را، در حاشیه بدن کاهش دهد که به‌ویژه در CT کودکان و CT قلب مفید است [۱۳]. حفاظ درون‌صفحه‌ای نیز ممکن است برای کاهش تشعشع، در اندام‌های حساس، مانند سینه، تیروئید و عدسی چشم استفاده

1. Computed Tomography
2. International Commission Radiological Protection
3. Sparse-View Computed Tomography

4. Projections

5. Iterative Reconstruction



ART، مقایسه شده است، تا عملکرد این دو الگوریتم، در بازسازی تصاویر نما محدود، مورد ارزیابی قرار گیرد.

۲. مواد و روش‌ها

در این مقاله، الگوریتم FBP^۶، که از جمله الگوریتم‌های تحلیلی است، الگوریتم ART و الگوریتم MLEM که از جمله الگوریتم‌های SIR است، در مطالعات نما محدود، ارزیابی شده‌اند.

۱.۲ الگوریتم‌های بازسازی تحلیلی

در رویکرد تحلیلی، ضرایب تضعیف جسم به‌عنوان تابع $f: R \times R \rightarrow R$ توصیف می‌شود که مختصات فضایی (x, y) را به ضریب تضعیف محلی مربوطه‌اش نشان می‌دهد. مهم‌ترین الگوریتم‌های تحلیلی، الگوریتم بازسازی پیش‌افکن بازگشتی (BP)^۷ و الگوریتم FBP است.

۱.۱.۲ الگوریتم بازسازی پیش‌افکن بازگشتی (BP)

هنگامی که فوتون‌های اشعه ایکس، از میان بافت‌های بدن بیمار عبور می‌کنند، تضعیف می‌شوند. یک پرتو ایکس تک‌فام، با شدت برخورد I_0 را در نظر بگیرید، رابطه تضعیف را می‌توان با یک رابطه نمایی بیان کرد:

$$I = I_0 e^{(\mu)L} \quad (۱)$$

که در آن I شدت اندازه‌گیری شده پرتو پس از عبور از جسم است، L ضخامت جسم است و μ ضریب تضعیف خطی ماده است. معادله (۱) اغلب به‌عنوان قانون لامبرت-بیر^۸ بیان می‌شود.

معادله (۱)، ضریب‌های تضعیف را یکنواخت فرض می‌کند. وقتی جسمی با ضرایب تضعیف غیریکنواخت داریم، می‌توانیم جسم را به عناصر کوچک‌تری تقسیم کنیم که اندازه آنها به‌اندازه‌ای کوچک است که بتوان هر عنصر را یکنواخت در نظر گرفت. سپس معادله (۱) را می‌توان به‌صورت زیر بازنویسی کرد:

$$I = I_0 e^{-\mu_1 \Delta l - \mu_2 \Delta l - \mu_3 \Delta l \dots e^{-\mu_n \Delta l} = I_0 e^{-\sum_{n=1}^N \mu_n \Delta l} \quad (۲)$$

الگوریتم تحلیلی، روشی سریع و قطعی است و در تمام دستگاه‌های CT تجاری، موجود است. اما زمانی که تعداد داده‌های دریافتی یا همان تعداد پیش‌افکن‌ها، کم می‌شود، الگوریتم بازسازی تحلیلی نمی‌تواند به‌خوبی عمل کند [۱۸-۱۹]. الگوریتم‌های IR، از جمله الگوریتم‌هایی هستند که در این موارد، جایگزین مناسبی برای الگوریتم‌های تحلیلی است [۱۹].

متداول‌ترین الگوریتم‌های IR در CT، دو روش، ART^۱ و بازسازی آماری (SIR)^۲ نام دارند. روش ART، مبتنی بر حل یک سیستم معادلات خطی است و روش SIR، از دانش فیزیک و احتمال استفاده می‌کند [۲۰-۲۱]. الگوریتم ART، سرعت هم‌گرایی بالایی دارد؛ اما این الگوریتم، خود می‌تواند باعث ایجاد نویز، همچون نویز فلفل‌نمکی شود [۲۲]. الگوریتم‌های SIR، با دخیل کردن آمار شمارش فوتون، در محاسبات خود، نزدیک‌ترین تقریب به تابع جسم را، از پیش‌افکن‌های موجود، نشان می‌دهند و سعی می‌کنند نویز و آرتیفکت موجود در تصویر را به حداقل برسانند؛ اما این الگوریتم، برخلاف ART، سرعت هم‌گرایی پایینی دارد [۲۳].

استفاده از الگوریتم بازسازی ART، در بحث بازسازی تصاویر نما محدود، بسیار مرسوم است. در مقاله‌ای که سال ۲۰۰۶، سیدکی و همکاران، در زمینه بازسازی تصاویر نما محدود منتشر کردند، از الگوریتم ART جهت بازسازی تصاویر استفاده شد [۱۵]. همچنین می‌توان به مقاله سال ۲۰۱۴ چن و همکاران اشاره کرد که علاوه بر روش بهینه‌سازی تغییرات کل (TV)^۳، از الگوریتم ART، جهت بازسازی پیش‌افکن‌ها استفاده نمود. در مقاله سال ۲۰۱۵ کی و همکاران نیز، از الگوریتم ART و روش بهینه‌سازی SL₀-L₁، جهت بازسازی نما محدود استفاده شد. مقاله ۲۰۱۶ ژانگ و همکاران، الگوریتم ART را مرسوم‌ترین روش بازسازی نما محدود عنوان نمود. در مقاله سال ۲۰۱۸ ژائو و همکاران، الگوریتم ART، یکی از روش‌های مورد مطالعه، در این مقاله منتشر شده، در زمینه تصاویر نما محدود بود. در مقاله سال ۲۰۲۰ کو و همکاران نیز، از الگوریتم ART در کنار روش TV و تبدیل موجک^۴ استفاده شد [۲۴-۲۸]. اما به سبب ایرادات ART که پیش‌تر اشاره شد، در این مقاله، روش بازسازی دیگری، بر مبنای الگوریتم SIR، به نام MLEM^۵ پیشنهاد شده است و نتایج حاصل از این الگوریتم، با الگوریتم

1. Algebraic Reconstruction Technique
2. Statistical Iterative Reconstruction
3. Total Variation
4. Wavelet Transform
5. Maximum Likelihood Expectation Maximization

6. Filtered Back Projection

7. Back Projection

8. Lambert-Beer



یا می توان نوشت:

$$-\ln \frac{I}{I_0} = \sum_{n=1}^N \mu_n \Delta l \quad (3)$$

با نزدیک شدن Δl به صفر (کم شدن ضخامت جسم)، جمع فوق، به انتگرال در طول مسیر تبدیل می شود:

$$p = -\ln \frac{I}{I_0} = \int l \mu dl \quad (4)$$

۲.۱.۲ الگوریتم بازسازی پیش افکن بازگشتی فیلتر شده (FBP)
تار شدن تصویر را می توان با اعمال فیلتر کانولوشن^۲ از بین برد. برای غلبه بر محدودیت های BP، از الگوریتم FBP استفاده می شود. برای استخراج FBP، می توان تبدیل فوریه دوبعدی جسم $f(x,y)$ را به این صورت تعریف کرد:

$$F(u,v) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x,y) e^{-i2\pi(xu+yv)} dx dy \quad (7)$$

بنابراین، برای اجرای FBP، تبدیل فوریه یک بعدی را روی هر پیش افکن انجام می دهیم و آن را در موقعیت مربوطه، در فضای فوریه دوبعدی قرار می دهیم. هنگامی که کل تبدیل فوریه به دست آمد، کل پیش افکن ها در یک فیلتر که معمولاً فیلتر ram-lak نام دارد، ضرب می شود. سپس با اعمال تبدیل فوریه معکوس دوبعدی، تصویر بازسازی شده تولید می شود. رابطه (۸)، معادله الگوریتم FBP است:

$$f(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} P(\omega, \theta) |\omega| e^{i2\pi \omega t} d\omega = p_{\theta}(t) \otimes f(t) \quad (8)$$

که در این رابطه، $\otimes$ عملگر کانولوشن را نشان می دهد، P تبدیل فوریه پیش افکن است و $|\omega|$ فیلتر ram-lak است که در پیش افکن ها ضرب می شود. مهم ترین ویژگی FBP، سرعت بالای آن است. به همین دلیل، FBP یا انواع آن، برای دستگاه های CT، به عنوان یک الگوریتم استاندارد استفاده می شوند [۱۹-۱۸]. شکل ۳، یک تصویر بازسازی شده با الگوریتم FBP را نشان می دهد.

۲.۲ الگوریتم های بازسازی مبتنی بر تکرار (IR)

اشکال عمده الگوریتم های تحلیلی این است که این الگوریتم ها با فرض پیوستگی پرتوها پیاده سازی می شوند. با این حال، در حالت واقعی، پیش افکن ها، به دلایل متعددی، محدود هستند. روش های IR، می توانند به خوبی، سیستم را، بر اساس تعداد محدود پرتوهای اندازه گیری شده مدل کنند [۲۰، ۱۸].



شکل ۳. یک تصویر شکم و لگن بازسازی شده با FBP.

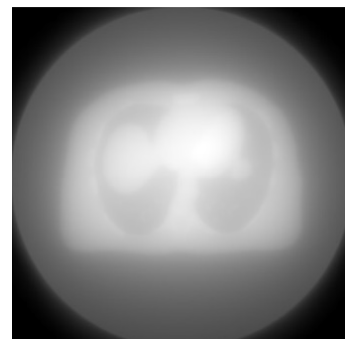
که در آن، p اندازه گیری های پیش افکن ها (داده ها)، در CT است. بازسازی تصویر از پیش افکن ها در سیستم CT، بر اساس تبدیل رادون^۱ و رادون معکوس کار می کند که اولین بار توسط جان رادون در سال ۱۹۱۷ معرفی شد [۲۹]. تبدیل رادون، پیش افکن ها را به صورت انتگرال خطی از جسم $f(x,y)$ ایجاد می کند. پیش افکن یک جسم $f(x,y)$ ، با استفاده از معادله (۴)، به صورت زیر به دست می آید:

$$p(r, \theta) = R[f(x,y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} f(r \sin \theta - s \sin \theta, r \sin \theta + s \cos \theta) ds \quad (5)$$

که در آن، θ زاویه خط، و r عمود بر خط است. الگوریتم BP یا همان رادون معکوس با رابطه (۶) محاسبه می شود:

$$f(x,y) = B[p(r, \theta)] = \int_0^{\pi} p(x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (6)$$

روش به دست آوردن تصویر دوبعدی از جسم سه بعدی، مشکل اصلی تصویربرداری در اشعه ایکس یا هر تشعشع نافذ دیگری است. حتی اگر پرتوها در تصویر نهایی کاملاً مجزا باشند، ساختار با هم هم پوشانی پیدا می کند. در الگوریتم BP، ساختار خارج از صفحه تار می شود. شکل ۲، نمونه ای از یک تصویر بازسازی شده با الگوریتم BP را نشان می دهد [۲۰، ۱۹، ۱۶].



شکل ۲. یک تصویر شکم و لگن بازسازی شده با BP.



۲.۲.۲ الگوریتم بازسازی بیشینه‌سازی مقدار مورد انتظار حداکثر احتمال (MLEM)

اگرچه الگوریتم ART، از الگوریتم‌های بسیار مرسوم در دستگاه‌های تصویربرداری است؛ اما الگوریتم‌های SIR می‌توانند، فیزیک سیستم، از جمله آمار فوتون، اندازه نقطه کانونی، پاسخ آشکارساز و غیره را مدل‌سازی کنند که در بحث تصویربرداری پزشکی بسیار با اهمیت است [۳۴]. الگوریتم‌های SIR، از الگوریتم‌های بسیار پرکاربرد در دستگاه‌های PET^۲ و SPECT هستند که از معروف‌ترین آنها، الگوریتم MLEM است [۲۳]. الگوریتم MLEM، علاوه بر مدل‌سازی فیزیک سیستم، دارای ویژگی‌های نظری فوق‌العاده‌ای است [۳۴، ۳۵].

الگوریتم MLEM، اولین بار در سال ۱۹۸۲، توسط لارنس شپ و همکارش واردی، مطرح شد و معادله آن به صورت زیر است:

$$f_i^{*(n+1)} = \frac{f_i^{*(n)}}{\sum_{p=1}^N \alpha_{pi}} \sum_j \alpha_{ji} \frac{p_j}{\sum_h \alpha_{jh} f_h^{*(n)}} \quad (10)$$

که در این رابطه، n تعداد تکرار الگوریتم، p_j پیش‌افکن حاصل از سیستم و $\sum_h \alpha_{jh} f_h^{*(n)}$ پیش‌افکن حاصل از تصویر حدس اولیه است. α_{ji} ، پارامتر بازسازی تصویر، $f_i^{*(n)}$ تصویر حدس اولیه و $f_i^{*(n+1)}$ ، تصویر به‌روزرسانی شده بعد از تکرار n ام و $\sum_{p=1}^N \alpha_{pi}$ اپراتوری است که برای نرمال‌سازی استفاده می‌شود [۲۳، ۳۶].

۳. شبیه‌سازی و نتایج

به‌منظور ارزیابی الگوریتم‌ها و بررسی معیارها، نیاز به یک تصویر مرجع است تا نتایج بر اساس آن سنجیده شود. به همین منظور، از یک فانتوم دیجیتال، شکم و لگن در نرم‌افزار متلب نسخه R۲۰۲۲b استفاده شد. پژوهش انجام شده، بر روی سیستمی با پردازنده ۱.۴ GHz Dual-Core Intel Core i۵ انجام شد. ابعاد فانتوم مورد استفاده ۵۱۲×۵۱۲ بود. ابعاد پنجره تصاویر نیز ۲۵۵ با مقدار متوسط ۱۲۸ انتخاب شده است. در ۵ حالت، از این فانتوم پیش‌افکن گرفته شد. حالت اول، حالت استاندارد است که به معنی جمع‌آوری داده‌ها در تمام زوایا است و حالت نما کامل نام دارد. در حالت استاندارد، ۱۸۰ نما وجود دارد. ۴

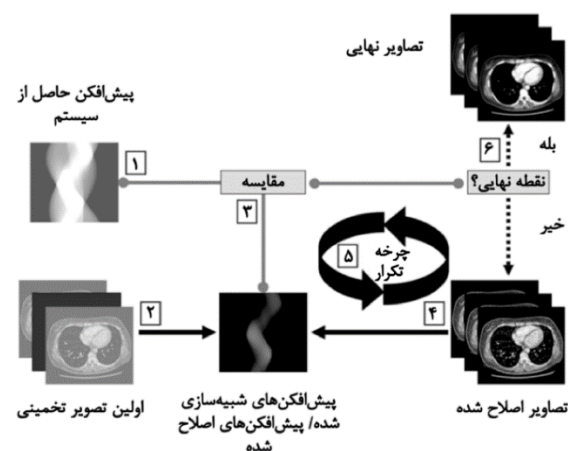
روش‌های IR، برای اولین بار، در دستگاه SPECT^۱، در دهه ۱۹۶۰ اجرا شد [۳۰]. الگوریتم IR را می‌توان به‌عنوان یک فرایند حلقه بسته در نظر گرفت. در هر تکرار، الگوریتم با یک تصویر اولیه (تخمین زده شده) شروع می‌شود. سپس، پیش‌افکن حاصل از سیستم، با پیش‌افکن تصویر تخمینی، مقایسه می‌شود. اختلاف بین داده‌های تخمینی و حاصل از سیستم، برای به‌روزرسانی تصویر تخمین زده شده، برای تکرار بعدی، استفاده می‌شود. این فرایند به طور مکرر تکرار می‌شود تا تصویر با ویژگی‌های موردنظر به دست آید. شکل ۴، فرایند پیاده‌سازی یک الگوریتم IR را نشان می‌دهد.

۱.۲.۲ الگوریتم بازسازی جبری (ART)

یکی از متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده در بین الگوریتم‌های IR، روش پیشنهادی استفان کازمرز است که اولین بار در سال ۱۹۳۷ مطرح شد و به‌عنوان تکنیک بازسازی جبری شناخته می‌شود [۲۱]. الگوریتم ART که بازسازی تصویر بر اساس آن انجام می‌شود، به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f_i^{(n+1)} = f_i^{(n)} + \frac{\alpha_{ji}(p_j - \sum_{h=1}^N \alpha_{jh} f_h^{(n)})}{\sum_{h=1}^N \alpha_{jh}^2} \quad (9)$$

که در این رابطه، n تعداد تکرار الگوریتم، p_j پیش‌افکن حاصل از سیستم و $\sum_{h=1}^N \alpha_{jh} f_h^{(n)}$ پیش‌افکن حاصل از تصویر حدس اولیه است. α_{ji} پارامتر بازسازی تصویر و $f_i^{(n)}$ تصویر حدس اولیه می‌باشد، $f_i^{(n+1)}$ تصویر به‌روزرسانی شده بعد از تکرار n ام و $\sum_{h=1}^N \alpha_{jh}^2$ اپراتوری است که برای نرمال‌سازی استفاده می‌شود [۲۲]. از الگوریتم‌های ART، در نخستین دستگاه‌های CT نیز استفاده شد [۳۳].



شکل ۴. نمایش شماتیک مراحل اصلی الگوریتم‌های IR [۳۱].



۲.۳ خطای میانگین مربعات (RMSE)

معیار RMSE، یکی از معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر است که با اختلاف میان تصویر اصلاح شده و تصویر مرجع محاسبه می‌شود. رابطه این معیار به این صورت تعریف می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (U_{ij}^{corr} - U_{ij}^{ref})^2}{M \times N}} \quad (12)$$

که در این رابطه، U_{ij}^{corr} و U_{ij}^{ref} اعداد CT در هر پیکسل، از تصویر اصلاح شده و مرجع است. $M \times N$ سائز تصویر است. هرچه اختلاف میان تصویر اصلاح شده و مرجع کمتر باشد، یعنی تصویر اصلاح شده به مرجع شبیه باشد، مقدار RMSE کم خواهد بود [۲۴].

۳.۳ شاخص تشابه ساختاری (SSIM)

شاخص تشابه ساختاری، میزان شباهت میان تصویر اصلاح شده و تصویر مرجع را نشان می‌دهد. عدد SSIM، هر مقدار که به ۱ نزدیک‌تر باشد، یعنی تصویر اصلاح شده، به تصویر مرجع شبیه‌تر است. رابطه این معیار به این صورت تعریف می‌شود:

$$SSIM(u, u_o) = \frac{(\mu_u \mu_{u_o} + c_1)(\sigma_{uu} + c_2)}{(\mu_u + \mu_{u_o} + c_1)(\sigma_u + \sigma_{u_o} + c_2)} \quad (13)$$

که در این رابطه، μ_u میانگین پیکسل‌های تصویر اصلاح شده، μ_{u_o} میانگین پیکسل‌های تصویر مرجع، σ_u واریانس تصویر اصلاح شده، σ_{u_o} واریانس تصویر مرجع، کوواریانس تصویر اصلاح شده و مرجع است.

$c_1 = (k_1 L)$ و $c_2 = (k_2 L)$ هستند، که دو متغیر جهت تثبیت تقسیم است. L محدوده دینامیکی مقادیر پیکسل است (معمولاً به صورت 2^{b-1} - (تعداد بیت به‌زای هر پیکسل) ۲ محاسبه می‌شود). k_1 و k_2 به صورت پیش‌فرض ۰.۰۱ و ۰.۰۳ هستند [۲۸]. مقایسه میان تعداد تکرارها، در الگوریتم‌های ART و MLEM، در جدول‌های ۱ و ۲ آورده شده است.

همان‌طور که از جدول‌های ۱ و ۲ مشخص است، با افزایش تعداد تکرارها، کیفیت تصاویر نیز بهبود می‌یابد. مقدار PSNR، از تکرار ۵۰ تا تکرار ۲۰۰، در الگوریتم ART و MLEM، در هر تکرار، در تمام نماهای مورد بررسی، افزایش محسوسی داشته است. مقدار RMSE در دو الگوریتم مورد بررسی، با افزایش تکرار، در تمام نماها، کمتر شده است و مقدار SSIM، با افزایش تکرار، بهبود یافته است. لازم به ذکر است، اگر تعداد تکرارها بیش از ۲۰۰ شود، کیفیت تصاویر همچنان بهبود خواهد یافت؛

حالت بعدی، حالت نما محدود نام دارند. حالت دوم زمانی است که فواصل دریافت داده را به ۴ درجه می‌رسد، یعنی تعداد نمای دریافتی به ۴۵ نما کاهش می‌یابد. حالت سوم، این فاصله به ۶ درجه افزایش می‌یابد و ۳۰ نما تولید می‌شود، حالت چهارم، فاصله به ۸ درجه می‌رسد و تعداد نما به ۲۲ کاهش می‌یابد و حالت پنجم به ۱۰ درجه افزایش می‌یابد و تعداد کل نماهای دریافتی ۱۸ است. حالت پنجم زمانی است که کم‌ترین دز اعمالی و کم‌ترین تعداد داده را خواهیم داشت و به همین دلیل، کیفیت تصویر، در پایین‌ترین حالت قرار دارد. از پردازنده‌های جانبی همچون GPU^۱، جهت انجام شبیه‌سازی موردنظر و تسریع روند کار استفاده نشد. به همین سبب، سرعت انجام شبیه‌سازی‌ها، بسته به تعداد پیش‌افکن‌ها، بین ۰.۰۴ تا ۱۸۰ ثانیه متغیر است.

الگوریتم‌های ART و MLEM، از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر تکرار هستند، در نتیجه، انتخاب بهترین تعداد تکرار، در این دو الگوریتم، حائز اهمیت است. اولین مرحله مقایسه در این مقاله، انتخاب بهترین تکرار، در این دو الگوریتم است که به همین جهت، چهار تکرار ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰، جهت ارزیابی، انتخاب شده است.

پس از انتخاب بهترین تعداد تکرار، مرحله دوم مقایسه، ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های بازسازی در مطالعات نما محدود است. جهت ارزیابی تصاویر از سه معیار، PSNR^۲، RMSE^۳ و SSIM^۴ استفاده شده است.

۱.۳ بیشینه نسبت سیگنال به نویز (PSNR)

معیار PSNR، میزان تشابه تصویر اصلاح شده به تصویر مرجع را محاسبه می‌کند. PSNR برحسب دسی‌بل (dB) اندازه‌گیری می‌شود و با رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود:

$$PSNR = 10 \times \log\left(\frac{255^2}{\|u - u_o\|^2}\right) \quad (11)$$

که در این رابطه، u تصویر اصلاح شده و u_o تصویر مرجع است و مقادیر بالای PSNR، نشان می‌دهد که به طور متوسط، همه پیکسل‌های یک تصویر اصلاح شده، با تصویر مرجع آن مشابه هستند [۳۷].

1. Graphic Processing Unit
2. Peak Signal to Noise Ratio
3. Root Mean Square Error
4. Structural Similarity Index



با توجه به نتایجی که در شکل ۷ نشان داده شده است، بر اساس یک مقایسه شهودی، در حالت ۱۸۰ نما، الگوریتم FBP و MLEM عملکرد خوبی در بازسازی تصویر، در مقایسه با الگوریتم ART، از خود نشان داده‌اند، اما در ۴ حالت باقی‌مانده که حالت‌های نما محدود است، الگوریتم FBP عملکرد بسیار ضعیفی دارد و دو الگوریتم ART و MLEM، در بازسازی تصاویر نما محدود نتایج بسیار بهتری ارائه می‌دهند. اما از میان دو الگوریتم ART و MLEM، تشخیص این مورد که کدام یک بهتر در بازسازی نما محدود عمل می‌کند، کمی سخت است؛ اما با توجه به نواحی مطلوب قرمز رنگ مشخص شده، با کمی دقت، به نظر می‌رسد که الگوریتم MLEM، آرتیفکت کمتری تولید کرده است. جهت بررسی دقیق‌تر این ادعا، نیاز است ارزیابی کمی انجام شود تا برتری میان این دو الگوریتم مشخص شود. جدول ۳ و شکل‌های ۸ و ۹، مقایسه دقیق‌تر، میان عملکرد الگوریتم‌های بازسازی را نشان می‌دهد

اما با توجه به این موضوع که با افزایش تعداد تکرارها، به زمان بیشتری جهت محاسبات نیاز است و باید تعادلی میان کیفیت تصاویر و زمان محاسبات برقرار باشد، در نتیجه با توجه به نتایج قابل‌قبولی که در تکرار ۲۰۰ مشاهده شد، این تعداد تکرار، به‌عنوان تکرار بهینه، در نظر گرفته می‌شود. در شکل‌های ۵ و ۶ نیز، پروفایل خطی تصاویر بازسازی‌شده با الگوریتم MLEM، در دو تکرار ۵۰ و ۲۰۰ و در دو نمای ۳۰ و ۲۲، نشان داده شده است.

همان‌طور که در شکل‌های ۵ و ۶ دیده می‌شود، با افزایش تعداد تکرار، منحنی تصویر بازسازی شده، به تصویر مرجع نزدیک‌تر می‌شود. پس جهت مقایسه، میان الگوریتم‌های بازسازی، برای دو الگوریتم ART و MLEM، تعداد ۲۰۰ تکرار، تعداد تکرار بهینه است. شکل ۷، مقایسه‌ای میان الگوریتم‌های بازسازی را، در حالت‌های مختلف نشان می‌دهد.

جدول ۱. بررسی افزایش تعداد تکرار در الگوریتم بازسازی ART

	۵۰ تکرار					۱۰۰ تکرار				
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۲۴٫۷۲۳۳	۲۴٫۴۰۸۲	۲۴٫۰۹۹۳	۲۳٫۵۶۱۱	۲۳٫۲۳۷	۲۷٫۰۸۷۶	۲۶٫۱۷۳۷	۲۵٫۵۱۸۱	۲۴٫۶۷۱۴	۲۴٫۱۸۲۰
RMSE	۰٫۰۰۳۴	۰٫۰۰۳۶	۰٫۰۰۳۹	۰٫۰۰۴۴	۰٫۰۰۴۷	۰٫۰۰۲۳	۰٫۰۰۲۴	۰٫۰۰۲۸	۰٫۰۰۳۴	۰٫۰۰۳۸
SSIM	۰٫۸۷۲۲	۰٫۸۱۵۴	۰٫۷۸۰۴	۰٫۷۶۴۲	۰٫۷۵۲۶	۰٫۹۲۰۸	۰٫۸۳۴۱	۰٫۸۰۳۸	۰٫۷۸۸۳	۰٫۷۸۲۳

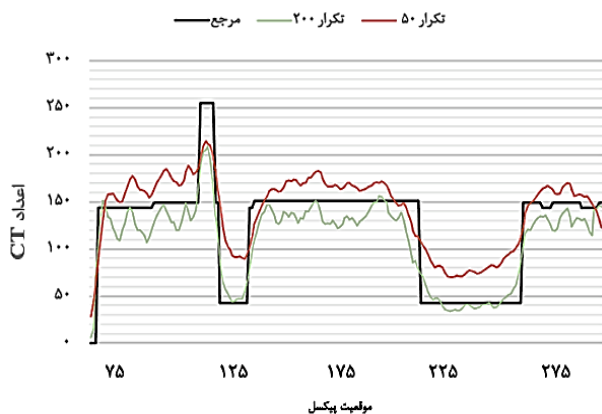
	۱۵۰ تکرار					۲۰۰ تکرار				
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۲۸٫۴۵۵۰	۲۶٫۹۲۴۰	۲۶٫۰۵۹۰	۲۵٫۰۸۸۲	۲۴٫۵۱۶۰	۲۹٫۴۱۶۰	۲۷٫۳۱۹۹	۲۶٫۳۲۸۶	۲۵٫۳۰۵۳	۲۴٫۶۸۴۲
RMSE	۰٫۰۰۱۴	۰٫۰۰۲۰	۰٫۰۰۲۵	۰٫۰۰۳۱	۰٫۰۰۳۵	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۰۱۹	۰٫۰۰۲۳	۰٫۰۰۲۹	۰٫۰۰۳۴
SSIM	۰٫۹۴۱۱	۰٫۸۳۹۲	۰٫۸۱۳۸	۰٫۷۹۹۵	۰٫۷۹۶۲	۰٫۹۵۱۹	۰٫۸۴۲۰	۰٫۸۲۰۶	۰٫۸۰۷۱	۰٫۸۰۴۸

جدول ۲. بررسی افزایش تعداد تکرار در الگوریتم بازسازی MLEM

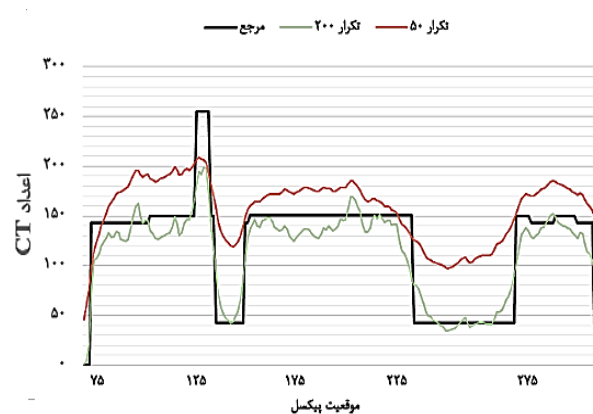
	۵۰ تکرار					۱۰۰ تکرار				
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۲۹٫۶۸۹۱	۲۷٫۲۵۲۹	۲۶٫۹۲۴۰	۲۵٫۹۵۱۳	۲۴٫۹۵۱۳	۳۱٫۴۱۶۰	۲۸٫۴۷۶۴	۲۷٫۱۸۲۰	۲۶٫۲۹۸۴	۲۵٫۲۹۸۴
RMSE	۰٫۰۰۱۲	۰٫۰۰۱۵	۰٫۰۰۲۳	۰٫۰۰۲۶	۰٫۰۰۳۱	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۰۱۳	۰٫۰۰۱۷	۰٫۰۰۲۲	۰٫۰۰۳۰
SSIM	۰٫۹۶۹۱	۰٫۸۷۶۶	۰٫۸۵۸۴	۰٫۸۵۷۰	۰٫۸۱۷۰	۰٫۹۸۲۳	۰٫۸۸۸۹	۰٫۸۶۴۷	۰٫۸۶۳۹	۰٫۸۲۳۹

	۱۵۰ تکرار					۲۰۰ تکرار				
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۳۱٫۹۴۳۰	۲۸٫۸۹۳۹	۲۷٫۴۴۲۲	۲۶٫۴۹۵۳	۲۵٫۶۰۰۴	۳۲٫۲۷۹۵	۲۹٫۵۷۱۲	۲۷٫۹۷۶۵	۲۶٫۷۰۱۹	۲۵٫۸۱۳۲
RMSE	۰٫۰۰۰۹	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۰۱۵	۰٫۰۰۱۸	۰٫۰۰۲۶	۰٫۰۰۰۸	۰٫۰۰۱۰	۰٫۰۰۱۳	۰٫۰۰۱۵	۰٫۰۰۲۲
SSIM	۰٫۹۸۶۱	۰٫۸۹۴۵	۰٫۸۷۳۴	۰٫۸۶۸۷	۰٫۸۳۶۹	۰٫۹۹۳۴	۰٫۸۹۹۷	۰٫۸۷۹۹	۰٫۸۷۲۶	۰٫۸۴۷۱

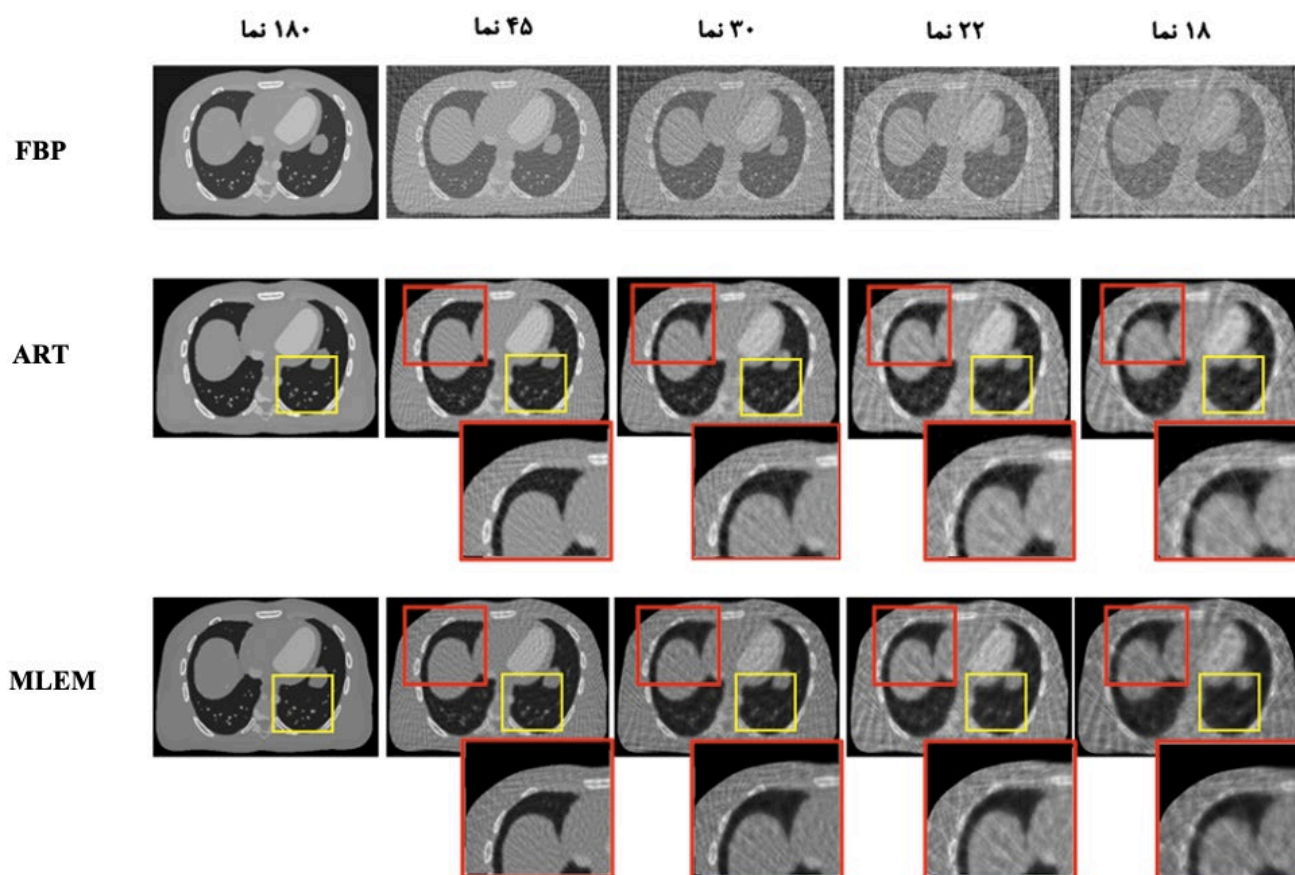




شکل ۶. پروفایل خطی تصویر حاصل از الگوریتم MLEM در ۲۲ نما در دو تکرار ۵۰ و ۲۰۰.



شکل ۵. پروفایل خطی تصویر حاصل از الگوریتم MLEM در ۳۰ نما در دو تکرار ۵۰ و ۲۰۰.



شکل ۷. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های بازسازی در حالت استاندارد و نما محدود. تعداد تکرار، برای الگوریتم‌های مبتنی بر تکرار، ۲۰۰ در نظر گرفته شده است.



با توجه به جدول ۳، همان‌طور که در قسمت قبل هم ذکر شد، در حالت استاندارد، دو الگوریتم FBP و MLEM بهتر از الگوریتم ART عمل می‌کنند. مقدار PSNR در حالت ۱۸۰ نما، در این دو الگوریتم، بیشتر از الگوریتم ART است. مقدار RMSE کمتر و مقدار SSIM به یک نزدیکتر است. در حالت‌های نما محدود، همان‌گونه که از شکل ۷ و نتایج جدول ۳ قابل‌مشاهده است، الگوریتم FBP، عملکرد بسیار ضعیفی دارد و مقادیر به دست آمده از معیارهای ارزیابی، بسیار متفاوت با دو الگوریتم مبتنی بر تکرار است. مقایسه اصلی در حالت نما محدود، میان دو الگوریتم ART و MLEM است که با توجه به نتایج حاصل از سه معیار مدنظر، الگوریتم MLEM، در بازسازی تصاویر نما محدود موفق‌تر است. مقادیر به دست آمده از معیار PSNR، در الگوریتم MLEM، در مقایسه با ART، در تمامی حالات نما محدود مورد بررسی، بیشتر است، مقدار RMSE کمتر است و مقادیر SSIM تصاویر بازسازی شده با الگوریتم MLEM، در تمامی نماهای محدود، در مقایسه با ART، بالاتر است. در شکل‌های ۸ و ۹ نیز، مقایسه پروفایل خطی دو الگوریتم ART و MLEM که میان پیکسل‌های ۷۵ تا ۲۷۵ تصویر انجام شده است، نشان می‌دهد که تصویر بازسازی شده با الگوریتم MLEM، به تصویر مرجع نزدیک‌تر است و این الگوریتم تقریب نزدیک‌تری را داراست.

نکته دیگری که حائز اهمیت است، با توجه به تصاویری که در شکل ۷ نشان داده شده است، در حالتی که فاصله دریافت داده به ۸ و ۱۰ درجه افزایش می‌یابد، میزان داده دریافتی، به‌اندازه‌ای کم است که تشخیص بافت و ساختار اصلی عضو موردنظر، بسیار دشوار است. این موضوع با بررسی نواحی مطلوب زردرنگ، در شکل ۷، قابل‌مشاهده است. تعداد داده در این حالت‌ها، به اندازه‌ای کم است که ساختار تصویر در نواحی زردرنگ محو شده است. با در نظر گرفتن این نکته که با افزایش فاصله زوایا، به ۴ و ۶ درجه نیز، دز تابشی کاهش می‌یابد و تعداد نمای دریافتی نیز کاهش چشمگیری خواهد داشت و کیفیت تصویر نیز، با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۳، در سطح مطلوبی قرار می‌گیرد، به همین سبب، افزایش زوایای دریافت داده تا ۸ و ۱۰ درجه توصیه نمی‌شود و بهتر است فواصل کمتری در نظر گرفته شود.

۴. بحث و نتیجه‌گیری

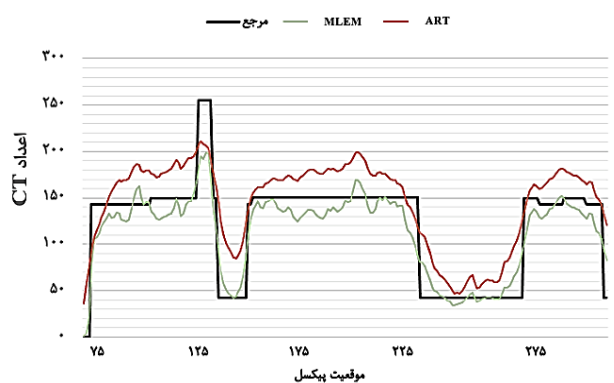
با توجه به مطالعاتی که در این مقاله صورت گرفت، اگر تصویربرداری CT، در حالت استاندارد انجام شود، دو الگوریتم

جدول ۳. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های بازسازی، در حالت نما کامل و نما محدود. تعداد تکرار، برای الگوریتم‌های مبتنی بر تکرار، ۲۰۰ در نظر گرفته شده است

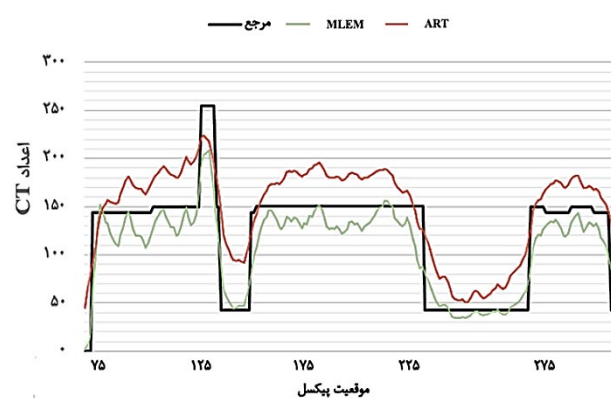
FBP					
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۳۴٫۸۵۶۷	۲۲٫۱۲۷۷	۱۹٫۵۲۰۴	۱۸٫۰۹۲۴	۱۶٫۶۷۹۵
RMSE	۰٫۰۰۰۷	۰٫۰۰۶۱	۰٫۰۱۱۲	۰٫۰۱۱۵	۰٫۰۲۱۵
SSIM	۰٫۹۹۷۱	۰٫۲۱۶۸	۰٫۲۰۲۱	۰٫۱۹۳۴	۰٫۱۸۷۴

ART					
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۲۹٫۴۱۶۰	۲۷٫۳۱۹۹	۲۶٫۳۲۸۶	۲۵٫۳۰۵۳	۲۴٫۶۸۴۲
RMSE	۰٫۰۰۱۱	۰٫۰۰۱۹	۰٫۰۰۲۳	۰٫۰۰۲۹	۰٫۰۰۳۴
SSIM	۰٫۹۵۱۹	۰٫۸۴۲۰	۰٫۸۲۰۶	۰٫۸۰۷۱	۰٫۸۰۴۸

MLEM					
	نما ۱۸۰	نما ۴۵	نما ۳۰	نما ۲۲	نما ۱۸
PSNR	۳۲٫۲۷۹۵	۲۹٫۵۷۱۲	۲۷٫۹۷۶۵	۲۶٫۷۰۱۹	۲۵٫۸۱۳۲
RMSE	۰٫۰۰۰۸	۰٫۰۰۱۰	۰٫۰۰۱۳	۰٫۰۰۱۵	۰٫۰۰۲۲
SSIM	۰٫۹۹۳۴	۰٫۸۹۹۷	۰٫۸۷۹۹	۰٫۸۷۲۶	۰٫۸۴۷۱



شکل ۸. مقایسه پروفایل خطی تصاویر بازسازی شده با الگوریتم‌های ART و MLEM در مقایسه با تصویر مرجع، در ۳۰ نما.



شکل ۹. مقایسه پروفایل خطی تصاویر بازسازی شده با الگوریتم‌های ART و MLEM در مقایسه با تصویر مرجع، در ۲۲ نما.



10. Wang J, Wang S, Li L, Fan Y, Lu H, Liang Z. Virtual Colonoscopy Screening with Ultra Low-Dose CT and Less-Stressful Bowel Preparation: A Computer Simulation Study. In *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 2008;55(5):2566.
11. Zhu Z, Wahid K, Babyn P, Cooper D, Pratt I, Carter Y. Improved Compressed Sensing-Based Algorithm for Sparse-View CT Image Reconstruction. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. 2013.
12. Kudo H, Suzuki T, Rashed E.A. Image reconstruction for sparse-view CT and interior CT-introduction to compressed sensing and differentiated backprojection. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*. 2013;3(3):147.
13. Yu L, Bruesewitz M.R, Thomas K.B, Fletcher J.G, Kofler J.M, McCollough C.H. Optimal Tube Potential for Radiation Dose Reduction in Pediatric CT: Principles, Clinical Implementations, and Pitfalls. *RadioGraphics*. 2011;31(3):835.
14. Winklehner A, Karlo C, Puippe G, Schmidt B, Flohr T, Goetti R, Pfammatter T, Frauenfelder T. Raw data-based iterative reconstruction in body CTA: evaluation of radiation dose saving potential. *European Radiology*. 2011;21(12):2521.
15. Sidky E.Y, Kao C.M, Pan X. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT. *Journal of X-ray Science and Technology*. 2006;14(2):119.
16. Desai S.D, Naik P, Baligar V.P, Meena S.M. Interpolation based Low Dose CT Image Reconstruction. *Procedia Computer Science*. 2021;171:2760.
17. Thibault J.B, Sauer K.D, Bouman C.A, Hsieh J. A three-dimensional statistical approach to improved image quality for multi slice helical CT. *Med Phys*. 2007;34:4526.
18. Sidky E.Y, Pan X. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained total-variation minimization. *Phys. Med Biol*. 2008;53:4777.
19. Kak A, Slaney M. Principles of Computerized Tomographic Imaging. *IEEE Press, New York*. 1988.
20. Herman G.T. Fundamentals of Medical Imaging. *Academic Press*. 1980.
21. Kaczmarz S. Approximate solution of systems of linear equations. *International Bulletin of the Polish Academy of Sciences and Letters*. 1937;35:355.
22. Andersen A.H, Kak A.C. Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique (SART): A Superior Implementation of The ART Algorithm. *Ultrasonic Imaging*. 1984;6(1):81.
23. Tong S, Alessio A.M, Kinahan P.E. Image reconstruction for PET/CT scanners: past achievements and future challenges. *Imaging in medicine*. 2010;2(5):529
24. Chen M, Mi D, He P, Deng L, Wei B. A CT Reconstruction Algorithm Based on L1/2 Regularization. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. 2014.

FBP و MLEM عملکرد خوبی در بازسازی تصاویر نشان می‌دهند، اما با توجه به سرعت بالاتر الگوریتم FBP، استفاده از این الگوریتم، در حالت استاندارد، توصیه می‌شود. در حالت تصویربرداری نما محدود نیز، الگوریتم ART، یک الگوریتم محبوب، جهت بازسازی تصویر در این روش است؛ اما به علت مشکلاتی که در این روش وجود دارد، در این مقاله یک الگوریتم مبتنی بر تکرار آماری، جهت بازسازی تصاویر نما محدود، پیشنهاد شد که با توجه به بررسی‌های انجام شده، الگوریتم MLEM، عملکرد موفق‌تری در بازسازی تصاویر از خود نشان داد. همچنین، دو الگوریتم ART و MLEM از جمله الگوریتم‌های مبتنی بر تکرار هستند که بر اساس ارزیابی انجام شده، با افزایش تعداد تکرار در این دو الگوریتم، کیفیت تصاویر نیز افزایش می‌یابد؛ اما با توجه به این مسئله که افزایش تعداد تکرار، سبب افزایش زمان محاسبات می‌شود، باید در انتخاب تعداد تکرار، یک نقطه بهینه در نظر گرفته شود.

مراجع

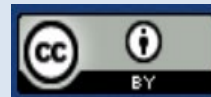
1. Zhang Z, Liang X, Dong X, Xie Y, Cao G. A Sparse-View CT Reconstruction Method Based on Combination of DenseNet and Deconvolution. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2018;37(6):1407.
2. Lee H, Lee J, Kim H, Cho B, Cho S. Deep-neural-network based sinogram synthesis for sparse-view CT image reconstruction. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*. 2018.
3. Bushberg J.T, Seibert J.A, Leidholdt E.M, Boone J.M. The essential physics of medical imaging. 3rd ed. (Lippincott Williams and Wilkins, Philadelphia, 2011).
4. McCollough C.H. CT Dose: How to measure, How to Reduce. *Health Physics*. 2008;95(5):508.
5. Brenner D.J, Hall E.J. Computed Tomography-An Increasing Source of Radiation Exposure. *New England Journal of Medicine*. 2007;357(22):2277.
6. Talha U, Mairaj T, Yousuf W.B, Zia O. Morphological Operations and Re-Projection based Novel Low-Dose CT Reconstruction scheme. *IEEE C-CODE-2017 international conference*. 2017;8.
7. Stanton R.E, Tretiak J. Dose Reduction in CT through Variable Exposure Scanning: Computer Simulation. In *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 1981;28(1):979.
8. Reed I.S, Glenn W.Y, Chang C.M, Truong T.K, Kwoh Y.S. Dose Reduction in X-Ray Computed Tomography Using a Generalized Filter. In *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 1979;26(2):2904.
9. Wang X, Hu G, Yan B, Han Y, Li L, Bao S. Fast Low-Dose Reconstruction From Truncated Data in Dental CT. In *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 2013;60(1):174.



25. Qi H, Chen Z, Guo J, Zhou L. Sparse-view computed tomography image reconstruction via a combination of L1 and SL0 regularization. *Bio-Medical Materials and Engineering*. 2015;26(s1):1389.
26. Zhang S, Xia Y, Zou C. Comparison of sparse-view CT image reconstruction algorithms. 2016 International Conference on Audio, *Language and Image Processing (ICALIP)*. 2016.
27. Zhao Z, Sun Y, Cong P. Sparse-View CT Reconstruction via Generative Adversarial Networks. *2018 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference Proceedings (NSS/MIC)*. 2018.
28. Qu Z, Yan X, Pan J, Chen P. Sparse view CT Image Reconstruction Based on Total Variation and Wavelet Frame Regularization. *IEEE Access*. 2020.
29. Radon J. Über die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte langs gewisser mannigfaltigkeiten. Berichte über die Verhandlungen Gesellschaft der Wissenschaften zu Leipzig. *Journal of Mathematical Physics*. 1917;69:262.
30. Brooks R.A, Chiro G.D. Principles of computer assisted tomography (CAT) in radiographic and radio isotopic imaging. *Physics in Medicine and Biology*. 1976;21(5):689.
31. Geyer L.L, Schoepf U.J, Meinel F.G, Nance Jr J.W, Bastarrika G, Leipsic J.A, Paul N.S, Rengo M, Laghi A, De Cecco C.N. State of the Art: Iterative CT Reconstruction Techniques. *Radiology*. 2015;276(2):339.
32. Gordon R, Bender R, Herman G.T. Algebraic Reconstruction Techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray photography. *Journal of Theoretical Biology*. 1970;29(3):471.
33. Hounsfield G.N. Computerized transverse axial scanning (tomography). part I. description of system. *Br J Radiol*. 1973.
34. Langea K, Carson R. EM reconstruction algorithms for emission and transmission tomography. *J. Comput Assist Tomogr*. 1984;8:306e16.
35. Rao C.R. Linear statistical inference and its applications. 2nd ed. (Wiley, New York. 1973).
36. Vardi L, Shepp Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography. *IEEE Trans. Med. Imag*. 1982;2:113.
37. Sevak M.M, Thakkar F.N, Kher R.K, Modi C.K. CT Image Compression Using Compressive Sensing and Wavelet Transform. *2012 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*. 2012.
38. Kumar B, Kumar S.B, Kumar C. Development of improved SSIM quality index for compressed medical images. *2013 IEEE Second International Conference on Image Information Processing (ICIIP-2013)*. 2013.

COPYRIGHTS

©2021 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.



استناد به این مقاله

جماعتی، ساین، حسینی، سیدابوالفضل، قربانزاده، محمد. (۱۴۰۴)، ارزیابی الگوریتم‌های بازسازی تصویر FBP، ART و MLEM در مطالعات نما محدود مقطع‌نگاری کامپیوتری. *مجله علوم، مهندسی و فناوری هسته‌ای*. ۲۰-۱۰، (۱)۱۱۱. **DOI:** <https://doi.org/10.24200/nst.2023.1578>

Url: https://jonsat.nstri.ir/article_1578.html

