

کاهش اثر تخریبی سیگنال‌های اشیا فلزات در تصاویر ناحیه دهان به وسیله شبکه عصبی بهینه به منظور بهبود کیفیت درمان به هنگام پرتودهی

گلی خالقی^۱، محمد حسن طلب^۱، مهدی صادقی^{۲*}، رضا ریاضی^۲ و سید ربیع مهدوی^۲

^۱گروه مهندسی هسته‌ای، مهندسی پرتوپزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

^۲گروه فیزیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران.

^۳مرکز سرطان پرنسپس مارگارت، خیابان کالج ۱۰۱، تورنتو، اونتاریو، کانادا.

*تهران، دانشگاه علوم پزشکی ایران، دانشکده پزشکی، گروه فیزیک پزشکی، کدپستی: ۶۱۸۳-۱۴۱۵۵

پست الکترونیکی: sadeghi.m@iums.ac.ir

چکیده

این پژوهش می‌تواند در پرتودرمانی بیماران مبتلا به انواع مختلف سرطان با پروتزهای فلزی به منظور افزایش کیفیت تصاویر سی‌تی‌اسکن برای تشخیص بهتر ناحیه درمان و کاهش دز دریافتی، صورت گیرد. در این پژوهش به منظور کاهش اثر سیگنال اشیا فلزی ایجاد شده در تصاویر سی‌تی‌اسکن ناحیه دهان، پارامترهای کیفیت تصاویر سی‌تی‌اسکن سر و گردن ۲۰ بیمار مبتلا به سرطان سر و گردن دارای سیگنال اشیا فلزی بررسی شده و میزان بهبود کیفیت تصاویر بیماران با تصاویر پس از اصلاح سیگنال اشیا فلزی مقایسه شده است، هم‌چنین میزان دز دریافتی بیماران نیز بررسی شده است. بدین منظور تصاویر اصلاح شده‌ای به وسیله دو مدل شبکه عصبی ساخته شده تا عملکرد شبکه‌های عصبی به وسیله پارامترهای کیفیت تصاویر ارزیابی گردد تا شبکه عصبی مطلوب پیدا شود. در شبکه عصبی مولد تخصصی، در برخی نقاط مانند غدد بزاقی و اطراف دندان دارای فلز تا ۹۴/۶۱٪ بهبود کیفیت تصویر صورت گرفته که در مقایسه با شبکه عصبی لایه‌به‌لایه تا حدود ۷۲/۳۶٪ عملکرد بهتری داشته است.

کلیدواژگان: سیگنال اشیا فلزی، شبکه‌های عصبی، دز ناحیه دهان، پرتودرمانی، سی‌تی‌اسکن، پارامترهای کیفیت تصاویر.

۱. مقدمه

شدت پرتو و زاویه مناسب تابش انجام می‌گیرد. با پیشرفت علم و فناوری در حوزه سلامت، استفاده از پروتزهای فلزی به منظور درمان برخی از آسیب‌دیدگی‌ها در بدن انسان روزبه‌روز در حال افزایش است. اکثر پروتزهای فلزی از جنس تیتانیوم، آلومینیوم و فولاد ضدزنگ ساخته و در نواحی

پرتودرمانی یکی از روش‌های مهم و اصلی در درمان یا تسکین در بیماران سرطانی می‌باشد. در فرآیند پرتودرمانی، تصاویر سی‌تی‌اسکن نقش مهمی را ایفا می‌کنند و براساس آن طراحی درمان مناسب، شامل تشخیص دقیق مکان تومور، تعیین حجم تومور و ارگان‌های حساس، محاسبه دز، تعیین

مختلف بدن از جمله سر و گردن استفاده می‌شوند. سیستم‌های طراحی درمان در پرتودرمانی با استفاده از تصاویر سی‌تی‌اسکن میزان دز مورد نیاز را محاسبه می‌کنند. این تصاویر بر مبنای اعداد سی‌تی‌اسکن نمایش داده می‌شوند و این اعداد رابطه مستقیمی با چگالی بافت مورد نظر دارند. به دلیل اختلاف زیادی که بین اعداد سی‌تی‌اسکن مربوط به بافت و استخوان با پروتوزهای فلزی جایگزین شده در بدن وجود دارد، تصاویر سی‌تی‌اسکن تهیه شده از نواحی دارای پروتوز فلزی همواره دارای سیگنال اشیا^۱ فلزی و کیفیت پایین از لحاظ بصری می‌باشند که این امر از طرفی سبب ایجاد خطا در تعیین موقعیت و حجم دقیق تومور می‌شود و از طرف دیگر می‌تواند در محاسبات دز توسط سیستم طراحی درمان تأثیرگذار باشد. همچنین وجود پرشدگی در ناحیه دندان و دندان کاشته شده می‌تواند یکی دیگر از عوامل ایجاد سیگنال اشیا فلزی و سخت‌شدگی اشعه محسوب شود و روند طراحی درمان را با چالش روبه‌رو کند [۱-۳].

طی مطالعات انجام شده در سال‌های اخیر بر روی سیگنال‌های اشیا فلزی در تصاویر سی‌تی‌اسکن، تنها توانسته‌اند که بخشی از اثر این سیگنال‌های اشیا را با استفاده از پروتکل‌ها، الگوریتم‌ها، استفاده از مواد شیمیایی روی قسمت‌هایی که سیگنال اشیا فلزی ایجاد می‌کنند و روش‌های مرسوم دیگر، تا حدودی کاهش دهند. در جدیدترین روش توانسته‌اند این خطای اختلاف دز را تا ۳٪ کاهش دهند. اما همچنان در هیچ مطالعه‌ای این سیگنال‌های اشیا فلزی به‌طور کامل حذف نشده‌اند. از طرفی اهمیت سیگنال‌های اشیا ناشی از فلزات و سخت‌شدگی اشعه به‌خصوص در درمان سرطان‌های سر و گردن با توجه به حساس بودن ناحیه درمانی و جذب دز بالا توسط بافت‌های سالم در این نواحی حائز اهمیت است [۴].

امروزه استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی تأثیر زیادی در کاهش سیگنال ناخواسته و مشکلات تصویر داشته است. با استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق (شبکه‌های عصبی) می‌توانیم سیگنال‌های اشیا فلزی را بر روی تصاویر سی‌تی‌اسکن ایجاد کرده و آن‌ها را به‌منظور کاهش خطا در طراحی درمان اصلاح کنیم تا بافت سالم دز کمتری دریافت کند. این الگوریتم‌ها توسط تصاویر سالم و نیز تصاویر دارای سیگنال اشیا فلزی، آموزش داده می‌شود تا تصاویر اصلاح شده به دست آید. پس از آموزش و تست شبکه با داده‌های سالم و ناسالم، می‌توانیم تصاویر اصلاح شده را به دست آوریم [۵].

سیگنال اشیا فلزی ایجاد شده در تصاویر سی‌تی‌اسکن باعث عدم تمایز میان ارگان‌های متفاوت در فرایند پرتودرمانی می‌شود که با استفاده از نرم‌افزارهای تجاری اصلاح سیگنال اشیا فلز مشاهده کردند که اصلاح سیگنال اشیا فلز در پرتودرمانی در تشخیص نواحی مورد نظر نقش مؤثری دارد [۶].

اثر سیگنال‌های اشیا پروتوزهای فلزی تصاویر سی‌تی‌اسکن در طراحی درمان مورد ارزیابی قرار گرفته و تأثیر انواع مختلف روش‌های پرتودرمانی، مکان‌های مختلف دندان کاشته شده و نواحی مختلف درمان، با استفاده از الگوریتم کاهش سیگنال اشیا فلز، در طراحی درمان بررسی شدند. نتایج نشان داد که میزان اثر دندان‌های کاشته شده در پرتودرمانی، با توجه به موقعیت، وضعیت بیمار در حین درمان و سطح ناهمگنی بافت بسیار متفاوت است [۷]. بدین منظور ژانگ و همکارانش یک شبکه عصبی لایه‌به‌لایه^۲ را بر مبنای الگوریتم کاهش سیگنال اشیا فلزی معرفی کردند که اطلاعات را از تصاویر صحیح بر سیگنال اشیا منطبق می‌کرد. این فرایند شامل دو فاز بود. در فاز آموزش شبکه عصبی لایه‌به‌لایه، داده‌هایی شامل تصاویر سی‌تی‌اسکن سالم، ناسالم و پیش‌اصلاح شده و

² Convolutional Neural Network (CNN)

¹ Artifact

استفاده از شبکه عصبی مولد تخصصی به اصلاح تصاویر سی تی دارای سیگنال‌های اشیا فلزی ناحیه دهان و دندان پرداختند. هم‌چنین به تأثیرات مربوط به چگالی فلز، موقعیت قرارگیری فلزات و تعداد اجسام فلزی در ناحیه دهان پی بردند. از طرفی تأثیر تصحیح چگالی و عدد سی تی منسوجات فلزی در پروسه پرتودرمانی را مورد بررسی قرار دادند [۱۱].

در این پژوهش با تهیه تصاویر سی تی اسکن ۲۰ بیمار مبتلا به سرطان سر و گردن با و بدون داشتن اجسام فلزی در ناحیه دهان، به مقایسه میزان میانگین دز جذبی بیماران به‌هنگام پرتودهی پرداخته شد. سپس با استفاده از طراحی دو مدل شبکه عصبی توسعه‌یافته و بهینه‌شده توسط نرم‌افزار پایتون به اصلاح تصاویر بیماران دارای سیگنال اشیا فلزی پرداخته شد. با مقایسه پارامترهای ارزیابی کیفیت تصاویر سی تی قبل و بعد از اصلاح سیگنال اشیا فلزی، شبکه عصبی مطلوب را انتخاب کرده تا به تشخیص محل دقیق تومور و تخمین دز دریافتی بیماران در روند پرتودرمانی کمک شود. ارزیابی اثر دز جذبی در پرتودرمانی در حضور فلزات و توسعه شبکه‌های عصبی جهت بهبود کیفیت تصاویر و مقایسه پارامترهای کیفیت تصاویر از نوآوری‌های این مطالعه می‌باشد.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. محاسبه دز جذبی

در این مطالعه ابتدا تصاویر سی تی اسکن ۲۰ بیمار دارای سرطان سر و گردن با و بدون اجسام فلزی توسط دستگاه syngo CT VC Siemens با ضخامت اسلایس ۱ میلی‌متر با وضوح ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل گرفته شد. سپس بیماران توسط دستگاه شتاب‌دهنده خطی ۶ مگاولتی Elekta پرتودهی شدند. میزان دز جذبی ناحیه دهان در نقاط مختلف و حساس به پرتو در نزدیکی غدد بزاقی، زبان، دهان، اطراف دندان سالم و

تکه‌های استخراج‌شده از تصاویر ساخته شدند. در فاز کاهش سیگنال اشیا فلزی، تصاویر اصلاح‌نشده و پیش‌اصلاح‌شده به‌عنوان ورودی فاز آموزش شبکه عصبی لایه‌به‌لایه جهت کاهش سیگنال اشیا فلزی داده شدند. جهت کاهش بیشتر سیگنال اشیا، بافت معادل آب در یک تصویر لایه‌به‌لایه قبلی توسط بازسازی روش بازگردان پروجکشن فیلترشده^۱ جانشین شد. جهت صحت اطلاعات به‌دست آمده، تصاویر شبیه‌سازی‌شده با اطلاعات واقعی مقایسه شدند [۸].

جهت کاهش سیگنال اشیا فلزی در تصاویر سی تی اسکن کاشت حلزون در گوش با استفاده از شبکه مولد تخصصی^۲ مطالعه‌ای انجام شد که در آن آموزش شبکه براساس تصاویر قبل و بعد از کاشت در ۹۰ بیمار صورت گرفته است و شبکه مولد تخصصی تصاویر سی تی اسکن با و بدون سیگنال اشیا را می‌آموزد. سپس در مرحله نتیجه‌گیری با ارائه تصاویر جدید دارای سیگنال اشیا فلزی، تصاویر بهبود یافته و سیگنال‌های اشیا حذف می‌گردد. سپس آزمون شبکه به‌وسیله ۷۴ تصویر سی تی اسکن گوش پس از کاشت صورت می‌گیرد و میزان کیفیت تصاویر اصلاح‌شده با مقایسه ساختار آناتومیکی داخل حلزون قبل از کاشت که قبلاً به‌دست آمده است، با تصاویر سی تی اسکن اصلاح‌شده به‌وسیله شبکه صورت می‌گیرد [۹].

از طرفی بر روی انواع مختلف شبکه‌های عصبی مرسوم و انواع مختلف معماری شبکه‌های مولد تخصصی جهت رفع سیگنال ناخواسته تصاویر پزشکی کار کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی مولد تخصصی در کاهش سیگنال ناخواسته بسیار مؤثر هستند [۱۰]. در یکی از مطالعات خالقی و همکاران، با مقایسه شش شبکه عصبی بر روی تصاویر شبیه‌سازی‌شده از دهان و ارزیابی پارامترهای کیفیت تصاویر، شبکه عصبی مطلوب را به‌دست آوردند و سپس با

^۱ Filtered back projection

^۲ Generative Adversarial Network (GAN)

ورودی می‌باشد که براساس آن آموزش و اعتبارسنجی شبکه صورت می‌گیرد و هرچه تعداد داده‌های ورودی زیاد باشد، دقت شبکه در برآورد داده‌های خروجی و کیفیت تصاویر خروجی بالاتر می‌رود. در این قسمت تصاویر بیماران با سایز ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل در نرم‌افزار بارگذاری شده و توسط کد دستوری "Image Data Generator" تعداد تصاویر با اعمال تغییراتی به‌طور تصادفی در اندازه، جهت، چرخش، زاویه، طول و عرض افزایش می‌یابد و شبکه‌ها توسط تصاویر با و بدون سیگنال‌های اشیا فلزی به‌طور جداگانه آموزش داده می‌شوند و در نهایت تصاویر دارای سیگنال اشیا فلزی اصلاح می‌شوند. به‌جای استفاده از حافظه کامپیوتر و نرم‌افزار پایتون، از فضای ارائه‌شده در گوگل تحت‌عنوان "گوگل کولب"^۱ استفاده می‌کنیم که با کمک این وب‌سایت این امکان فراهم می‌شود تا از حافظه گوگل برای ذخیره و پردازش تمامی کدها استفاده کنیم تا چالش مربوط به محدودیت حافظه و پردازش از بین رود.

در این قسمت با استفاده از دو مدل طراحی شبکه‌های عصبی می‌خواهیم تصاویر بیماران دارای سیگنال‌های اشیا فلزی را اصلاح کرده و پارامترهای کیفیت تصاویر را قبل و بعد از اصلاح سیگنال‌های اشیا فلزی بررسی کنیم تا شبکه عصبی مناسب انتخاب شود.

۱.۲.۲. شبکه عصبی لایه‌به‌لایه توسعه‌یافته

شبکه‌های عصبی لایه‌به‌لایه نسبت به بقیه رویکردهای دسته‌بندی تصاویر به‌میزان کمتری از پیش‌پردازش استفاده می‌کنند. این امر به معنی آن است که شبکه معیارهایی را فرا می‌گیرد که در رویکردهای قبلی به‌صورت دستی فراگرفته می‌شدند. این استقلال از دانش پیشین و دستکاری‌های انسانی در شبکه‌های عصبی لایه‌به‌لایه یک مزیت اساسی است.

دندان کاشته‌شده توسط الگوریتم محاسبه دز و طراحی درمان مدل Rayplan ۷,۰,۰,۱۹ اندازه‌گیری شدند. بیمارانی که دارای دندان کاشته‌شده بودند، با استفاده از اصلاح چگالی و عدد سی‌تی، که توسط نرم‌افزار طراحی درمان به‌طور معمول محاسبه می‌شود، پرتوهای شدند. سپس با میانگین‌گیری دز جذبی نقاط مختلف حساس به پرتو ذکرشده در بیماران با و بدون منسوجات فلزی، منحنی‌های دوبعدی و سه‌بعدی دز جذبی در ناحیه دهان توسط نرم‌افزار متلب نسخه R۲۰۱۹ به‌صورت نقطه‌به‌نقطه رسم شدند. با استفاده از این منحنی‌ها به‌طور دقیق و نقطه‌به‌نقطه می‌توان اثر تخریبی وجود منسوجات فلزی حین پرتودرمانی و مقدار دز جذب‌شده بیماران دارای دندان کاشته‌شده در نقاط حساس را بررسی کرد که یکی از نوآوری‌های این تحقیق می‌باشد.

۲.۲. شبکه‌های عصبی

ایده اصلی این‌گونه شبکه‌ها تا حدودی الهام‌گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به‌منظور یادگیری و ایجاد دانش می‌باشد. با استفاده از دانش برنامه‌نویسی رایانه می‌توان ساختار داده‌ای طراحی کرد که همانند یک نورون عمل نماید. سپس با ایجاد شبکه‌ای از این نورون‌های مصنوعی به‌هم پیوسته، ایجاد یک الگوریتم آموزشی برای شبکه و اعمال این الگوریتم به شبکه آن را آموزش داد. این شبکه‌ها برای تخمین و تقریب، کارایی بسیار بالایی از خود نشان داده‌اند.

با تعریف کتابخانه‌های Glob، Keras، Numpy

Tensorflow، Skimage، Matplotlib، Pyplot تمامی توابع و کدهای لازم در نرم‌افزار پایتون نسخه ۳.۷ فراخوانی می‌شود. همچنین پارامترهای ارزیابی کیفیت تصاویر و دقت و خطای شبکه با فراخوانی کدهای مربوط به هر کدام به‌دست می‌آید. یکی از نکات مهم در آموزش این شبکه‌ها، داده‌های

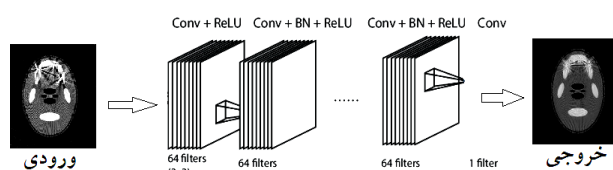
^۱ Google Colaboratory Notebook

دیگری که متمایزکننده نامیده می‌شود^۴، سعی می‌کند نمونه‌های تولیدشده از شبکه مولد را از داده‌های اصلی متمایز کند. رقابت بین این دو شبکه در نهایت باعث یادگیری بهتر و بهبود عملکرد هر دو می‌شود. مزیت این شبکه نسبت به دیگر شبکه‌ها در این است که قابلیت بالایی در ساخت تصاویر پزشکی با وضوح بالا و انتقال تصویر به تصویر را دارد که به این وسیله می‌توان سیگنال‌های اشیا فلزی ایجادشده را اصلاح کرد [۱۵]. یکی از کارهایی که در این شبکه باید انجام شود، همسان‌سازی تصاویر از نظر رنگ و اندازه پیکسل می‌باشد و باید این تصاویر به صورت ماتریس درآیند. در این معماری، شبکه سعی می‌کند که برای هر بار آموزش، ویژگی‌های تصویر ورودی (با و بدون سیگنال اشیا فلزی) را شناسایی کرده و تصاویری که به عنوان خروجی بازسازی می‌کند، مشابه تصویر سالم ورودی باشد که برای اجرای هر سری این آموزش به صورت مرحله به مرحله طبق کد دستوری Yield و کلاس pix2pix اجرا می‌شود. مولد و متمایزکننده هر کدام به عنوان یک شبکه به طور توابع جداگانه باید نوشته شوند که مولد متشکل از شبکه UNet و متمایزکننده متشکل از لایه‌های همگشت است. در هر مرحله متمایزکننده بهبود یافته و مدل مورد نظر مولد بازسازی می‌شود و در نهایت تابع خطا توسط شبکه محاسبه می‌گردد. تعداد فیلترها برای متمایزکننده و مولد، ۶۴ عدد در نظر گرفته شده است. به صورت تابع فعال‌سازی Leaky Relu و تابع خطا از نوع آنتروپی متقابل^۵ می‌باشد. داده‌های این شبکه ۲۵۰ بار آموزش می‌بینند تا خروجی دقیق‌تر باشد و همانند شبکه قبل تمامی پارامترهای ذکر شده شبکه چندین بار پردازش شده تا بهترین حالت معماری شبکه از نظر کم بودن خطا و دقت بالا به دست آید. در نهایت میزان دقت این شبکه ۷۱٪ و میزان خطای آن

یک شبکه عصبی لایه به لایه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه پنهان تشکیل شده است [۱۳، ۱۴]. معماری کد متشکل از ۲۰ لایه همگشت دوبعدی با تابع فعال‌سازی "رلو"^۱ و گام‌های یک‌گانه و ۶۴ فیلتر کرنل با سایز ۳×۳ در هر لایه در نظر گرفته شد. آموزش این شبکه ۱۰۰ بار انجام گرفته است. هم‌چنین یک لایه‌ای برای حذف داده‌های اضافی در نظر گرفته شده است که بچ نرمالیزیشن^۲ نامیده می‌شود. لایه آخر به صورت یک فیلتر ۱×۱ در نظر گرفته شده است؛ چون برچسب تصاویر یک‌بعدی می‌باشد.

تمامی پارامترهای ذکر شده در بالا برای به دست آوردن بهترین حالت معماری شبکه با اعمال تغییرات و تکرار کردن چندین مرتبه‌ی پردازش شبکه عصبی به دست می‌آید که در نهایت دارای کم‌ترین خطا و بالاترین دقت باشد که این معیارها توسط برنامه پایتون با فراخوانی کدهای دستوری مربوطه محاسبه می‌شود.

در نهایت میزان دقت این شبکه ۶۲٪ و میزان خطای آن 10^{-4} توسط پایتون گزارش شده است که معیاری از بهینه بودن شبکه را نشان می‌دهد. شکل ۱ معماری این شبکه را نشان می‌دهد.



شکل (۱): معماری شبکه عصبی لایه به لایه توسعه یافته به همراه توابع لایه‌ها نمایش داده شده است.

۲.۲.۲. شبکه عصبی مولد تخصصی توسعه یافته

در این شبکه‌ها، یک شبکه یادگیری عمیق که مولد^۳ نامیده می‌شود، با یک روند تخصصی رقابت می‌کند. شبکه عمیق

^۱ Relu

^۲ Batch normalization (BN)

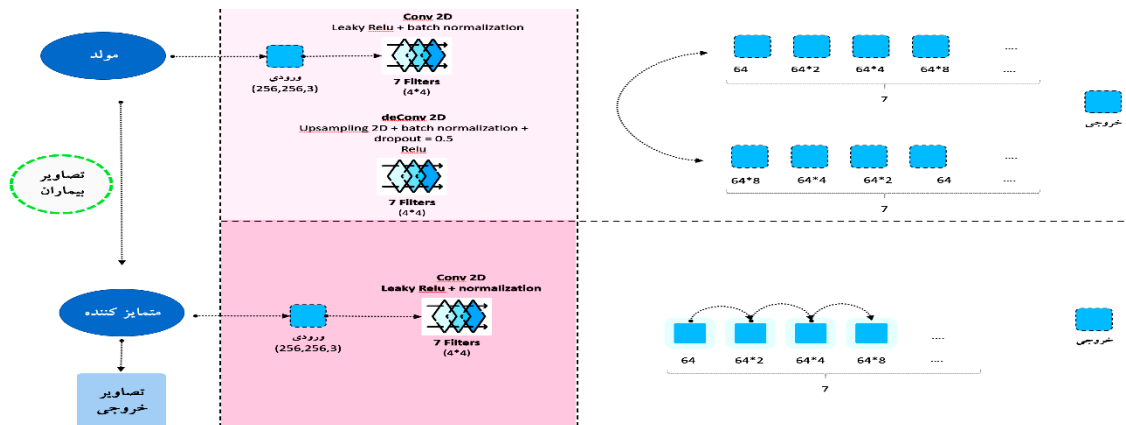
^۳ Generator

^۴ Discriminator

^۵ Binary cross entropy

طراحی شده، استفاده می‌کنیم. دستور هر کدام از این پارامترها از کتابخانه مختص خود گرفته می‌شود و توسط نرم‌افزار پایتون محاسبه می‌گردد [۱۶]. مقادیر عددی انحراف معیار^۱، میانگین سطح روشنایی، حداقل سطح روشنایی و حداکثر سطح روشنایی هر پیکسل از تصاویر برای اندازه‌گیری پارامترهای کیفیت تصاویر با مشخص کردن نواحی حساس به پرتو که در قسمت ۱،۲ ذکر شده توسط نرم‌افزار $1/52a$ Image J محاسبه می‌گردد. تمامی نواحی بر روی تصاویر دارای سیگنال اشیا فلزی، دارای مختصات، طول، عرض و مساحت یکسان و همانند با تصاویر اصلاح شده هستند. رابطه محاسبه پارامترهای کیفیت تصاویر در رابطه ۱ نشان داده شده است. هرچه مقدار پارامترهای حداکثر سیگنال به سیگنال ناخواسته، کنتراست به سیگنال ناخواسته تصویر بالاتر باشد، کیفیت تصویر خروجی بالاتر و آن شبکه موفق‌تر است. درباره پارامتر خطای مجذور میانگین نرمال هرچه مقدار آن کم‌تر باشد، این پارامتر بهتر است [۱۶].

$$\begin{aligned} \text{انحراف معیار} &= \log(10 \times \text{حداکثر سیگنال به سیگنال ناخواسته}) \\ \text{انحراف معیار} &= (\text{حداقل} - \text{حداکثر}) = \text{کنتراست به سیگنال ناخواسته} \\ \text{کنتراست} &= \text{نویز} + (\text{حداقل}^2 + \text{حداکثر}^2) = \text{خطای مجذور میانگین نرمال} \end{aligned} \quad (1)$$



شکل (۲): معماری شبکه عصبی مولد تخصصی توسعه یافته که تابع و معماری هر قسمت را به طور جداگانه نمایش می‌دهد.

$10^{-4} \times 7/46$ توسط پایتون گزارش شده است که معیاری از بهینه بودن شبکه را نشان می‌دهد. شکل ۲ معماری این شبکه و قسمت مولد و متمایزکننده را به طور جداگانه نشان می‌دهد. در قسمت بالای شکل، مولد به صورت یک شبکه UNet متشکل از لایه‌های همگشت دوبعدی، ۷ لایه همگشت با 64×64 فیلتر در سایز 4×4 نشان داده شده که به لایه‌های دیگر به شکل "یو" متصل شده‌اند و در قسمت پایین شکل، متمایزکننده متشکل از ۷ لایه پیوسته در کنار هم قرار گرفته‌اند. پارامترهای بهینه شده در هر لایه نیز بر روی شکل به طور مختصر نوشته شده است. زمان پردازش داده‌ها و آموزش در این شبکه نسبت به شبکه‌های دیگر بسیار بیشتر است که یکی از معایب این شبکه‌ها محسوب می‌شود. همچنین پیچیده بودن کدنویسی و ساخت لایه‌های آن یکی دیگر از چالش‌ها می‌باشد.

۳،۲. پارامترهای کیفیت تصاویر

از پارامترهای حداکثر سیگنال به سیگنال ناخواسته^۱، کنتراست به سیگنال ناخواسته^۲ و خطای مجذور میانگین نرمال^۳ برای ارزیابی کیفیت تصاویر بیماران قبل و بعد از اصلاح سیگنال‌های اشیا فلزی توسط دو شبکه

^۱ Peak of signal to noise ratio (PSNR)

^۲ Contrast to noise ratio (CNR)

^۳ Normalized root mean-squared error (NRMSE)

^۴ Standard Deviation (std)

۳. بحث و نتایج

خالقی و همکاران با مطالعه بر روی فانتوم دهان و پرتودرمانی فانتوم قبل و بعد از فرارگیری دندان کاشته‌شده و اندازه‌گیری دز به وسیله فیلم‌های گاف کرومیک، متوجه شدند که میزان دز جذبی بیمار بالاتر از میزان دز محاسبه‌شده توسط سیستم طراحی درمان می‌باشد. این میزان خطای دز جذبی در فانتوم با دندان کاشته‌شده حدوداً ۷٪ است [۱۲].

وجود فلز باعث بروز خطا در محاسبات دز می‌شود. بیش از ۱۰٪ خطا به‌هنگام وجود پرشدگی دندان حین طراحی درمان وجود دارد. به این دلیل اصلاح چگالی یکی از مهم‌ترین مواردی است که به‌هنگام طراحی درمان باید به‌صورت دستی توسط فیزیست انجام شود تا محاسبات دز و مشخص کردن تومور و بافت سالم و دندان کاشته‌شده با دقت بالایی صورت گیرد.

گروهی یک اختلاف ۲٪ بین فیلم دزیمتری و سیستم طراحی درمان در حضور فلز و حجم اطراف آن با مشخص کردن قسمت سیگنال اشیا فلزی به‌دست آوردند [۱۷]. مطابق نتایج به‌دست‌آمده از تحقیق ما نیز اختلاف دز بین بیماران در حضور فلز و بدون فلز در حدود ۱۰٪ است که این میزان توسط نمودارهای به‌دست‌آمده از نرم‌افزار متلب به‌صورت نقطه‌به‌نقطه و میانگین محاسبه شده است.

با توجه به اینکه الگوریتم کاهش سیگنال اشیا فلزی بهترین روش جهت کاهش تأثیرات پروتزهای فلزی در تصاویر است [۸]، با استفاده از روش چند فریم در معماری شبکه مولد تخصصی و استفاده از معماری لایه‌به‌لایه در قسمت متمایزکننده، پارامترهای خطای مبتنی بر فرکانس، حداکثر سیگنال به سیگنال ناخواسته به‌ترتیب با استفاده از شبکه‌های DCSRNet، UNet، SRResNet و شبکه مولد تخصصی مقایسه شد و نتایج حاصل از آن پارامترهای تصویر

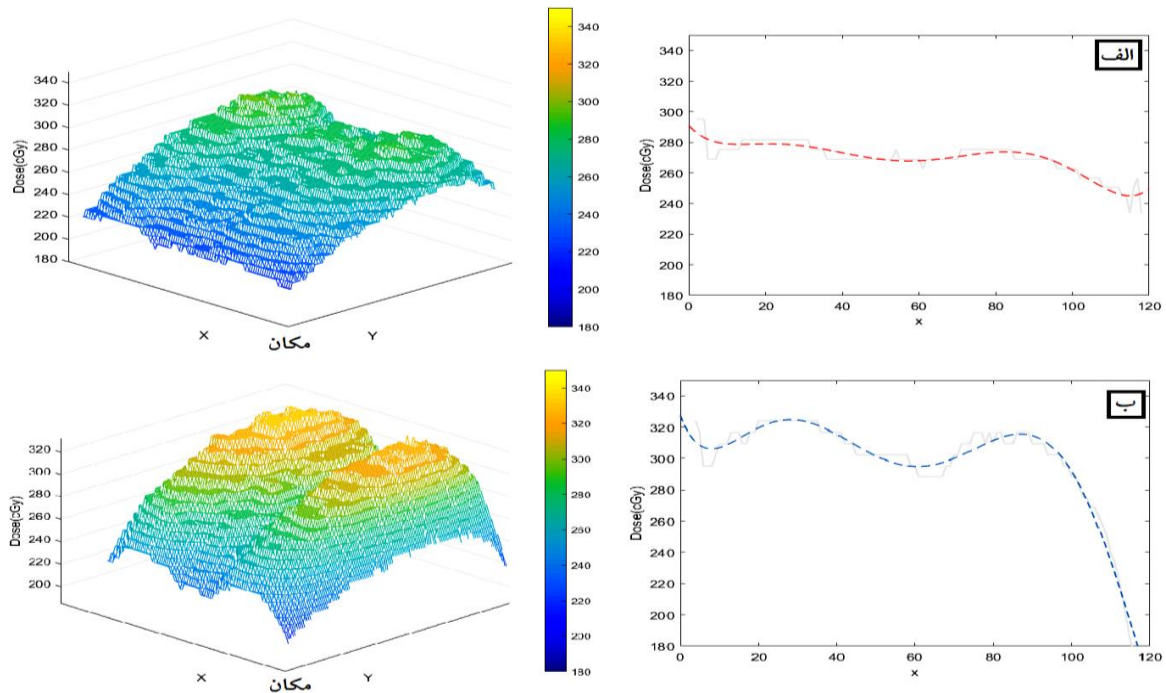
به‌ترتیب ۳/۶۳، ۲۷/۸۱ بود و از شبکه مولد تخصصی به‌عنوان یک شبکه موفق برای مطالعه بیماران استفاده کردند [۱۸].

۱.۳. تحلیل دز جذبی

با توجه به نمودارهای به‌دست‌آمده از نرم‌افزار متلب که در شکل ۳ نشان داده شده است، میانگین دز جذبی روی ۲۰ بیمار مبتلا به سرطان سر و گردن به‌صورت نقطه‌به‌نقطه به‌دست‌آمده و بیماران با و بدون داشتن فلزات در ناحیه دهان پرتودهی شدند. نمودارها به‌صورت دوبعدی و سه‌بعدی ترسیم شدند که برای اولین بار در این مطالعه توسط نرم‌افزار متلب با استفاده از دز هر نقطه از ناحیه دهان ترسیم شده‌اند و نشان می‌دهند که حداکثر مقدار میانگین دز جذبی در ناحیه دهان در حضور فلزات، بیشتر از دهان بدون حضور فلز می‌باشد و لزوم بهبود کیفیت تصاویر برای کاهش اثر فلزات در ناحیه دهان به‌هنگام پرتودرمانی را دو چندان می‌کند.

میزان دز جذبی در برخی نقاط دهان در حضور فلز به 320 cGy می‌رسد؛ در صورتی که میزان میانگین دز جذبی در بیماران بدون فلز در ناحیه دهان در حدود 290 cGy است. این اختلاف دز بین بیماران دارای فلز و بدون فلز در حدود ۱۰٪ می‌باشد که رقم بسیار بالایی است و باعث آسیب جدی به بافت‌های سالم و حساس می‌شود. عدد به‌دست‌آمده فقط اختلاف محاسبه دز جذبی بین بیماران با و بدون منسوجات فلزی را نشان می‌دهد که به‌هنگام پرتودهی، با توجه به مطالعات قبلی این میزان در عمل بیشتر خواهد بود.

شکل ۳-الف نمودارهای میانگین دز جذبی را به صورت دوبعدی (سمت راست) و سه‌بعدی (سمت چپ) بیماران بدون منسوجات فلزی در پرتودرمانی به‌صورت نقطه‌به‌نقطه نشان می‌دهد و شکل ۳-ب نمودارها را در بیماران با منسوجات فلزی در ناحیه دهان نشان می‌دهد.



شکل (۳): منحنی‌های میانگین دز جذبی بیماران در ناحیه دهان به صورت نقطه به نقطه به صورت دوبعدی و سه بعدی. (الف) منحنی‌های دز جذبی بدون فلز، (ب) منحنی‌های دز جذبی با فلز.

۲.۳. کاهش سیگنال‌های اشیا فلزی

اصلاح شده دارای کیفیت و وضوح بالاتر بصری می‌باشد تا جایی که دندان کاشته شده به دلیل کوچک بودن اندازه و تعداد دور آموزش بالا در تصاویر اصلاح شده، حذف شده و البته از طرفی برخی جزئیات تصاویر نیز حذف گردیده است که مصالحه‌ای میان تعداد دور آموزش، تعداد داده‌های ساخته شده و پارامترهای متغیر در معماری شبکه عصبی باید صورت گیرد تا حذف جزئیات کم‌تر باشد. نواحی مورد مطالعه برای ارزیابی پارامترهای کیفیت تصاویر نیز بر این شکل‌ها نشان داده شده است که همگی دارای مختصات، مساحت، طول و عرض یکسان و همانند با هم هستند. جدول ۱ پارامترهای محاسبه شده کیفیت تصاویر را در دو شبکه عصبی بر روی بیماران نشان می‌دهد. این پارامترها بین تصویر قبل از اصلاح (اصلی) و بعد از اصلاح ۲۰ بیمار با هر دو شبکه عصبی محاسبه و مقدار میانگین پارامترها با هم مقایسه شده‌اند. مطابق اعداد به دست آمده از میزان بهبود تصاویر، که میانگین کل اعداد

با افزایش تعداد داده‌ها با استفاده از کد دستوری ذکر شده در قسمت ۲.۲، استفاده از تعداد دور آموزش بالا برای بهتر کردن بازده شبکه‌های عصبی، هم‌چنین توسعه و تغییر پارامترهای معماری شبکه‌ها جهت بالا بردن دقت و کاهش خطا نسبت به مطالعات قبل [۱۹، ۲۰]، تصاویر بیماران دارای سیگنال اشیا فلزی با شبکه عصبی لایه به لایه و مولد تخصصی را اصلاح کرده و به عنوان مثال، تصویر یک بیمار قبل و بعد از اصلاح توسط دو شبکه عصبی در شکل ۴ نشان داده شده است. که شکل ۴-الف تصویر واقعی بیمار دارای سه عدد دندان کاشته شده، شکل ۴-ب تصویر اصلاح شده بیمار با شبکه عصبی لایه به لایه و شکل ۴-ج تصویر اصلاح شده بیمار با شبکه عصبی مولد تخصصی را نشان می‌دهد. به طور بصری از این شکل می‌توان دریافت که شبکه عصبی مولد تخصصی نسبت به شبکه عصبی لایه به لایه در حذف سیگنال‌های ناخواسته اطراف فلزات موفق‌تر عمل کرده و تصویر

کیفیت تصاویر ۸۴٪ بوده؛ در صورتی که در مطالعه ما به دلیل تغییر معماری شبکه و بهینه‌سازی برخی پارامترها به ۹۴/۶۱٪ رسیده است (ناحیه شماره ۳) [۱۱].

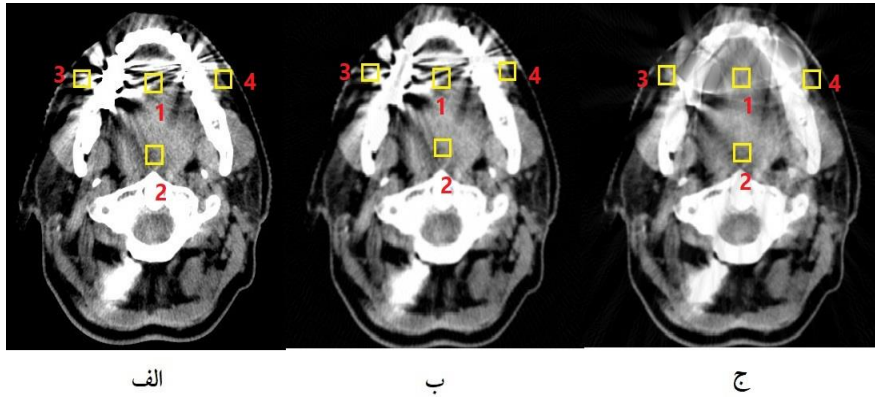
۴. نتیجه گیری

با توجه به بالا بودن میانگین دز جذبی به‌هنگام پرتودهی بیماران در حضور منسوجات فلزی ناحیه دهان و اثرات تخریبی دز بالا بر بافت‌های سالم و حساس در ناحیه دهان، با معرفی شبکه عصبی مولد تخصصی به‌عنوان شبکه عصبی موفق، برای کاهش سیگنال‌های اشیا فلزی تصاویر بیماران می‌توان تصاویر سی‌تی‌اسکن با وضوح و کیفیت بالاتری به سیستم طراحی درمان وارد کنیم تا روند محاسبه دز و تشخیص محل دقیق تومور با دقت بالاتری توسط پزشک متخصص و فیزیست صورت گیرد. هم‌چنین می‌توان برای نقاط دیگر بدن که دارای پروتزهای فلزی هستند، از این نوع شبکه عصبی استفاده کرده تا تصاویر بهتر به‌دست آید و در نتیجه پرتودهی با کم‌ترین آسیب صورت گیرد.

۵. قدردانی

از تمامی پرسنل و کادر درمان بیمارستان‌های پارس و فیروزگر که در جمع‌آوری داده‌ها کمک نمودند، هم‌چنین سرکار خانم دکتر هدی مهدوی که در جمع‌آوری داده‌های بالینی کمک شایانی کردند، آقایان ایمان شوکتیان و احسان گودرزی که در طراحی شکل‌ها و به پایان رساندن این مطالعه کمک نمودند، کمال تشکر و قدردانی را داریم.

حاصل از پارامترها می‌باشد، نشان می‌دهد که در شبکه عصبی مولد تخصصی، در برخی نقاط مانند غدد بزاقی و اطراف دندان دارای فلز، ۹۴/۶۱٪ بهبود کیفیت تصویر صورت گرفته که در مقایسه با شبکه لایه‌به‌لایه تا ۷۲/۳۶٪ بهتر شده است (ناحیه شماره ۳). در ناحیه شماره ۱ و ۴ که در اطراف دندان کاشته شده قرار دارد، میزان بهبود تصاویر نسبت به تصاویر واقعی به ترتیب به میزان ۹۳/۵۱٪ و ۱۵/۹۷٪ بوده است، که این میزان نسبت به شبکه عصبی لایه‌به‌لایه به ترتیب ۶۹/۱۳٪ و ۸/۰۲٪ بهتر بوده است. در ناحیه شماره ۲ به میزان ۲۶٪ شبکه عصبی مولد تخصصی نسبت به شبکه عصبی لایه‌به‌لایه در بهبود کیفیت تصاویر نسبت به تصاویر واقعی موفق‌تر عمل کرده است. هم‌چنین با محاسبه پارامترهای دقت و خطای هر شبکه توسط نرم‌افزار پایتون میزان دقت شبکه عصبی مولد تخصصی ۹٪ بیشتر از شبکه عصبی لایه‌به‌لایه در اصلاح سیگنال اشیا فلزی تصاویر بوده است. اگرچه شبکه عصبی لایه‌به‌لایه نیز در بهتر کردن کیفیت تصاویر موفق بوده است، اما میزان بهبود تصاویر در شبکه عصبی مولد تخصصی به‌خصوص در نواحی حساس در معرض پرتوگیری بسیار بهتر و بالاتر بوده است. میزان بهبود تصاویر در شبکه عصبی مولد تخصصی با معماری دیگر در مطالعات دیگر بر روی بیماران دارای دندان کاشته شده در حدود ۱۶٪ در نقاط حساس در دهان بوده است که این میزان در تحقیق ما به دلیل تغییر معماری و بهبود دقت شبکه عصبی افزایش چشمگیری داشته و به ۲۶٪ رسیده است (ناحیه شماره ۲). هم‌چنین در اطراف دندان با فلز، میزان بهبود



شکل (۴): تصویر سی تی اسکن ناحیه دهان یک بیمار با سه عدد دندان کاشته شده در دهان، (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر اصلاح شده با شبکه عصبی لایه به لایه، (ج) تصویر اصلاح شده با شبکه عصبی مولد تخصصی.

جدول (۱): پارامترهای کیفیت تصاویر محاسبه شده توسط دو مدل شبکه عصبی.

میزان بهبود تصاویر	NRMSE	PSNR	CNR	انحراف معیار	حداکثر	حداقل	میانگین	تصاویر	نواحی
شبکه عصبی لایه به لایه									
۲۴/۳۸٪	۸۷/۶۵	۰/۶۶	۲/۹۱	۸۷/۶۵	۲۵۵	۰	۱۶۴/۱۹	واقعی	۱
	۷۱/۵۷	۰/۸۴	۳/۵۶	۶۸/۴۲	۲۵۵	۱۱	۱۴۵/۴۸	اصلاح شده	
۰/۳۱٪	۴۲/۸۱	۲/۵۵	۵/۰۵	۲۰/۵۶	۱۹۶	۹۲	۱۵۲/۵۳	واقعی	۲
	۴۸/۱۸	۳/۱۸	۴/۴۲	۱۶/۰۵	۱۸۲	۱۱۱	۱۵۳/۵۲	اصلاح شده	
۲۲/۲۵٪	۱۰۴/۶۶	۰/۵۵	۲/۴۳	۱۰۴/۶۹	۲۵۵	۰	۹۹/۴۹	واقعی	۳
	۶۵/۹۸	۰/۶۸	۲/۹۶	۸۴/۹۶	۲۵۵	۳	۱۷۵/۱۹	اصلاح شده	
۷/۹۵٪	۸۱/۰۳	۰/۷۱	۳/۱۴	۸۱/۰۳	۲۵۵	۰	۱۴۸/۷۶	واقعی	۴
	۷۵/۰۶	۰/۷۷	۳/۳۹	۷۵/۰۶	۲۵۵	۰	۱۲۶/۴۲	اصلاح شده	
شبکه عصبی مولد تخصصی									
۹۳/۵۱٪	۸۷/۶۵	۰/۶۶	۲/۹۱	۸۷/۶۵	۲۵۵	۰	۱۶۴/۱۹	واقعی	۱
	۳۹/۳۱	۴/۳۵	۵/۲۲	۱۱/۴۹	۱۷۲	۱۱۲	۱۴۸/۱۲	اصلاح شده	
۲۶/۰۰٪	۴۲/۸۱	۲/۵۵	۵/۰۵	۲۰/۵۶	۱۹۶	۹۲	۱۵۲/۵۳	واقعی	۲
	۴۳/۸۲	۴/۹۷	۵/۲۷	۱۱/۵۷	۱۹۱	۱۳۰	۱۶۴/۸۱	اصلاح شده	
۹۴/۶۱٪	۱۰۴/۶۹	۰/۵۵	۲/۴۳	۱۰۴/۶۹	۲۵۵	۰	۹۹/۴۹	واقعی	۳
	۵۲/۶۱	۱/۲۱	۴/۰۵	۴۴/۶۸	۲۱۱	۳۰	۱۱۴/۲۵	اصلاح شده	
۱۵/۹۷٪	۸۱/۰۳	۰/۷۱	۳/۱۴	۸۱/۰۳	۲۵۵	۰	۱۴۸/۷۶	واقعی	۴
	۶۶/۳۵	۰/۸۳	۳/۴۲	۶۶/۳۴	۲۲۷	۰	۱۳۵/۶۳	اصلاح شده	
>۰/۰۵	۰/۰۸	۰/۱۷	۰/۰۷	محاسبه مقادیر p					

نشان می دهد. رابطه ۲ محاسبه میزان بهبود تصاویر ذکر شده در جدول ۱ را نشان می دهد که عدد ۲ نشانگر تصاویر اصلاح شده و عدد ۱ نشانگر تصاویر واقعی بیمار است [۱۱]:

$$A = (CNR_2 - CNR_1) \div CNR_1$$

$$B = (PSNR_2 - PSNR_1) \div PSNR_1$$

$$C = (NRMSE_2 - NRMSE_1) \div NRMSE_1$$

$$(2) \quad \text{میزان بهبود تصاویر در هر ناحیه} = [(A+B+C) \div 3] \times 100$$

همچنین توسط آزمون آماری "تی تست" مقادیر p محاسبه شده است که در انتهای جدول ۱ آورده شده است. این عدد برای پارامترهای کیفیت تصاویر بین دو گروه تصاویر قبل و بعد از اصلاح سیگنال اشیا فلزی محاسبه شده است و نشان دهنده این است که این پارامتر بیشتر از ۰/۰۵ بوده و فرض صفر رد می شود، بنابراین درستی اعداد به دست آمده را

۶. مراجع

- [1] M. Abdoli, R.A. Dierckx, H. Zaidi. Metal artifact reduction strategies for improved attenuation correction in hybrid PET/CT imaging, *Medical physics*, 39(6) (2012) 3343–3360.
- [2] J.Y. Huang, J.R. Kerns, J.L. Nute, X. Liu, P.A. Balter, F.C. Stingo, S.F. Kry. An evaluation of three commercially available metal artifact reduction methods for CT imaging, *Physics in Medicine & Biology*, 60(3) (2015) 1047.
- [3] D. Wagenaar, E.R. van der Graaf, A. van der Schaaf, M.J. Greuter. Quantitative comparison of commercial and non-commercial metal artifact reduction techniques in computed tomography, *PLoS One*, 10(6) (2015) e0127932.
- [4] H.M. Parenica, J.R. Ford, P. Mavroidis, Y. Li, N. Papanikolaou, S. Stathakis. Treatment planning dose accuracy improvement in the presence of dental implants, *Medical Dosimetry*, 44(2) (2019) 159–166.
- [5] L. Gjestebj, Q. Yang, Y. Xi, H. Shan, B. Claus, Y. Jin, G. Wang. Deep learning methods for CT image-domain metal artifact reduction, In *Developments in X-Ray Tomography XI International Society for Optics and Photonics*, 10391 (2017) 103910W.
- [6] E.J. Laguda. Dosimetric Evaluation of Metal Artefact Reduction using Metal Artefact, Doctoral dissertation, Duke University (2016).
- [7] D. Giantsoudi, B. De Man, J. Verburg, A. Trofimov, Y. Jin, G. Wang, H. Paganetti. Metal artifacts in computed tomography for radiation therapy planning: dosimetric effects and impact of metal artifact reduction, *Physics in Medicine & Biology*, 62(8) (2017) R49.
- [8] Y. Zhang, H. Yu. Convolutional neural network based metal artifact reduction in x-ray computed tomography, *IEEE transactions on medical imaging*, 37(6) (2018) 1370–1381.
- [9] J. Wang, Y. Zhao, J.H. Noble, B.M. Dawant. Conditional generative adversarial networks for metal artifact reduction in CT images of the ear, In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (2018) 3–11.
- [10] R. Dey, D. Bhattacharjee, M. Nasipuri. Image Denoising Using Generative Adversarial Network. In *Intelligent Computing: Image Processing Based Applications*, (2020) 73–90.
- [11] G. Khaleghi, M. Hosntalab, M. Sadeghi, R. Reiazi, S.R. Mahdavi. Metal artifact reduction in computed tomography images based on developed generative adversarial neural network, *Informatics in Medicine Unlocked*, 24 (2021) 100573.
- [12] G. Khaleghi, H. Mahdavi, S.R. Mahdavi, B. Khajetash, A. Nikoofar, M. Hosntalab, M. Sadeghi, R. Reiazi. Investigating dose homogeneity in radiotherapy of oral cancers in the presence of a dental implant system: an in vitro phantom study, *International Journal of Implant Dentistry*, 7(1) (2021) 1–8.
- [13] K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, L. Zhang. Beyond a Gaussian denoiser: Residual Learning of Deep CNN for image denoising, *IEEE transactions on image processing*, 26 (2017) 3142–3155.
- [14] X. Zhang, J. Zou, K. He, J. Sun. Accelerating Very Deep Convolutional Networks for Classification and Detection, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38 (2016) 1943–1955.
- [15] X. Yi, E. Walia, P. Babyn. Generative adversarial network in medical imaging: A review, *Medical image analysis*, 58 (2019) 101552.
- [16] S. Van der Walt, J.L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J.D. Warner, N. Yager, E. Gouillart, T. Yu. scikit-image: image processing in Python, *PeerJ*, 2 (2014) e453.
- [17] J.P. Mullins, M.P. Grams, M.G. Herman, D.H. Brinkmann, J.A. Antolak. Treatment planning for metals using an extended CT number scale, *Journal of applied clinical medical physics*, 17(6) (2016) 179–188.
- [18] Z. Chen, Z. Zeng, H. Shen, X. Zheng, P. Dai, P. Ouyang. DN-GAN: Denoising generative adversarial networks for speckle noise reduction in optical coherence tomography images, *Biomedical Signal Processing and Control*, 55 (2020) 101632.
- [19] M. Nakao, K. Imanishi, N. Ueda, Y. Imai, T. Kirita, T. Matsuda. Regularized three-dimensional generative adversarial nets for unsupervised metal artifact reduction in head and neck CT images, *IEEE Access*, 8 (2020) 109453–109465.
- [20] J.M. Wolterink, T. Leiner, M.A. Viergever, I. Išgum. Generative adversarial networks for noise reduction in low-dose CT, *IEEE transactions on medical imaging*, 36(12) (2017) 2536–2545.