



انجمن حفاظت و برابری ایران

مقاله کنفرانسی



مجله سنجش و ایمنی پرتو، جلد ۱۱، شماره ۴، زمستان (ویژه نامه) ۱۴۰۱، صفحه ۱۳۳-۱۳۸

ششمین کنفرانس سنجش و ایمنی پرتوهای یون ساز و غیر یون ساز (مرداد ماه ۱۴۰۰)

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۱۵، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۵/۰۸

بهبود واقع گرایانه رزولوشن تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه با استفاده از شبکه مولد تخصصی

زهره قاسمی^{۱*}، پیام صمدی میانداوب^۲، سمیرا سرشوق^۳ و صدیقه سینا^۳ و^۴

^۱دانشکده مهندسی انرژی و فیزیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

^۲بخش مهندسی پرتویزشکی، دانشکده مهندسی انرژی و فیزیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

^۳بخش مهندسی هسته‌ای، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه شیراز، شیراز، فارس، ایران.

^۴مرکز تحقیقات تابش، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه شیراز، شیراز، فارس، ایران.

*تهران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی انرژی و فیزیک، کدپستی: ۱۵۹۱۶۳۴۳۱۱.

پست الکترونیکی: Ghasemi.za90@gmail.com

چکیده

رادیوگرافی از جمله روش‌های تصویربرداری پزشکی است که با استفاده از اشعه ایکس به پزشکان در امر تشخیص صحیح بیماری‌ها کمک می‌کند. تنظیم نامناسب پارامترهای تیوب اشعه ایکس، انواع آرتیفکت‌ها و نویزها عواملی هستند که بر روی کیفیت تصاویر رادیوگرافی تأثیر می‌گذارند. در مواردی ممکن است آن‌چنان کیفیت تصاویر را خراب کنند که نیاز به تصویربرداری مجدد باشد و این امر باعث می‌شود دز دریافتی بیمار افزایش یابد. امروزه هوش مصنوعی پیشرفت‌های چشمگیری را در زمینه‌های مختلف داشته است. یادگیری عمیق یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی است که به طور گسترده در تصویربرداری‌های پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مقاله از شبکه مولد تخصصی به‌عنوان یکی از قدرتمندترین مدل‌های شبکه عصبی موجود، برای بهبود رزولوشن، کاهش نویز و آرتیفکت تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه استفاده شده است. مقدار کمیت‌های PSNR، RMSE و SSIM برای ۱۵۰ تصویر محاسبه گردیده است که میانگین آن‌ها به ترتیب برابر ۴/۶۶، ۳۴/۹۲ و ۰/۹۲۳ است. این نتایج نشان می‌دهد که شبکه آموزش داده شده از توانایی بالایی برای بازسازی تصاویر برخوردار است و این قابلیت را دارا است که رزولوشن تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه را بهبود دهد و آن‌ها را از لحاظ تشخیصی ارزشمندتر کند. هم‌چنین در مواردی که کیفیت تصاویر به هر دلیلی پایین باشد، نیاز به تصویربرداری مجدد نخواهد بود و بیمار دز اضافی ناشی از تصویربرداری مجدد دریافت نمی‌کند.

کلیدواژگان: بهبود رزولوشن، شبکه مولد تخصصی، رادیوگرافی، آرتیفکت، شبکه عصبی عمیق.

۱. مقدمه

از موعده و بر اثر بیماری‌های مزمن تنفسی فوت می‌کنند [۱]. از اواخر دسامبر ۲۰۱۹، بیماری کووید-۱۹ نیز باعث افزایش مشکلات ریوی و تنفسی شده است که این موضوع بیش از پیش

بررسی گزارش‌های سازمان بهداشت جهانی (WHO) در سال ۲۰۱۷ نشان‌دهنده آن است که بیش از ۱ میلیارد نفر از شرایط حاد یا مزمن تنفسی رنج می‌برند و هر ساله ۴ میلیون نفر، پیش

بر اهمیت تشخیص به‌موقع بیماری‌های ریوی و استفاده از سیستم‌های کارآمد تشخیصی تأکید دارد.

رادیوگرافی (اشعه ایکس) قفسه سینه یکی از رایج‌ترین تصویربرداری‌های تشخیصی پزشکی است که با استفاده از آن تصاویری از قلب، ریه‌ها، مجاری هوایی، رگ‌های خونی، استخوان‌های ستون فقرات و قفسه سینه تولید می‌شود. اشعه ایکس قفسه سینه معمولاً اولین آزمایش تصویربرداری است که برای کمک به تشخیص بیماری‌هایی مانند ذات‌الریه، نارسایی قلبی و سایر مشکلات قلبی و سرطان ریه استفاده می‌شود.

تعیین پارامترهای تیوب اشعه ایکس مهم‌ترین عامل در کیفیت تصاویر رادیوگرافی هست و انتخاب نادرست این پارامترها باعث از دست رفتن وضوح تصاویر رادیوگرافی می‌شود. پارامترهای اصلی تیوب اشعه ایکس شامل ولتاژ تیوب (کیلوولت)، اندازه جریان تیوب (میلی‌آمپر) و زمان قرار گرفتن در معرض تصویربرداری (ثانیه) هست [۲].

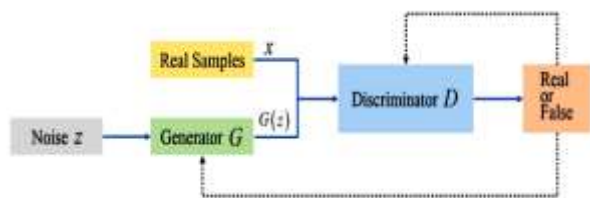
علاوه بر این پارامترها، آرتیفکت‌ها نیز در تصویربرداری رادیوگرافی از اهمیت بسزایی برخوردار بوده و بر کیفیت تصاویر تأثیرگذار هستند. اصلی‌ترین آرتیفکت‌های مشاهده شده در تصاویر رادیوگرافی همراه با دلیل آن‌ها و تأثیر آن‌ها بر روی تصاویر رادیوگرافی در جدول ۱ آورده شده است [۳].

بنابراین عوامل متعددی می‌توانند باعث کاهش وضوح تصاویر رادیوگرافی شوند و این کاهش وضوح در مواردی ممکن است منجر به تصویربرداری مجدد شده و دز دریافتی بیمار افزایش می‌یابد. برای رفع این مشکلات تاکنون روش‌های گوناگونی ارائه شده است که در این میان تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نقش به‌سزایی را ایفا می‌کنند.

جدول (۱): انواع آرتیفکت‌های موجود در تصاویر رادیوگرافی [۳].

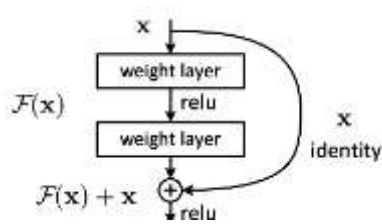
آرتیفکت	دلیل	ظاهر
آرتیفکت دوقلو	دو پرتوهای متعاقب بر صفحه تصویر یکسان با پرتوهای دوگانه	تکرار تصاویر
تصاویر کلیه‌نشد	کلیماسیون نامناسب	تصاویر بدون تیزی
تأخیر در اسکن	تأخیر بین دستیابی و پردازش تصویر	محوشدگی تصویر
پرتوهای از پشت کاست	دانش پایه‌ای ضعیف از ساختار کاست	الگوهای مختلفی از سایه با توجه به طراحی کاست
پرتوهای بیش از حد	تنظیمات پرتوهای نامناسب	تیرگی تصویر
پرتوهای کم	تنظیمات پرتوهای نامناسب	تصویر دانه‌دار به دلیل لکه‌های کوانتومی
به‌کارگیری نامناسب گرید	استفاده از گریدهای با فرکانس گرید کم	انواع مختلف از الگوی مویر
پرتوهای پراکنده	قرارگیری کاست در نزدیکی پرتوهای پراکنده	کاهش کیفیت تصویر و نقش اشیا قرار گرفته روی کاست
دقت و بی‌دقتی	خطای صفحه تصویربرداری در طی فرآیند تمیز کردن ورود پرتوهای پراکنده از تخت بیمار به صفحه تصویر	علائم پیچ‌خوردگی
اثر نور لامپ	در اثر افزایش پرتوهای برای بیماران چاق یا به دلیل اشعه ایکس کلیه‌نشد	تیرگی بخش‌های خارجی و پائینی تصویر نسبت به تصویر باقیمانده
آرتیفکت ناشی از ترک‌های صفحه تصویربرداری	آسیب‌دیده در حین حمل و نقل مکرر	ترک‌ها
آرتیفکت ناشی از ذرات گردوغبار روی صفحه تصویربرداری	ذرات گردوغبار قرار گرفته بر روی صفحه تصویربرداری	رادیوپاسیت‌های کانونی
آرتیفکت ناسازگاری	سوء عملکرد غلتک در دیجیتالایزر	اسکن معیوب منجر به تغییر در کنتراست تصویر می‌شود.
آسیب صفحه تصویربرداری به دلیل غلتک	آسیب دیدن مکانیکی صفحه تصویربرداری در حین انتقال از طریق غلتک	تیرگی پرتویی خطی کانونی
گردوغبار روی غلتک	رسوب گرد و غبار روی صفحه تصویر هنگام حمل و نقل از طریق غلطک	چندین تیرگی پرتویی موضعی
سوء عملکرد غلتک‌ها	لغزش غلتک‌های خورش از مونتاز حمل و نقل	تصویر نیمه خوانده
آرتیفکت خوانشگر صفحه	آلودگی بر روی راهنمای نوری یا گیرنده پرتو	خط تیرگی پرتویی خطی
آرتیفکت مربوط به کاست	پوشش سرب ترک‌خورده یا ضعیف شده در پشت کاست	خطوط روشنایی پرتویی خطی
آرتیفکت سوء عملکرد کابل داده	خرابی کابل‌های داده در واحد قدرت دیجیتالایزر یا خوانشگر رادیوگرافی کامپیوتری	خطوط تیرگی و روشنایی پرتویی متناوب
آرتیفکت ناشی از تنظیم نامناسب پاک‌کننده	انتخاب نادرست قسمت بدن یا سوء عملکرد لامپ‌های هالوژن	تصویر باقیمانده در صفحه تصویربرداری باقی می‌ماند.

می‌یابند که شبکه مولد بتواند نمونه‌هایی تولید کند که متمایزگر نتواند ساختگی بودن آن‌ها را تشخیص دهد [۱۲]. شکل ۱ ساختار یک شبکه مولد تخصصی را نشان می‌دهد.



شکل (۱): ساختار شبکه مولد تخصصی [۱۳].

در این تحقیق از شبکه عصبی باقی‌مانده (ResNet) در بخش مولد شبکه مولد تخصصی استفاده شده است. از شبکه ResNet به منظور تسهیل در فرایند آموزش و بهینه‌سازی و بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی عمیق‌تر استفاده می‌شود. در این معماری بزرگ به جای یادگیری توابع بدون مرجع، بخشی از داده‌های ورودی به ورودی لایه‌های بعدی ارجاع می‌شود. این کار باعث می‌شود بتوان از تعداد لایه‌های زیادی استفاده کرد؛ بنابراین با استفاده از این مدل می‌توان شبکه‌های بسیار عمیقی پیاده‌سازی کرد [۱۴]. شکل ۲ شماتیک یک بلوک از شبکه ResNet را نشان می‌دهد. شبکه ResNet از پشت سر هم قرار گرفتن تعداد زیادی از این بلوک‌ها تشکیل می‌شود.



شکل (۲): شماتیک یک بلوک شبکه ResNet [۱۴].

وضوح فوق‌العاده (SR) فرآیندی برای به‌دست آوردن یک یا چند تصویر با وضوح بالا (HR) از یک یا چند مشاهده با وضوح پایین (LR) است. SR یک الگوریتم است که هدف آن ارائه جزئیات دقیق‌تری از شبکه نمونه‌برداری حاصل از یک دستگاه تصویربرداری است که به وسیله افزایش تعداد پیکسل‌ها در واحد سطح تصویر عمل می‌کند [۱۵]. بنابر مطالب بیان شده

یادگیری عمیق یکی از تکنیک‌های هوش مصنوعی بوده که کاربرد آن در علم پزشکی رو به افزایش است و به‌طور وسیعی جهت دسته‌بندی، مکان‌یابی، تشخیص، بخش‌بندی و ثبت تصاویر مختلف پزشکی مورد استفاده می‌گیرد [۶-۴]. همچنین امروزه به‌طور گسترده‌ای از تصاویر اشعه ایکس قفسه سینه به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی عمیق، برای تشخیص بیماری‌های ریه از جمله ذات‌الریه، سل و کووید-۱۹ استفاده می‌شود [۷-۱۰]. عمده این تحقیق‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی انجام شده است. شبکه‌های کانولوشنی همانند شبکه‌های عصبی معمولی هستند که حداقل در یکی از لایه‌های آن به جای ضرب ماتریسی، عملیات کانولوشن انجام شده است. در این مقاله از شبکه عصبی مولد تخصصی (GAN) به‌عنوان یکی از قدرتمندترین مدل‌های شبکه عصبی موجود، برای بهبود رزولوشن، کاهش نویز و آرتیفکت تصاویر استفاده شده است.

۲. روش انجام تحقیق

شبکه‌های GAN یکی از جدیدترین و پرکاربردترین معماری‌های پیشرفته یادگیری عمیق است که امروزه در علوم مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مقاله از شبکه مولد تخصصی با وضوح فوق‌العاده [۱۱] (SRGAN) برای بهبود رزولوشن و حذف نویز در تصاویر رادیوگرافی مورد استفاده قرار گرفته است. در این‌جا تمرکز بر روی بهبود وضوح تک تصویر (SISR) بوده و در مورد روش‌های بازسازی تصاویر رزولوشن بالا از چندین تصویر بحث نخواهیم کرد.

شبکه‌های مولد تخصصی از دو زیر مدل تشکیل شده که به‌طور هم‌زمان آموزش داده می‌شوند. این دو زیر مدل شامل مدل مولد و مدل متمایزگر هست. مدل مولد برای تولید نمونه‌های جدید آموزش داده می‌شود درحالی‌که مدل متمایزگر تلاش می‌کند تا نمونه‌ها را بر اساس واقعی یا جعلی بودن دسته‌بندی کند. در طول آموزش هر دو مدل به‌گونه‌ای بهبود

بنابراین قسمت مولد شبکه GAN موظف است که با استفاده از تصاویر ۱۲۸×۱۲۸ ، تصاویر ۵۱۲×۵۱۲ تولید کند. این در حالی است وظیفه قسمت متمایزکننده شبکه GAN، تشخیص تصاویر تولید شده توسط قسمت مولد از تصاویر وضوح بالا است. در اینجا برای هر دو زیر مدل مولد و متمایزگر از بهینه‌ساز Adam و تابع هزینه mse استفاده شده است.

۳. نتایج و بحث

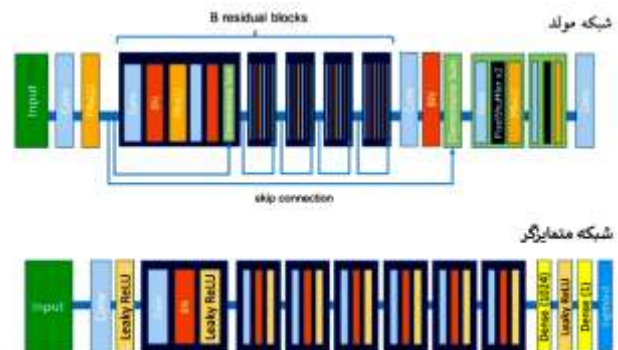
هدف از این مقاله بازسازی یک تصویر با وضوح بالا از تصویر با وضوح پایین همان تصویر به عنوان وضوح فوق‌العاده است، درحالی‌که مقداری نویز نیز به صورت رندم به تصویر با وضوح پایین اضافه شده است.

در این مقاله از خطای جذر میانگین مربعات^۱ (RMSE)، نسبت پیک سیگنال به نویز^۲ (PSNR) و شاخص تشابه ساختاری^۳ SSIM جهت بررسی توانایی شبکه در بازسازی تصاویر با وضوح بالا مورد استفاده قرار گرفته است.

RMSE یک روش استاندارد برای اندازه‌گیری خطای مدل‌ها در پیش‌بینی داده‌ها است که مقدار آن از رابطه ۱ قابل محاسبه است؛ در این جا Y_i مقدار پیکسل‌های تصویر رزولوشن بالای اصلی و \hat{Y}_i مقدار پیکسل‌های تصویر پیش‌بینی شده است.

PSNR اصطلاحی برای نسبت بین حداکثر توان ممکن یک سیگنال و قدرت نویز است که بر نمایش آن تأثیر می‌گذارد. از آنجا که سیگنال‌ها معمولاً دامنه وسیعی دارند، PSNR با استفاده از مقیاس دسی‌بل و به صورت یک مقدار لگاریتمی بیان می‌شود. استفاده از PSNR یک روش معمول برای کمی سازی کیفیت تصاویر و فیلم‌های بازسازی شده است و برای تصاویر ۸ بیتی با استفاده از رابطه ۲ محاسبه می‌شود.

چنین تعریف می‌شود که SRGAN یک شبکه متخاصم مولد برای وضوح فوق‌العاده تصویر است [۱۱]. شکل ۳ ساختار شبکه SRGSN را نشان می‌دهد.



شکل (۳): ساختار شبکه SRGAN [۱۱].

در قسمت شبکه مولد، اولین لایه کانولوشن دارای 64 فیلتر و کرنل 9×9 است. لایه‌های کانولوشن داخل بلوک‌های باقیمانده دارای 64 فیلتر و کرنل 3×3 هستند. در اینجا از 15 بلوک باقیمانده استفاده شده است. پس از بلوک‌های باقیمانده، از دو بلوک نمونه‌برداری افزایشی با لایه‌های کانولوشنی با 256 فیلتر و کرنل 3×3 استفاده شده است و در نهایت از یک لایه کانولوشن با یک فیلتر و کرنل 9×9 جهت ساخت تصویر نهایی رزولوشن بالا، استفاده شده است.

جهت انجام فرایند آموزش، در این مقاله از 500 تصویر اشعه ایکس قفسه سینه استفاده شده است [۹] که 70 درصد این تصاویر برای آموزش شبکه و 30 درصد تصاویر برای ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. به‌عنوان یک مرحله پیش‌پردازش، ابتدا پیکسل‌های تصاویر نرمالیزه شده و به دامنه صفر تا یک تبدیل شده‌اند تا فرایند آموزش سریع‌تر و بهتر انجام گیرد. همچنین به تصاویر اصلی رزولوشن بالا مقداری نویز افزوده شده و از سایز 512×512 به سایز 128×128 نمونه‌برداری کاهش یافته انجام شده است تا دیتابیس ورودی شبکه ساخته شود؛

³ Structural Similarity Index Measure (SSIM)

¹ Root Mean Square Error (RMSE)

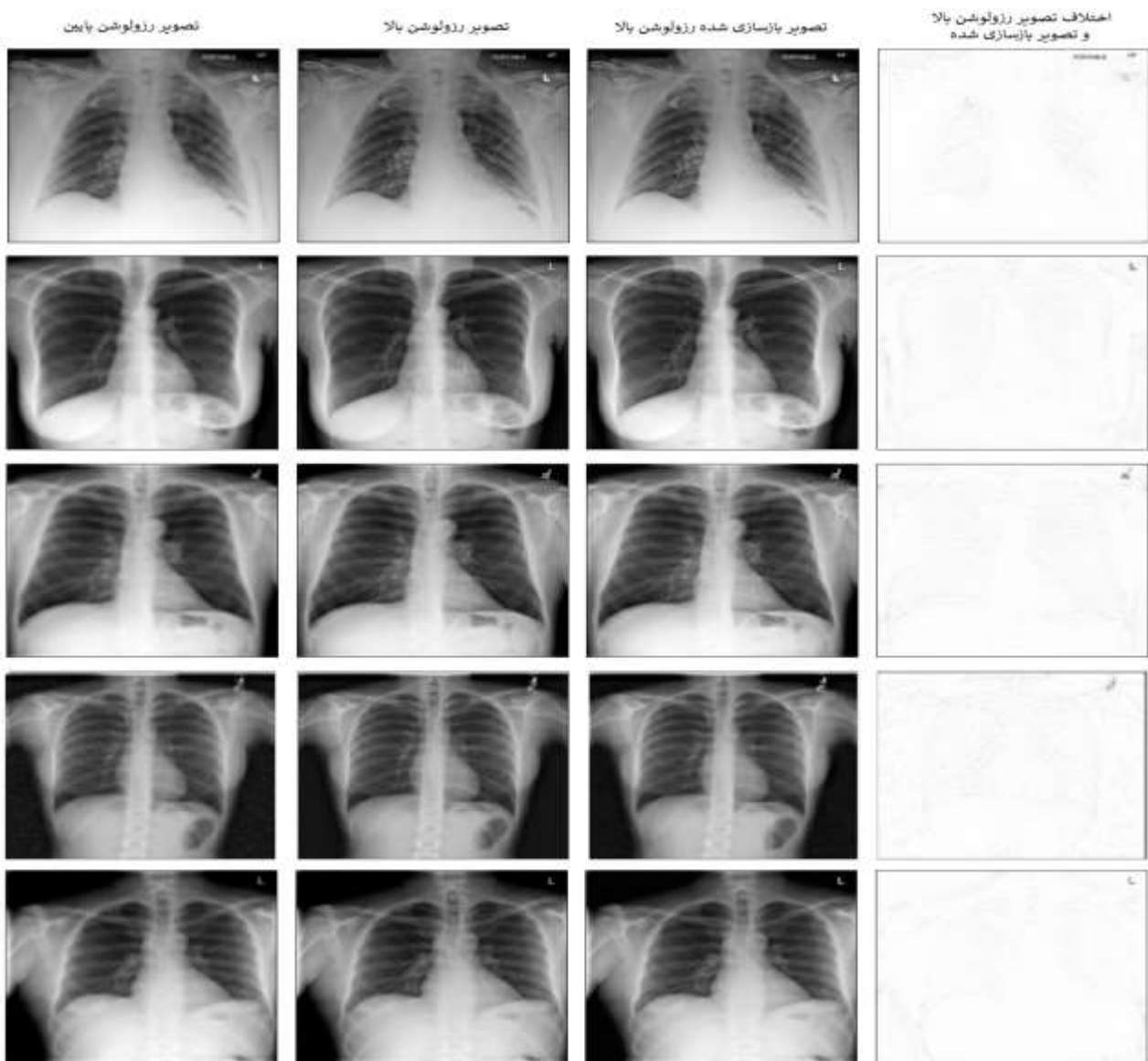
² Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

$$RMSE(Y_i, \hat{Y}_i) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (1)$$

$$PSNR = 10 * \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (2)$$

$$SSIM(Y, \hat{Y}) = \frac{(2\mu_Y\mu_{\hat{Y}} + C_1)(2\sigma_Y\sigma_{\hat{Y}} + C_2)}{(\mu_Y^2 + \mu_{\hat{Y}}^2 + C_1)(\sigma_Y^2 + \sigma_{\hat{Y}}^2 + C_2)} \quad (3)$$

SSIM یک شاخص برای بررسی تشابه ساختاری بین دو تصویر هست. مقدار SSIM همواره عددی بین -۱ تا ۱ است. هر چقدر مقدار این شاخص بیشتر باشد بیانگر شباهت بیشتر دو تصویر به یکدیگر بوده و مقدار ۱ به معنی شباهت کامل دو تصویر به یکدیگر هست. شاخص SSIM به گونه‌ای تعریف شده است که جنبه‌های ادراک انسان را تقلید می‌کند. در محاسبه شاخص SSIM اطلاعات پیکسل‌های مجاور همدیگر نقش مهمی را ایفا می‌کنند. مقدار شاخص SSIM با استفاده از رابطه ۳ محاسبه می‌شود.



شکل (۴): تعدادی از تصاویر پیش‌بینی شده، به ترتیب از چپ به راست تصویر ورودی کیفیت پایین، تصویر اصلی، تصویر پیش‌بینی شده و اختلاف تصاویر اصلی و تصاویر پیش‌بینی شده.

نشان می‌دهد. تصاویر این ستون با استفاده از قدر مطلق اختلاف تصاویر ستون‌های دوم و سوم به دست آمده است و اختلاف بین تصاویر اصلی و تصاویر پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد.

سرانجام مقادیر میانگین کمیت‌های PSNR، RMSE و SSIM برای ۱۵۰ تصویر تست محاسبه گردیده است که به ترتیب برابر ۴/۶۶، ۳۴/۹۲ و ۰/۹۲۳ بین تصاویر اصلی و تصاویر پیش‌بینی شده به دست آمده‌اند. این نتایج به همراه تصاویر شکل ۴ به خوبی بیان‌گر توانایی بالای این مدل برای بهبود رزولوشن تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه هستند؛ بنابراین استفاده از این شبکه باعث افزایش کیفیت تصاویر می‌شود. لذا در مواردی که کیفیت تصاویر به هر دلیلی پایین باشد، نیاز به تصویربرداری مجدد نخواهد بود و بیمار دز اضافی ناشی از تصویربرداری تشخیصی مجدد دریافت نمی‌کند.

همان‌طور که در قسمت قبل نیز اشاره شد، ۳۰ درصد از تصاویر جهت ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. تعدادی از این تصاویر در شکل ۴ نشان داده شده است. در این شکل، تصاویر ستون سمت چپ، تصاویر رزولوشن پایین (۱۲۸×۱۲۸) می‌باشند که مقداری نویز فلفل نمکی نیز به صورت رندم به برخی از آن‌ها اضافه شده است. این تصاویر در واقع تصاویر ورودی شبکه عصبی ما هستند. در این‌جا برای نمایش بهتر، تصاویر این ستون با بزرگ‌نمایی ۴ برابری در مقایسه با تصاویر ستون‌های دیگر نشان داده شده‌اند. تصاویر ستون دوم از سمت چپ، تصاویر اصلی رزولوشن بالا (۵۱۲×۵۱۲) هستند که جهت بررسی توانایی شبکه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. تصاویر ستون سوم، تصاویر خروجی شبکه در پاسخ به تصاویر ستون سمت اول می‌باشند و تصاویر ستون سمت راست، اختلاف بین تصاویر رزولوشن بالای اصلی را با تصاویر بازسازی شده توسط شبکه

۴. مراجع

1. Forum of International Respiratory Societies. The Global Impact of Respiratory Disease – 2nd ed. Sheffi eld, European Respiratory Society, 2017.
2. W. Huda, R. B. Abrahams. Radiographic techniques, contrast, and noise in x-ray imaging. *Amer. J. Roentgenology* 204 (2) (2015) W126-W131.
3. C. M. Shetty, A. Barthur, A. Kambadakone, N. Narayanan, R. Kv. Computed radiography image artifacts revisited. *Amer. J. Roentgenology* 196 (1) (2011) W37-W47.
4. J. Ker, L. Wang, J. Rao, T. Lim. Deep learning applications in medical image analysis. *IEEE Access* 6 (2017) 9375-9389.
5. Z. Ghasemi, P. Samadi Miandoab. Feasibility study of convolutional long short-term memory network for pulmonary movement prediction in CT images. *J. Biomed. Phys. Eng.* (2021) I-XII.
6. P. S. Miandoab, A. E. Torshabi, S. Nankali. Investigation of the optimum location of external markers for patient setup accuracy enhancement at external beam radiotherapy. *J. Appl. Clin. Med. Phys.* 17 (6) (2016) 32-43.
7. E. E.-D. Hemdan, M. A. Shouman, M. E. Karar. Covidx-net: A framework of deep learning classifiers to diagnose covid-19 in x-ray images. *arXiv*: 2003. 11055 (2020).
8. S. M. Lee, J. B. Seo, J. Yun, Y. -H. Cho, J. Vogel-Claussen, M. L. Schiebler, W. B. Gefter, E. J. Van Beek, J. M. Goo, K. S. Lee, Deep learning applications in chest radiography and computed tomography. *J. Thorac. Imaging* 34 (2) (2019) 75-85.
9. T. Rahman, A. Khandakar, M. A. Kadir, K. R. Islam, K. F. Islam, R. Mazhar, T. Hamid, M. T. Islam, S. B. A. Kashem, Z. B. Mahbub, M. A. Ayari, M. E. H. Chowdhury. Reliable tuberculosis detection using chest X-ray with deep learning, segmentation and visualization. *IEEE Access* (8) (2020) 191586-191601.
10. J. Zhang, Y. Xie, Y. Li, C. Shen, Y. Xia. Covid-19 screening on chest x-ray images using deep learning-based anomaly detection. *arXiv*: 2003. 12338 (2020).
11. C. Ledig, L. Theis, F. Huszar, J. Caballero, A. Cunningham, Alejandro Acosta, A. Aitken, A. Tejani, J. Totz, Z. Wang, W. Shi. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognition* (2017) 4681-4690.
12. I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio. Generative adversarial nets. *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems* 27 (2014) 2672-2680.
13. K. Wang, C. Gou, Y. Duan, Y. Lin, X. Zheng, F.-Y. Wang. Generative adversarial networks: introduction and outlook. *IEEE/CAA J. Automatica Sinica* 4 (4) (2017) 588-598.
14. K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. Deep residual learning for image recognition. *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognition* (2016) 770-778.
15. K. Nasrollahi, T. B. Moeslund. Super-resolution: a comprehensive survey. *Machine Vision Appl.* 25 (6) (2014) 1423-1468.