مجله دانشکده پزشکی دانشگاه علوم پزشکی مشهد
سال ۶۵، شماره ۳
مرداد-شهریور ۱۴۰۱، صفحه ۱۱۲۱-۱۱۱۳

www.mums.ac.ir
Medical Journal of Mashhad
University of Medical Sciences
Vol. 65, No.3, P: 1113-1121
Jul -Sep2022

مقاله اصلی

مقایسه عملکرد فیلترهای حذف نویز در بهبود کیفیت تصاویر PET مغزی کم‌دوز با دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۰۹- تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۱۵

محمدصابر عظیمی [۱]
علیرضا کمالی اصل *[۲]
محمدرضا آی [۳]
حسین عربی [۴]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پرتو پزشکی، گروه مهندسی پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی پرتوپزشکی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
[۲] گروه مهندسی پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی پرتوپزشکی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
[۳] گروه فیزیک پزشکی و مهندسی پزشکی دانشگاه علوم پزشکی تهران
[۴] گروه تصویربرداری پزشکی، بخش پزشکی هسته ای و تصویربرداری مولکولی، بیمارستان دانشگاه ژنو، ژنو، سوئیس

Email: a_kamali@sbu.ac.ir

خلاصه

مقدمه

توموگرافی تابش پوزیترون بعنوان یک مدالیته تصویربرداری پزشکی هسته‌ای، به طور فزاینده‌ای در روال بالینی برای تشخیص بیماری و سرطان استفاده می‌شود. برای دستیابی به تصویر PET با کیفیت بالا برای اهداف تشخیصی، باید دوز استانداردی از ردیاب رادیواکتیو به بدن بیمار تزریق شود که منجر به افزایش خطر ناشی از آسیب تابشی می‌شود. با این‌حال، کاهش دوز ردیاب منجر به افزایش نویزها و کاهش نسبت سیگنال به نویز و کاهش کیفیت تصویر PET می‌شود. در این مقاله به ارزیابی عملکرد فیلترهای گاوسین، بای‌لترال، فیلتر میانگین غیرمحلی و تبدیل موجک در بهبود کیفیت تصاویر PET کم‌دوز پرداخته شده است.

روش کار

ابتدا این فیلترها بطور جداگانه برای دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد بهینه شدند و سپس فیلترهای بهینه بر روی ۴۰ تصویر مغزی PET با سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد اعمال شدند. در نهایت عملکرد این فیلترها با استفاده از معیارهای PSNR، RMSE در کل مغز و معیارهای RMSE و Bias در نواحی مختلف مغزی (به عنوان مثال، تالاموس، مخچه، پوتامن و...) ارزیابی و مقایسه شدند.

نتایج

از بررسی نتایج کل مغز مشاهده شد که در هردو سطح دوز فیلترهای بای‌لترال، گاوسین و میانگین غیرمحلی عملکرد بهتری نسبت به تبدیل موجک دارند و توانستند کیفیت تصویر فیلترشده در سطح دوز ۵درصد را به کیفیت تصویر کم‌دوز ۱۰درصد برسانند. از بررسی مقادیر بایاس در نواحی مختلف مغزی نیز مشاهده شد که فیلتر میانگین غیرمحلی بهترین عملکرد و فیلتر تبدیل موجک بدترین عملکرد را دارد.

نتیجه گیری

بهترین عملکرد توسط فیلتر میانگین غیرمحلی و بدترین عملکرد توسط فیلتر تبدیل موجک به دست آمد.

کلمات کلیدی

حذف نویز تصویر PET کم‌دوز، فیلتر بای‌لترال، فیلتر گاوسین، فیلتر تبدیل موجک، فیلتر میانگین غیرمحلی

پی نوشت: این مطالعه فاقد تضاد منافع می‌باشد.

مقدمه

توموگرافی تابش پوزیترون[1] (PET) به عنوان یک مدالیته تصویربرداری پزشکی هسته‌ای، تجسم فرآیندهای متابولیکی موجود در بدن انسان را امکان‌پذیر کرده است و قابلیت تصویربرداری در سطح سلولی را دارا می‌باشد. این مدالیته تصویربرداری، به طور فزاینده‌ای در روال بالینی برای تشخیص بیماری، سرطان، ناهنجاری‌های مغزی، ارزیابی بدخیمی تومورها، تعیین مرحله بیماری و مانیتورینگ درمان استفاده می‌شود (۱, ۲). با آشکارسازی غیرمستقیم جفت پرتوهای گامای ساطع شده از ردیاب[2] رادیواکتیو تزریق شده به بدن انسان و استفاده از نرم‌افزارهای پیشرفته بازسازی تصویر، نقشه تمرکز رادیوداروی PET به دست می‌آید (۲, ۳). به منظور دستیابی به تصویر PET با کیفیت بالا برای اهداف تشخیصی، باید دوز استانداری از ردیاب رادیواکتیو به بدن بیمار تزریق شود که منجر به افزایش خطر ناشی از آسیب تابشی می‌شود (۴-۷). معمولاً در یک اسکن PET یا یک اسکن PET/MR و PET/CT، بیمار با پرتوهای یونیزان بیشتری نسبت به یک اسکن CT پرتودهی می‌شود(۸). برای به حداقل رساندن این خطر، بر پایه اصل شناخته شده‌ی ALARA[3] (تا حد معقول و ممکن پائین) می‌بایست دوز تزریقی ردیاب کاهش یابد (۹). از آنجا که تصویربرداری PET یک فرآیند تجمع کوانتومی[4] است، کاهش دوز ردیاب منجر به افزایش نویزها، آرتیفکت‌های تصویر و کاهش نسبت سیگنال به نویز می‌شود و بنابراین کیفیت تصویر PET را تا حدی پائین می‌آورد (۲, ۷). برای کاهش این مشکل، الگوریتم‌های زیادی برای بهبود کیفیت تصویر PET با دوز پائین ارائه شده است. به طور کلی، این الگوریتم‌ها را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد: ۱) الگوریتم بازسازی تکرارشونده[5] ۲) فیلتر کردن تصویر و پس‌پردازش ۳) استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و بطور خاص یادگیری ماشین و عمیق (۱۰).

الگوریتم‌های بازسازی تکرارشونده، با ترکیب مدل آماری داده‌های کسب شده (به عنوان مثال: سینوگرام یا مد لیست[6]) و یک تابع تنظیم‌کننده[7] به منظور کاهش نویز، مسئله بازسازی تصویر با دوز پائین را به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی محدب[8] فرموله می‌کنند. از آنجا که الگوریتم‌های بازسازی تکرارشونده مستقیماً با اطلاعات شمارش خام سروکار دارند، به طور بالقوه خیلی دقیق هستند اما دارای سه ضعف اصلی می‌باشند. اول اینکه چون این روش‌ها با تمام داده‌های کسب شده در تعامل هستند، دارای ضعف هزینه‌های محاسباتی قابل توجه می‌باشند و این الگوریتم‌ها را زمان‌بر کرده است. دوم اینکه، این الگوریتم‌ها معمولاً مختص به یک دستگاه خاص و یک پروتکل تصویر برداری ثابت می باشند. سوم اینکه، در این الگوریتم‌ها مقدار کاهش نویز یا اصلاح کیفیت تصویر توسط یک سری پارامترهای از پیش تعیین‌شده انجام می‌گیرد که لزوماً برای تمام بیماران و تصویربردای‌ها بهینه نیست و ممکن است منجر به هموارسازی بیش از حد[9] یا آرتیفکت تصویری شود (۱۱). در روش‌های فیلتر کردن و پس پردازش تصویر الگوریتم‌های حذف نویز زیادی معرفی شده‌اند (۱۲, ۱۳). فیلتر گاوسین[10] به طور گسترده در کاربردهای بالینی حذف نویز تصاویر PET استفاده می‌شود. تعداد زیادی از فیلترهای حفظ لبه[11]، مثل فیلتر بای‌لترال[12] که قادر به تشخیص و حفظ لبه و در عین حال هموارسازی[13] نوسانات ناشی از نویز می‌باشند، به منظور حذف نویز در PET معرفی شده‌اند

[1] Positron Emission Tomography
[2] Tracer
[3] as low as reasonably achievable
[4] quantum accumulation
[5] Iterative Reconstruction
[6] listmode
[7] Regularization
[8] Convex Optimization
[9] Over-smoothing
[10] Gaussian
[11] Edge-preserving
[12] Bilateral
[13] smoothing

(۱۴). فیلترهای فضای فرکانسی، مثل فیلتر تبدیل موجک[1] نیز برای حذف نویز تصاویر PET با بهره‌گیری از خواص غیرهمبستگی[2] نویز در فضای فرکانس پیشنهاد شده‌اند. اخیرا روش‌های حذف نویز غیرمحلی[3]، مثل فیلتر میانگین غیرمحلی[4] (NLM) به منظور حذف نویز در تصاویر پزشکی معرفی شده‌اند که از شباهت[5] و پراکندگی[6] بین تکه[7]های کوچک تصویر برای حفظ جزئیات و در عین حال حذف نویز و دستیابی به عملکرد عالی بهره می‌برند (۱۲).

آقای یو و همکاران (۱۵) در سال ۲۰۱۶ به ارزیابی نوع و ویژگی‌های نویز در سینوگرام PET و ارزیابی اثر روش‌های حذف نویز از جمله فیلتر گاوسین، فیلتر متوسط[8]، فیلتر BM3D[9] و فیلتر PCkNN[10] پرداختند. آقای گو و همکاران در سال ۲۰۱۹ (۱۶) یک رویکرد جدید حذف نویز تصاویر PET براساس فیلترینگ گراف ارائه کردند و درنهایت این روش را با روش‌های NLM و BM3D مقایسه کردند. آقای هافینز و همکاران در سال ۲۰۱۱ (۱۷) به بررسی عملکرد فیلتر بای‌لترال در بهبود SNR و قدرت تفکیک مکانی تصویر PET پرداختند. آقای عربی و زیدی در سال ۲۰۱۸ (۱۳) یک رویکرد جدید حذف نویز دو فضایی ارائه کردند که مزیت فیلترهای فضای مکانی و فضای فرکانسی را به منظور حفظ ویژگی‌های تصویر و درعین حال کاهش عدم‌قطعیت‌ها ترکیب می‌کند. درنهایت عملکرد این رویکرد جدید را با فیلترهای گاوسین و بای‌لترال مقایسه کردند. آقای خو و همکاران در سال ۲۰۱۷ (۸) یک روش بازسازی تصویر مبتنی بر یادگیری عمیق به منظور بازسازی تصویر استاندارد دوز از روی تصویر کم‌دوز PET ارائه کردند و در نهایت عملکرد آن را با فیلترهای حذف نویز NLM و BM3D مقایسه کردند. در برخی مطالعات نیز، روش‌های فیلتر پس پردازش مخصوصا فیلتر گاوسین به عنوان یک مرحله ابتدائی قبل از روش‌های یادگیری ماشین و عمیق در حذف نویز تصاویر PET، استفاده شده است (۱, ۲).

در این مقاله به ارزیابی عملکرد فیلترهای گاوسین، بای‌لترال، فیلتر میانگین غیرمحلی و تبدیل موجک که بطور گسترده ای در تصویر برداری پت به منظور کاهش نویز مورد استفاده قرار می گیرند، پرداخته شده است. در ابتدا تصاویر PET کم‌دوز با دو سطح ۵ و ۱۰ درصد، از داده های خام تصاویر PET بالینی با دز کامل یا استاندارد (در تصویر برداری مغز) تولید شدند. سپس این فیلترها برای دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد بهینه شدند و در ادامه فیلترهای بهینه بر روی ۴۰ تصویر مغزی PET با سطح دوز ۵ درصد و ۴۰ تصویر مغزی PET با سطح دوز ۱۰ درصد اعمال شدند. در نهایت عملکرد این فیلترها با استفاده از معیارهای PSNR[11] و RMSE[12] در کل مغز و معیارهای RMSE و Bias% در نواحی مختلف مغزی ارزیابی و مقایسه شدند.

روش کار

مطالعه حاضر بر روی تصاویر FDG-PET مغزی جمع‌آوری شده از دستگاه PET/CT شرکت زیمنس با مدل Biograph 6 انجام شده است. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل تصاویر ۴۵ بیمار است که تصاویر ۵ بیمار برای بهینه‌سازی فیلترها و تصاویر ۴۰ بیمار برای ارزیابی عملکرد فیلترهای بهینه استفاده شد. با توجه به در اختیار بودن فایل های خام تصاویرPET, تصاویر با دوز ۱۰٪ و ۵٪ از روی فایل خام بازسازی شدند. تصاویر مربوط به هر بیمار شامل یک تصویر PET کم‌دوز با سطح ۵درصد، یک تصویر PET کم‌دوز با سطح ۱۰درصد و یک تصویر استاندارد دوز می‌باشد. لازم به ذکر است کد اخلاق این پژوهش KFS-3855-02-2020 می باشد.

[1] Wavelet transform
[2] uncorrelated
[3] Nonlocal
[4] Nonlocal mean
[5] Similarity
[6] sparsity
[7] patch
[8] Median
[9] Block-matching & 3D Filtering
[10] Patch Confidence K-Nearest Neighbors
[11] Peak Signal-to-Noise Ration
[12] Root Mean Square Error

معرفی و بهینه‌سازی فیلترها:

در این مطالعه چهار فیلتر گاوسین، بای‌لترال با کرنل گاوسین، تبدیل موجک و میانگین غیرمحلی مورد ارزیابی قرار گرفتند. تمامی مراحل این قسمت در نرم‌افزار MATLAB صورت گرفت. در ادامه به معرفی این فیلترها و بهینه‌سازی آن‌ها پرداخته شده است.

فیلتر گاوسین:

فیلتر گاوسین در دسته فیلترهای هموارساز[1] قرار دارد و با کانولوشن تابع توزیع گاوسین در سیگنال تصویر به اعمال می شود. نمایش دوبعدی توزیع پیوسته گاوسین به شکل زیر می‌باشد:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (۱)$$

که σ انحراف از معیار استاندارد توزیع می‌باشد.

فیلتر بای‌لترال:

فیلتر بای‌لترال یک فیلتر غیرخطی هموارساز با حفظ لبه و کاهش نویز تصاویر است. میزان شدت هر پیکسل با میانگین وزن‌دار پیکسل‌های همسایه جایگزین می‌شود. این وزن می‌تواند براساس توزیع گاوسین باشد. این فیلتر با تنظیم کردن وزن‌های پیکسل‌های همسایه با توجه به میزان شدت لبه در مقایسه با نویز، لبه‌های تیز تصاویر را حفظ می کند. فیلتر بای‌لترال به صورت زیر تعریف می‌شود (۱۸):

$$I_{filtered} = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(|I(x_i) - I(x)|) g_s(|x_i - x|) \quad (۲)$$

که $I_{filtered}$ تصویر فیلترشده، I تصویر اصلی، x مختصات نقطه‌ی فعلی برای فیلتر، W_p ضریب نرمال‌سازی، Ω پنجره‌ای به مرکز x، f_r کرنل محدوده[2] برای هموارسازی اختلافات در شدت‌ها (این تابع می‌تواند تابع گاوسین با انحراف از معیار استاندارد σ_r باشد)، g_s کرنل فضایی[3] برای هموارسازی اختلافات در مختصات (این تابع می‌تواند تابع گاوسین با انحراف از معیار استاندارد σ_s باشد).

فیلتر میانگین غیرمحلی:

فیلتر میانگین غیرمحلی از شباهت و پراکندگی بین تکه‌های کوچک تصویر برای حفظ جزئیات و در عین حال حذف نویز بهره می‌برد. فیلتر میانگین غیرمحلی به صورت زیر تعریف می‌شود (۱۹):

$$I_{filtered} = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_\sigma(\|\Gamma_p(y) - \Gamma_q(y)\|) Y_q \quad (۳)$$

که $I_{filtered}$ تصویر فیلترشده، W_p ضریب نرمال‌سازی، Y دامنه، G تابع فیلتر که در اینجا گاوسین فرض می‌شود، σ کنترل‌کننده‌ی طول فیلتر، $p, q \in S$ مجموعه اندیس‌های تصویر موردنظر می‌باشد. در این روش برای اندازه‌گیری شباهت بین پیکسل‌های p و q، یک پنجره حول پیکسل موردنظر تعریف می‌شود. همسایگی یک پیکسل چنان انتخاب می‌شود که یک مربع باشد و ابعاد مربع بستگی به طول تصویر دارد و مرکز آن می‌بایست منطبق بر پیکسل موردنظر باشد. شباهت بین پیکسل‌ها با استفاده از فاصله اقلیدسی وزن‌داده‌شده با گاوسین G_σ بین همسایگی حول پیکسل موردنظر p برابر با $\Gamma_p(y)$ و همسایگی حول پیکسل q، برابر با $\Gamma_q(y)$ محاسبه می‌شود.

فیلتر تبدیل موجک:

تبدیل موجک یک روش مشابه تبدیل فوریه است با این تفاوت که در این روش به جای استفاده از توابع سینوسی و

[1] Smoothing
[2] Range kernel
[3] Spatial kernel

کسینوسی، از توابعی به نام موجک استفاده می‌شود (۲۰). در این مطالعه از تبدیل موجک گسسته دوبعدی با آستانه‌گذاری نرم استفاده شده است. تبدیل موجک گسسته دوبعدی، تصویر را به زیرتصویرهایی شامل یک زیرتصویر پائین‌گذر با زیرباند فرکانسی پائین و سه زیرتصویر بالاگذر با زیرباند فرکانسی بالا تجزیه می‌کند. با توجه به اینکه نویز موجود در تصاویر PET معمولاً دارای فرکانس بالا می‌باشد، زیرتصویر بالاگذر کنار گذاشته می‌شود و زیرتصویر پائین‌گذر مجددا توسط تبدیل موجک به زیرتصویرهایی تجزیه می‌شود و این فرآیند معمولا تا چندین سطح تکرار می‌شود (۲۱). آستانه‌گذاری موجک توسط حذف ضرایبی از تبدیل موجک که نسبت به حد آستانه ناچیز هستند، نویز را از بین می‌برد. از جمله روش‌های آستانه‌گذاری می‌توان آستانه‌گذاری سخت و نرم را نام برد، که در حالت سخت برای تمام ضرایب در یک سطح تجزیه خاص، مقدار آستانه یکسان است؛ اما در حالت نرم آستانه با توجه به مقدار هر داده تعیین می‌گردد. در نهایت پس از اعمال تبدیل موجک و آستانه‌گذاری، تبدیل معکوس موجک اعمال می‌شود و تصویر بدون نویز حاصل می‌شود (۲۱).

بهینه‌سازی فیلترها:

برای بهینه‌سازی فیلترهای مختلف، ابتدا مقدار پیکسل‌های تصاویر PET به SUV[1] (میزان جذب استاندارد که اغلب برای ارزیابی تأثیر درمان بر روی تومور به کار می‌رود) تبدیل شدند. سپس عملکرد فیلترها با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای پارامترهای آزاد آن‌ها (پارامتر سیگما[2] (انحراف از معیار استاندارد) برای فیلترهای بای‌لترال و گاوسین، پارامتر ابعاد پنجره جستجو[3] برای فیلتر میانگین غیرمحلی و پارامتر مقدار آستانه[4] برای فیلتر تبدیل موجک) بر روی تصاویر کم‌دوز ۵ و ۱۰ درصد ۵ بیمار در نظرگرفته‌شده برای مرحله بهینه‌سازی، اعمال شدند. به منظور پیدا کردن نقطه بهینه، می‌بایست پارامتری که در آن فیلتر بهترین عملکرد را دارد جستجو کرد. به منظور بررسی عملکرد، از دو معیار PSNR و RMSE استفاده شده است. معیار RMSE از طریق محاسبه ریشه میانگین مربعات اختلاف شدت بین پیکسل‌های متناظر تصویر مرجع استاندارد با تصویر فیلترشده به دست می‌آید. اگر I بیانگر تصویر استاندارد و J بیانگر تصویر فیلترشده بوده و اندازه هر دو تصویر برابر با $M \times N$ باشد، آنگاه معیار RMSE توسط رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1,j=1}^{i=M,j=N} (J(i,j) - I(i,j))^2} \quad (۴)$$

معیارهای SNR و PSNR برای بیان سطح نویز و یا میزان خطا در تصاویر فیلتر شده هستند، اما زمانی که هدف اصلی بهبود ناحیه‌ای خاص از تصویر باشد، معیار PSNR کارآیی بهتری دارد. معیار PSNR توسط رابه زیر محاسبه می‌شود (۲۲):

$$PSNR = 20.\log_{10}\left(\frac{I_{max}}{RMSE}\right) \quad (۵)$$

که I_{max} مقدار ماکزیمم تصویر استاندارد دوز و یا تصویر فیلتر شده است. مقادیر PSNR و RMSE برای تک تک مقادیر پارامترهای آزاد بر روی تصاویر فیلترشده به دست آمدند و سپس نمودارهای PSNR و RMSE برحسب مقادیر پارامترهای آزاد فیلترها برای هر دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد رسم شدند. مقدار بهینه مقداری است که در آن کمیت PSNR ماکزیمم و کمیت RMSE مینیمم شود. با توجه به این تعریف، مقدار بهینه پارامتر فیلترها به صورت مجزا برای هر دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد بر روی ۵ بیمار میانگین گرفته شد.

[1] Standard Uptake Value
[2] Sigma
[3] Search Window Size
[4] Threshold value

ارزیابی عملکرد فیلترها:

پس از بهینه‌سازی، فیلترها با مقادیر بهینه پارامترها بر روی تصاویر کم‌دوز ۵ و ۱۰ درصد ۴۰ بیمار اعمال گردیدند و مقادیر PSNR و RMSE بر روی تصاویر فیلترشده به دست آمدند. در نهایت به مقایسه مقادیر RMSE و Bias در نواحی مختلف مغزی پرداخته شد. Bias یکی دیگر از معیارهای ارزیابی می‌باشد که توسط رابطه زیر به دست می‌آید:

$$Bias = \frac{J_{\text{میانگین}} - I_{\text{میانگین}}}{I_{\text{میانگین}}} \times 100\% \quad (۶)$$

که $I_{\text{میانگین}}$ مقدار میانگین تصویر استاندارد و $J_{\text{میانگین}}$ مقدار میانگین تصویر فیلترشده برای یک ناحیه آناتومی خاص در مغز می‌باشد.

در این مرحله از اطلس AAL-Merged در نرم‌افزار PMOD[1] برای ناحیه‌بندی مغزی تک تک تصاویر کم‌دوز با سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد و همچنین تصاویر فیلترشده با ۴ فیلتر استفاده شد. با استفاده از این اطلس، مغز به ۷۰ ناحیه مغزی (به عنوان مثال، تالاموس، مغز میانی، مخچه، پوتامن، پالیدوس و...) تقسیم‌بندی می‌شود که با مقایسه مقادیر میانگین SUV در این نواحی می‌توان مقایسه‌ای بین تک تک تصاویر کم دوز و فیلترشده با تصاویر استاندارد دوز انجام داد. مراحل کار در این نرم‌افزار اینگونه است که با بارگذاری تصاویر در نرم‌افزار، ابتدا تصاویر با استفاده از انتقال خطی[2] به فضای اطلس منتقل شده و پس از تغییر ابعاد، اطلس بر روی تصاویر منطبق[3] می‌شود و ناحیه‌بندی نواحی مختلف مغز برای تصویر ورودی صورت می‌گیرد.

نتایج

شکل ۱ نمودارهای PSNR و RMSE برحسب پارامترهای هریک از فیلترها برای یکی از بیماران در دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد در مرحله بهینه‌سازی را نشان می‌دهد. در جدول ۱ مقادیر بهینه میانگین پارامترهای فیلترها برای دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد که در مرحله بهینه‌سازی به دست آمدند، لیست شده است. در جدول ۲ و ۳ میانگین و انحراف معیار مقادیر RMSE و PSNR برای کل مغز در تصاویر فیلترشده ۴۰ بیمار توسط فیلترهای بهینه در سطح دوز ۵ درصد و ۱۰ درصد آورده شده است. شکل ۲ و شکل ۳ مقایسه بین تصاویر فیلترشده توسط فیلترهای بهینه با تصویر کم‌دوز و استاندارد دوز برای یکی از اسلایس‌ها و یکی از بیماران در سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد را نشان می‌دهند.

در شکل های ۴ تا ۷ مقایسه مقادیر میانگین Bias% برحسب درصد و RMSE بین تصاویر کم‌دوز ۵ و ۱۰ درصد با تصاویر فیلترشده ۴۰ بیمار توسط ۴ فیلتر بهینه و تصاویر استاندارد دوز در ۷۰ ناحیه مغزی نشان داده است.

در جدول ۴ و ۵ نیز مقادیر میانگین و انحراف معیار RMSE و Bias% میانگین گرفته‌شده در نواحی مختلف مغز، برای تصاویر فیلترشده ۴۰ بیمار توسط ۴ فیلتر بهینه و تصاویر کم‌دوز برای هر دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد ارائه شده است.

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله به ارزیابی عملکرد فیلترهای گاوسین، بای‌لترال، فیلتر میانگین غیرمحلی و تبدیل موجک پرداخته شده است. در ابتدا این فیلترها برای دو سطح دوز ۵ و ۱۰ درصد بهینه شدند و سپس فیلترهای بهینه بر روی ۴۰ تصویر مغزی PET کم‌دوز با مقدار ۵ درصد و ۴۰ تصویر مغزی PET کم‌دوز با مقدار ۱۰ درصد اعمال شدند. فیلتری بهترین عملکرد را در بهبود کیفیت تصویر خواهد داشت که بیشترین PSNR و کمترین RMSE را داشته باشد بنابراین با مقایسه مقادیر این دو معیار در جدول ۲ و ۳ نتیجه گرفته شد که فیلترهای بای‌لترال، گاوسین و میانگین غیرمحلی نسبت به فیلتر تبدیل موجک در هر دو سطح دوز عملکرد بهتری در کل ناحیه مغزی دارند. از مقایسه این ۳ فیلتر در سطح دوز ۵درصد در جدول ۲ مشاهده

[1] www.pmod.com
[2] Affine Transformation
[3] register

می‌شود که چون فیلتر میانگین غیرمحلی کمترین RMSE و بیشترین PSNR را دارد نتیجه می‌شود که در سطح دوز ۵درصد این فیلتر عملکرد بهتری نسبت به بقیه فیلترها در کل ناحیه مغزی دارد. از مقایسه این ۳ فیلتر در سطح دوز ۱۰درصد در جدول ۳ مشاهده می‌شود که چون فیلتر بای‌لترال کمترین RMSE و بیشترین PSNR را دارد نتیجه می‌شود که در سطح دوز ۱۰درصد این فیلتر عملکرد بهتری نسبت به بقیه فیلترها در کل ناحیه مغزی دارد. با بررسی دو جدول ۲ و ۳ مشاهده می‌شود که در تصاویر کم‌دوز با سطح دوز ۵ درصد مقادیر RMSE بیشتر از مقدار معادلشان در سطح دوز ۱۰ درصد هستند و مقادیر PSNR کمتر از مقادیر معادلشان در سطح دوز ۱۰ درصد هستند و بنابراین نتیجه می‌شود که با کاهش دوز عملکرد فیلترها به نسبت بدتر خواهد شد. همچنین با بررسی دو جدول ۲ و ۳ مشاهده می‌شود که هر سه فیلتر گاوسین، بای‌لترال و میانگین غیرمحلی توانسته‌اند که مقادیر PSNR و RMSE تصاویر فیلترشده در سطح دوز ۵ درصد را به مقادیر PSNR و RMSE تصویر کم‌دوز با مقدار ۱۰ درصد برسانند و درواقع با اعمال این فیلترها می‌توان به کیفیت تصویری در حد تصاویر کم‌دوز ۱۰ درصد دست پیدا کرد. البته دو فیلتر گاوسین و میانگین غیرمحلی حتی توانسته‌اند که کیفیت را نسبت به تصویر کم‌دوز سطح دوز ۱۰ درصد بهبود ببخشند و عملکرد بهتری نسبت به فیلتر بای‌لترال دارند.

با بررسی جدول ۵ که مربوط به مقادیر RMSE میانگین در ۷۰ناحیه مغزی‌ست، نیز مشاهده می‌شود که در تصاویر کم‌دوز بامقدار ۵ درصد مقادیر RMSE بیشتر از مقدار معادلشان در سطح دوز ۱۰ درصد هستند و بنابراین نتیجه می‌شود که با کاهش دوز عملکرد فیلترها به نسبت بدتر خواهد شد. همچنین مشاهده می‌شود که در هر دو سطح دوز سه فیلتر بای‌لترال، گاوسین و میانگین غیرمحلی عملکرد بهتری نسبت به تبدیل موجک دارند و البته فیلتر میانگین غیرمحلی توانسته است که کیفیت تصویر فیلترشده در سطح دوز ۵ درصد را به کیفیتی برساند که حتی از کیفیت تصویر کم‌دوز سطح ۱۰ درصد کمی بهتر است و بنابراین می شود نتیجه گرفت که این فیلتر عملکرد بهتری نسبت به بقیه فیلترها دارد.

با بررسی مقادیر RMSE در نواحی مختلف مغزی در سطح دوز ۵ درصد، بیشترین افت در مقدار RMSE در ناحیه رکتوس[1] و در تصویر فیلتر شده توسط فیلتر میانگین غیرمحلی مشاهده شد که میزان افت تقریبا برابر با ۵۲درصد است. کمترین افت در مقدار RMSE در ناحیه پل دماغی[2] و در تصویر فیلترشده توسط فیلتر تبدیل موجک مشاهده شد که میزان افت تقریبا برابر با ۳۷درصد است. با بررسی مقادیر RMSE در نواحی مختلف مغزی در سطح دوز ۱۰ درصد، بیشترین افت در مقدار RMSE در ناحیه حرکتی تکمیلی[3] و در تصویر فیلتر شده توسط فیلتر گاوسین مشاهده شد که میزان افت تقریبا برابر با ۴۶درصد است. کمترین افت در مقدار RMSE در ناحیه مخچه[4] و در تصویر فیلترشده توسط فیلتر تبدیل موجک مشاهده شد که میزان افت تقریبا برابر با ۳۴درصد است.

با بررسی مقادیر Bias% در جدول ۴ مشاهده می‌شود که فیلتر میانگین غیرمحلی بهترین عملکرد و فیلتر تبدیل موجک بدترین عملکرد را دارد. بطور کلی می توان نتیجه گرفت که فیلتر میانگین غیر محلی برای تصاویر PET با دوز کم عملکرد مناسبی دارد و می تواند نویز را بطور قابل توجه کاهش دهد بدون اینکه اطلاعات موجود در تصاویر PET را از بین ببرد (با توجه به پارامتر Bias%). در مطالعه بعدی با توجه به عملکرد فوق العاده روش‌های یادگیری عمیق، روش‌های بررسی شده در این مقاله با الگوریتم‌های یادگیری عمیق مقایسه می‌شوند.

[1] Rectus
[2] Pons
[3] Supp Motor Area
[4] Cerebellum

References

1. Kaplan S, Zhu Y-M. Full-dose PET image estimation from low-dose PET image using deep learning: a pilot study. Journal of digital imaging. 2019;32(5):773-8.
2. Wang Y, Zhou L, Yu B, Wang L, Zu C, Lalush DS, et al. 3D auto-context-based locality adaptive multi-modality GANs for PET synthesis. IEEE transactions on medical imaging. 2018;38(6):1328-39.
3. Arabi H, Zeraatkar N, Ay MR, Zaidi H. Quantitative assessment of inter-crystal scatter and penetration in the PET subsystem of the FLEX triumph preclinical multi-modality scanner. Iranian Journal of Nuclear Medicine. 2010;18(Supplement 1):40.
4. Arabi H, Zaidi H. Deep learning-guided estimation of attenuation correction factors from time-of-flight PET emission data. Medical Image Analysis. 2020;64:101718.
5. Mehranian A, Arabi H, Zaidi H. Quantitative analysis of MRI-guided attenuation correction techniques in time-of-flight brain PET/MRI. Neuroimage. 2016;130:123-33.
6. Khorami Moghadam A, Fallah Mohammadi G, Mardanshahi A, Ehsani S. Patient Dose Estimation in Conventional Radiography Examinations in Referral Governmental Hospitals, Sari, Iran. Journal of Mazandaran University of Medical Sciences. 2016;26(142):222-7.
7. Fallah Mohammadi G. Assessment of Contrast Media Volume Injected and Image Contrast in Abdominal Pelvic CT Scan and Related Factors in Referral Hospitals in Mazandaran, Iran. Journal of Mazandaran University of Medical Sciences. 2021;30(194):62-70.
8. Xu J, Gong E, Pauly J, Zaharchuk G. 200x low-dose PET reconstruction using deep learning .arXiv preprint arXiv:171204119. 2017.
9. Sanaat A, Arabi H, Mainta I, Garibotto V, Zaidi H. Projection Space Implementation of Deep Learning–Guided Low-Dose Brain PET Imaging Improves Performance over Implementation in Image Space. Journal of Nuclear Medicine. 2020;61(9):1388-96.
10. Arabi H, Zaidi H. Applications of artificial intelligence and deep learning in molecular imaging and radiotherapy. European Journal of Hybrid Imaging. 2020;4(1):1-23.
11. Bland J, Mehranian A, Belzunce MA, Ellis S, McGinnity CJ, Hammers A, et al. MR-guided kernel EM reconstruction for reduced dose PET imaging. IEEE transactions on radiation and plasma medical sciences. 2017;2(3):235-43.
12. Arabi H, Zaidi H. Spatially guided nonlocal mean approach for denoising of PET images .Medical physics. 2020;47(4):1656-69.
13. Arabi H, Zaidi H. Improvement of image quality in PET using post-reconstruction hybrid spatial-frequency domain filtering. Physics in medicine and biology. 2018;63(21):215010.
14. Arabi H, Zaidi H. Non-local mean denoising using multiple PET reconstructions. Annals of Nuclear Medicine. 2020:1-11.
15. Yu S, Muhammed HH, editors. Noise type evaluation in positron emission tomography images. 2016 1st International Conference on Biomedical Engineering (IBIOMED); 2016 :IEEE.
16. Guo S, Sheng Y, Chai L, Zhang J, editors. Graph Filtering Approach to PET Image Denoising. 2019 1st International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI); 2019: IEEE.
17. Hofheinz F, Langner J, Beuthien-Baumann B, Oehme L, Steinbach J, Kotzerke J, et al. Suitability of bilateral filtering for edge-preserving noise reduction in PET. EJNMMI research. 2011;1(1):1-9.
18. Banterle F, Corsini M, Cignoni P, Scopigno R, editors. A low- memory, straightforward and fast bilateral filter through subsampling in spatial domain. Computer Graphics Forum; 2012: Wiley Online Library..
Buades A, Coll B, Morel J-M, editors. A non-local algorithm for image denoising. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05); 2005: IEEE.
19. Peng Z, Chu F. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography. Mechanical systems and signal processing. 2004;18(2):199-221.
20. Jensen A, la Cour-Harbo A . Ripples in mathematics: the discrete wavelet transform: Springer Science & Business Media; 2001.
21. Häggström I, Schmidtlein CR, Campanella G, Fuchs TJ. DeepPET: A deep encoder–decoder network for directly solving the PET image reconstruction inverse problem. Medical image analysis. 2019;54:253-62.

Original Article

Comparison of the performance of denoising filters in improving the quality of low-dose brain PET images with two dose levels of 5% and 10%

Received: 30/05/2022 - Accepted: 06/08/2022

Mohammad-Saber Azimi [1]
Alireza Kamali-asl [2]
Mohammad-Reza Ay[3]
Hossein arabi [4]

[1] *Department of Medical Radiation Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran*
[2] *Department of Medical Radiation Engineering, Faculty of Medical Radiation Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran*
[3] *Department of Medical Physics and BioMedical Engineering, Tehran University of Medical Sciences*
[4] *Division of Nuclear Medicine and Molecular Imaging, Geneva University Hospital, Geneva CH-1211, Switzerland*

Email: a_kamali@sbu.ac.ir

Abstract

Introduction: Positron Emission tomography (PET) as a nuclear medicine imaging modality is increasingly used in clinical practice to diagnose disease and cancer. To achieve a high-quality PET image for diagnostic purposes, a standard dose of radioactive tracer must be injected into the patient's body, which increases the risk of radiation damage. However, reducing the tracer dose leads to increase in noise and decrease in the signal-to-noise ratio and the quality of the PET. This paper aims to evaluate the performance of Gaussian filter, Bilateral filter, Non-Local Mean and Wavelet Transform filters in improving the quality of low-dose PET images.

Materials and Methods: First, these filters were optimized separately for two dose levels, and then the optimal filters were applied to 40 PET brain images with a 5% and 10% dose leveles. Finally, the performance of these filters was evaluated and compared using PSNR, RMSE criteria in the whole brain and RMSE and Bias criteria in different areas of the brain (e.g, thalamus, cerebellum, putamen, etc.).

Results: Examination of the whole brain showed at both dose levels, Bilateral, Gaussian, and Non-Local Mean, performed better than Wavelet Transform and were able to improve the quality of the filtered image at the 5% dose level to 10%. However, examination of bias values in different areas of the brain showed the Non-Local Mean filter has the best performance and the Wavelet Transform filter has the worst performance.

Conclusion: The best performance was obtained by the Non-Local Mean filter and the worst performance was obtained by the Wavelet Transform filter.

Key words: Denoising Low-Dose PET image, Bilateral Filter, Gaussian Filter, Wavelet Transform Filter, Non-Local Mean Filter

Acknowledgement: There is no conflict of interest