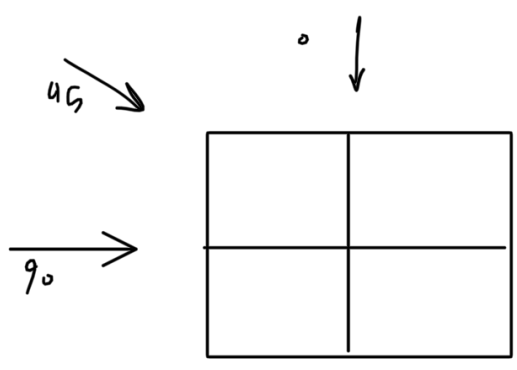


1

نویس و ۲ هاب اساس
(۹) صفتی ۲۴ اسلاید هاب پرو
ب آت در نظر گرفته
شده اند.



3^{v=2} 9^{v=1} 5^{v=1}
5^{v=1}
2 12^{v=2}

10^{v=2} 7^{v=1}
13^{v=1} 1^{v=2}

$\mu = 17$

$10+8+9$ $+3$	$7+2+5$ $+9$
$10+7+12$ $+9$	$7+8+12$ $+5$

26	23
38	32

9	6
21	15

$\div (4^{-1})$
تغییر مقیاس

3	2
7	5

— خوب
— خفانی

(b) به توجه به اینکه استخوان بیشترین جذب کننده رادیو اکتیو است و مقدار جذب کننده را دارد پس ۷ مربوط به استخوان و ۲ مربوط به هوا است.

(c) Back Propagation از تفرمعت نسبت به سیه روش های Reconstruction به علت سادگی سریع تر است.
(در مقایسه با روش های iterative, filtered BP)

اما از نظر حساسیت به نویز بسیار به است و محدودیت تصاویر فوینزی و artifact دار تولید می کند
هم چنین از نظر حافظه به علت ذخیره کردن مقدار زیادی تصویر reconstructed نیازمند حافظه زیادی است.

به همین دلیل برای تولید تصاویر High resolution به سیه روش های Reconstruction با پیچیدگی زمانی بیشتر
روی می آوریم.

(2) بهفت های مختلف دارای میرایی های به نسبت متفاوت هستند و به همین دلیل برای رادیو و خارج کردن هسته ای از synchrony و تغییرات، پویایی عکس برداری و contrast ایجاد می شود.

(ط) در نظر گرفتن $\omega \rightarrow \infty$ می توان به پویای گینال رسید، یعنی متناوب گینال را حذف کرده و فقط اطلاعات بهفت باقی می ماند. به عبارتی این تغییر جهت میدان B مؤثر در ایجاد شار، حذف می شود.

(c) Larmor law: $\omega = \gamma B = 42.5 \frac{\text{MHz}}{\text{T}} \times (2.6 + 0.32 |z|_{z=2})$
 $= 136 \text{ MHz}$

$S(t) = N \sin \theta \omega \cos(\omega t) \Rightarrow 68 \times 10^7 \text{ MHz} = 10^7 \sin \theta 136 \text{ MHz}$
 $\Rightarrow \sin \theta = \frac{68}{136} = \frac{1}{2} \Rightarrow \theta = \frac{\pi}{6}$

(3) $N_1 = N_0 e^{-\int_0^{L_1} 2x^2 dx} = N_0 e^{-\frac{2}{3} L_1^3}$

$N_2 = N_1 e^{-\int_0^{L_2} x+3 dx} = N_1 e^{-(\frac{L_2^2}{2} + 3L_2)}$

$N_3 = N_2 e^{-\int_0^{L_3} \frac{1}{x^2+1} dx} = N_2 e^{-(\tan^{-1}(L_3))}$
 $= N_1 e^{-(\frac{L_2^2}{2} + 3L_2) - (\tan^{-1}(L_3))}$

$= N_0 e^{-(\frac{2}{3} L_1^3) - (\frac{L_2^2}{2} + 3L_2) - (\tan^{-1}(L_3))}$

(4) (a) سیستم PET-CT دیجیتال از Silicon-Photomultipliers استفاده می کنند.

(b) ورودی شبکه یک تصویر channel که ترکیب تصویر PET و CT 2.5d است.

هدف از این کار بررسی فرمیه ای است که تصویر آن به بررسی تصویر PET 2.5d CT و 2.5d PET است. هدف از این کار بررسی فرمیه ای است که تصویر آن به بررسی تصویر PET 2.5d CT و 2.5d PET است.

معماری شبکه: به نسبت کلی شبکه GAN شامل دو مولفه Discriminator و generator هستند که در image-to-image task ورودی generator یک تصویر و خروجی آن یک تصویر در target است. Discriminator باید تصویر real و fake را تمیز دهد. در این مقاله از معماری مبتنی بر Pix2PixHD استفاده شده است که برخلاف آن از 2 شبکه generator استفاده شده است که در دو رزولوشن مختلف برای aggregate کردن feature های local و global است. Discriminator multi-scale است که از 3 discriminator مجزا برای scale های مختلف تصویر عمل می کند.

Conv (7x7) + avg Pooling

img_size = 224x224

Batch_size = 4

LR = 0.002

Epochs = 100

LR decay after 50 epoch

3 configurations for training: (1) ExtremePET, CT, group convolution; (2) ExtremePET, CT, group convolution; (3) ExtremePET, CT, group convolution

Evaluation

200 test studies: (SSIM) structural similarity Index measure; (PSNR) peak signal to noise Ratio; (MAE) mean absolute error; human evaluation (4) 50 studies; 200 test studies

For best score, voxel space, lesion SUV reconstruction quality, synthetic PET images, PSNR, MAE, SSIM, ultra-short PET, M3, M2, M1

(patient-based) lesion detection: sensitivity = 79%, specificity = 100%

lesion-based: detection rate for all lesions = 65%; PERCIST-measurable lesions = 78%; non-measurable lesions = 22%

patient-based: detection rate for all lesions = 79%; PERCIST-measurable lesions = 89%; non-measurable lesions = 96%

6

a Adversarial attack in DL: تصادم بین شبکه و نویز (noise) یا تصادم بین نویز و مدل (artefact). نویز یعنی داده‌ای که در داده‌ها نیست اما به دلیل خطای مدل در آن دیده می‌شود. adversarial example می‌تواند باعث پیش بین اشتباه مدل شود. در این حالت کاربران اعتمادشان نسبت به این سیستم‌ها از بین می‌رود.

b Labelling, annotation در تصویر پزشکی به افراد متخصص نیاز دارند به همین علت کار آن زمان به است. دیتای غیر متعادل در شبکه‌های عصبی باعث bias شدن و پیش بین کلاسی‌های خاص می‌شود و در چه Prediction, overfitting و diagnosis می‌شود.

برای جبران کمبود data یک راه حل تولید دیتای مصنوعی است. (data augmentation)

c کاربران به معیارهای عددی مانند accuracy و f_1 اعتماد ندارند زیرا نمی‌دانند این که مدل چگونه در یک نتیجه را تولید کرده نیاز دارند. به همین علت XAI به وجود آمده است تا این gap را پر کند و به همین دلیل DL به طایف ML، سریعه از اطلاعات Visual استفاده می‌کنند پس Visual explainability بسیار تایی اعتمادده برای کاربران نسبت به معیارهای عددی است.

Method ها: 1

1 local interpretable model agnostic explainer (LIME)
2 gradient-base class activation map. (grad-CAM)

3 class activation map (CAM)

d در توضیح به بین model-agnostic مستقل از معیار مدل عمل می‌کند و flexible هسته چون به مدل وابسته نیست.

مدل‌های model-specific وابسته به معیار مدل خاص است از جمله معیار، ابعاد و ... است و برای مدل‌های مختلف کاربرد نیست و از مزایای آن، توضیحات ارائه شده برای آن مدل دقیق‌تر و جزئی‌تر است و به عبارتی مخصوص آن مدل است.