

به نام خدا

تمرین سری دوم
درس تحلیل هوشمند تصاویر زیست پزشکی
دکتر محمد حسین رهبان

فرزان رحمانی
۴۰۳۲۱۰۷۲۵

سوال اول

۱. تابش اشعه ایکس برای بافت زنده خطرناک است، زیرا نوعی پرتو ionizing است که انرژی کافی برای یونیزه کردن اتم ها و مولکول های سلول های بیولوژیکی را حمل می کند. هنگامی که اشعه ایکس به بدن نفوذ می کند، می تواند با شکستن پیوندهای شیمیایی در ساختار DNA باعث ضایعات DNA (DNA lesions) شود. اگر مکانیسم های ترمیم سلولی آسیب را به درستی برطرف نکنند، این ضایعات DNA می توانند منجر به جهش DNA (DNA mutations) شوند. جهش های DNA ترمیم نشده یا نادرست می توانند عملکرد طبیعی سلول را مختل کنند و به طور بالقوه منجر به سرطان یا سایر اختلالات ژنتیکی شوند، زیرا در توانایی سلول برای کنترل رشد و تقسیم اختلال ایجاد می کنند.

تابش اشعه ایکس نوعی از تشعشعات یونیزه است که می تواند باعث آسیب مستقیم و غیرمستقیم DNA شود:

آسیب مستقیم DNA:

- هنگامی که فوتون های اشعه ایکس مستقیماً با مولکول های DNA برهمکنش می کنند، می توانند پیوندهای شیمیایی را در ساختار DNA بشکنند.
- این می تواند باعث شکستگی های تک رشته ای (SSBs) یا شکستگی های خطرناک دو رشته ای (DSBs) در مارپیچ DNA شود.
- DSB ها به ویژه خطرناک هستند زیرا تعمیر صحیح سلول ها برای سلول ها سخت تر است.

آسیب غیر مستقیم DNA:

- اشعه ایکس می تواند مولکول های آب را در سلول ها یونیزه کند و رادیکال های آزاد ایجاد کند (به ویژه رادیکال های هیدروکسیل $\text{OH}\cdot$)
- سپس این گونه های اکسیژن فعال (ROS) می توانند به DNA حمله شیمیایی کنند.
- این منجر به تغییرات پایه و شکستن رشته می شود.

جهش DNA ممکن است زمانی رخ دهد که:

- مکانیسم های ترمیم DNA سلول در ترمیم آسیب به درستی شکست می خورند.
- ترمیم نادرست منجر به تغییرات دائمی در کد ژنتیکی می شود.
- این جهش ها به طور بالقوه می توانند منجر به موارد زیر شوند:
 - مرگ سلولی
 - از دست دادن عملکرد سلولی
 - اگر جهش ها بر ژن های کنترل کننده رشد سلول تأثیر بگذارند، منجر به تبدیل سرطانی می شوند.

¹ single-strand breaks

² double-strand breaks

(آ) می توان نتیجه گرفت که بافت سبز (در b) دارای جذب انرژی بیشتری نسبت به بافت قرمز (در a) است.

استدلال:

- در هر دو مورد، فوتون ورودی انرژی یکسانی دارد.
- بافت قرمز (a) به دو برهمکنش متوالی فوتون برای تولید یک جفت الکترون- فوتون (Compton Scattering) نیاز دارد.
- بافت سبز (b) می تواند یک جفت الکترون- فوتون (Compton Scattering) را تنها با یک برهمکنش فوتون ایجاد کند.
- این نشان می دهد که بافت سبز در جذب و تبدیل انرژی فوتون به جداسازی ذرات (جفت الکترون- فوتون) کارآمدتر است.
- بافت سبز می تواند با یک فعل و انفعال به چیزی برسد که بافت قرمز برای انجام آن به تجمیع جذب انرژی از دو فعل و انفعال نیاز دارد.

(ب) توضیح فرآیند شکل a: فوتون با هر بار برخورد به بافت قرمز بخشی از انرژی خود را از دست می دهد. در اولین بار جذب انرژی به میزانی که Compton Scattering رخ بدهد نیست. اما پس از تابش دوباره به این بافت، فرایند Compton Scattering اتفاق می افتد (آزاد شدن الکترون و فوتون با انرژی کمتر) که ناشی از تجمیع انرژی در دوباره تابش است. توضیح بیشتر در ادامه آمده است.

دنباله موجود در شکل a یک فرآیند تعامل چند مرحله ای را نشان می دهد:


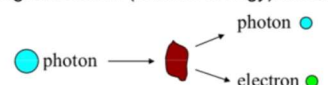
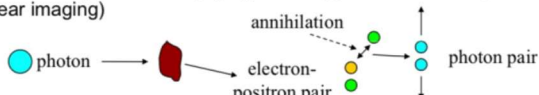
- برهم کنش اولیه: یک فوتون (نقطه آبی) با اولین بافت قرمز برخورد می کند.
- انتقال: با جذب انرژی ناکافی در بافت فوتون (برای Compton Scattering) فوتون از اولین بافت قرمز عبور می کند ولی باعث جدا شدن ذرات نمی شود.
- برخورد دوم با بافت: فوتون دوباره به بافت تابیده شده و دوباره به بافت قرمز برخورد می کند.
- برهمکنش نهایی: در برهمکنش دوم، نهایتاً جذب انرژی تجمعی کافی وجود دارد که باعث نکات زیر می شود:
 - جدا شدن به الکترون (نقطه زرد) و فوتون (نقطه آبی) (Compton Scattering)
 - این نشان می دهد که بافت برای غلبه بر آستانه انرژی اتصال لازم برای جداسازی ذرات، به انرژی حاصل از دو برهمکنش نیاز دارد.

این فرآیند دو مرحله ای در بافت قرمز در مقابل فرآیند تک مرحله ای در بافت سبز، بازده جذب انرژی متفاوتی را بین بافت ها نشان می دهد، حتی زمانی که در معرض فوتون هایی با همان انرژی اولیه قرار می گیرند.

همچنین توضیحات بیشتر راجع به تعامل اشعه ایکس با ماده در اسلاید های درس آمده است:

X-Ray Interaction with matter

Three types of interaction with matter:

- *photo-electric absorption*: absorption of a photon by an atom and release of an electron along the same direction (*ionizes*)
- 
- *Compton scattering*: only partial absorption of photon energy. The photons changes direction (at lower energy) and an electron also gets released.
- 
- *Pair production*: when photon energy $> 1.02 \text{ MeV}$, an electron-positron pair may form. Soon, the positron annihilates with another electron. Two photons form, flying in two opposite directions (used in nuclear imaging)
- 

۳. برای محاسبه شدت R4 و R5، می‌توانیم از مفهوم تضعیف اشعه ایکس (attenuation of X-ray) یا سایر اشکال تشعشع هنگام عبور از مواد مختلف (در این مورد، بافت‌ها) استفاده کنیم. فرمول کلی برای تضعیف شدت از طریق یک ماده با عرض a با ضریب تضعیف $\mu(x)$ است:

$$I = I_0 e^{-\int_0^l \mu(x) dx}$$

که:

- I_0 شدت اولیه قبل از ورود به ماده است.
- $\mu(x)$ ضریب تضعیف متغیر به عنوان تابعی از موقعیت x است.
- a عرض ماده است.

در این مورد:

۱. منطقه ۱ دارای ضریب تضعیف $\mu_1(x) = x^2$ و عرض a_1 است.
۲. منطقه ۲ دارای ضریب تضعیف $\mu_2(x) = e^x$ و عرض a_2 است.
۳. منطقه ۳ دارای ضریب تضعیف $\mu_3(x) = x + 1$ و عرض a_3 است.

شدت R4 نشان دهنده شدت باقی مانده پس از عبور متوالی از مناطق ۱، ۲ و ۳ است، در حالی که R5 نشان دهنده شدت پس از عبور از مناطق ۱ و ۳ تنها (با دور زدن منطقه ۲) است.

بباید R4 و R5 را به صورت نمادین بر حسب R0 و پارامترهای داده شده محاسبه کنیم.

شدت بعد از منطقه ۱ $(R1, R3)$:

$$R1 = R3 = R0 e^{-\int_0^{l_1} x^2 dx}$$

شدت بعد از منطقه ۲ $(R2)$:

$$R2 = R1 e^{-\int_0^{l_2} e^x dx} = R0 e^{-\int_0^{l_1} x^2 dx} e^{-\int_0^{l_2} e^x dx}$$

شدت بعد از منطقه ۳ $(R4)$:

$$R4 = R2 e^{-\int_0^{l_3} (x+1) dx} = R0 e^{-\int_0^{l_1} x^2 dx} e^{-\int_0^{l_2} e^x dx} e^{-\int_0^{l_3} (x+1) dx}$$

شدت فقط بعد از مناطق ۱ و ۳ $(R5)$:

$$R5 = R3 e^{-\int_0^{l_3} (x+1) dx} = R0 e^{-\int_0^{l_1} x^2 dx} e^{-\int_0^{l_3} (x+1) dx}$$

بباید هر انتگرال را محاسبه کنیم.

انتگرال $(\mu_1(x) = x^2)$:

$$\int_0^{l_1} x^2 dx = \left[\frac{x^3}{3} \right]_0^{l_1} = \frac{l_1^3}{3}$$

انتگرال $(\mu_2(x) = e^x)$:

$$\int_0^{l_2} e^x dx = [e^x]_0^{l_2} = e^{l_2} - 1$$

انتگرال $(\mu_3(x) = x + 1)$:

$$\int_0^{l_3} (x + 1) dx = \left[\frac{x^2}{2} + x \right]_0^{l_3} = \frac{l_3^2}{2} + l_3$$

عبارات نهایی برای R4 و R5:

این نتایج را با معادلات R4 و R5 جایگزین میکنیم:

شدت R4:

$$R4 = R0 e^{-\frac{l_1^3}{3}} e^{-(e^{l_2}-1)} e^{-\left(\frac{l_3^2}{2}+l_3\right)}$$

$$R4 = R0 e^{-\frac{l_1^3}{3}-(e^{l_2}-1)-\left(\frac{l_3^2}{2}+l_3\right)}$$

شدت R5:

$$R5 = R0 e^{-\frac{l_1^3}{3}} e^{-\left(\frac{l_3^2}{2}+l_3\right)}$$

$$R5 = R0 e^{-\frac{l_1^3}{3}-\left(\frac{l_3^2}{2}+l_3\right)}$$

این عبارات نهایی برای R4 و R5 با توجه به شدت اولیه R0، عرض l_1 ، l_2 ، l_3 ، و توابع تضعیف داده شده هستند.

سوال دوم

۱. در تصویربرداری CT، برش ضخیم (thick slice) و برش نازک (thin slice) به ضخامت برش های تصویر گرفته شده توسط اسکنر اشاره دارد که می تواند به طور قابل توجهی بر کیفیت تصویر، دوز تابش، زمان اسکن، نویز و کاربردهای بالینی تأثیر بگذارد. در اینجا مقایسه دقیق برش های ضخیم و نازک بر اساس این پارامترها وجود دارد:

آ. زمان

- برش ضخیم: از آنجایی که برش های کمتری برای پوشش همان حجم مورد نیاز است، زمان اکتساب و بازسازی کوتاه تر است. این باعث می شود که برش های ضخیم برای اسکن های اولیه یا تصویربرداری با منطقه بزرگ سریعتر شوند.
- برش نازک: زمان اسکن و بازسازی به دلیل تعداد بیشتر برش های مورد نیاز طولانی تر است. برش های نازک به زمان پردازش و ذخیره داده بیشتری نیاز دارند که می تواند روند کار اسکن تا تشخیص را کند کند.

ب. دوز

- برش ضخیم: معمولاً شامل دوز کمتر تابش در هر اسکن می شود زیرا برش های کمتر، کل قرار گرفتن در معرض مورد نیاز را کاهش می دهد. برش های ضخیم اغلب برای محدود کردن قرار گرفتن در معرض تشعشع بیمار در زمانی که جزئیات فضایی بالا حیاتی نیست انتخاب می شوند.
- برش نازک: به دلیل افزایش تعداد برش ها به دوز تشعشع بالاتری نیاز دارد. برش های نازک به دلیل وضوح فضایی بالاتر از نظر دوز تقاضای بیشتری دارند، اما می توان از تکنیک های کاهش دوز برای کاهش آن استفاده کرد.

پ. رزولوشن (کیفیت تصویر)

- برش ضخیم: وضوح فضایی کمتری را در محور z (جهت عمق) ارائه می دهد که می تواند منجر به کاهش جزئیات آناتومیک شود. این امر تجسم ساختارهای کوچک یا آسیب شناسی های ظریف را دشوارتر می کند.
- برش نازک: وضوح فضایی بالاتری را به خصوص در محور z ارائه می دهد. برش های نازک امکان تجسم جزئیات آناتومیک کوچک و تغییرات ظریف در بافت را فراهم می کند که برای تشخیص دقیق در شرایط خاص (مانند ضایعات کوچک یا شکستگی) بسیار مهم است.

ت. نویز

- برش ضخیم: نویز کمتری در تصویر به دلیل افزایش اثر میانگین حجم برش ها ایجاد میکند. برش های ضخیم تر، داده های بیشتری را از بافت های مجاور ترکیب می کنند، که به کاهش نویز کمک می کند و تصویر را smooth تر می کند.
- برش نازک: سطوح نویز بالاتر به دلیل کاهش میانگین حجم رایج است، زیرا هر برش حجم کمتری را نشان می دهد. نویز در تصویربرداری با برش نازک، به ویژه در اسکن های با دوز پایین، یک اشکال است، اما الگوریتم های بازسازی پیشرفته مانند iterative reconstruction می توانند به کاهش آن کمک کنند.

ث. کاربرد

برش ضخیم:

- اغلب در سی تی اسکن های اولیه یا غربالگری استفاده می شود که در آن یک مرور کلی کافی است.
- در مواردی که جزئیات زیاد ضروری نیست، مانند اسکن کل بدن، تصویربرداری معمول از قفسه سینه یا شکم، یا هنگام ارزیابی ساختارهای آناتومیک بزرگتر مفید است.
- مناسب برای ارزیابی های سریع و تصویربرداری بعدی که در آن یک نمای کلی بدون نیاز به دقت بالا کافی است.

برش نازک:

- معمولاً در تصویربرداری با جزئیات بالا، مانند تصویربرداری مغز، قلب و ریه که در آن تغییرات ظریف برای تشخیص حیاتی هستند، استفاده می شود.
- برای مطالعات آنژیوگرافی و کاربردهای بازسازی سه بعدی ضروری است، زیرا برش های نازک امکان رندر حجمی دقیق تر و تجسم آناتومیک را فراهم می کند.
- در oncology برای تشخیص ضایعات کوچک، ردیابی پیشرفت تومور یا برنامه ریزی دقیق پرتودرمانی مفید است.
- در تصویربرداری ارتوپدی برای تجسم شکستگی های ظریف یا جزئیات ساختاری استخوان ها و مفاصل مهم است.

نکته های کلیدی

- برش های ضخیم معمولاً سریع تر هستند، تشعشع کمتری دارند و برای اسکن های عمومی که جزئیات زیاد ضروری نیست، مناسب هستند.
- برش های نازک رزولوشن بهتری را با هزینه زمان اسکن طولانی تر و نویز افزایش یافته ارائه می دهند، و آنها را برای کاربردهای بالینی خاص و جزئیات محور که در آن دقت بسیار مهم است، ایده آل می کند.

Parameter	Thick Slice	Thin Slice
Time	Shorter	Longer
Dose	Lower	Higher
Resolution	Lower (poor z-axis detail)	Higher (better z-axis detail)
Noise	Less	More
Application	Screening, whole-body scans, follow-ups	Detailed imaging, oncology, orthopedics, angiography

۲.

Handwritten mathematical process for matrix reduction:

Initial matrices at different angles:

- 0° : $\begin{bmatrix} 8 & 8 \\ 9 & 9 \end{bmatrix}$
- 45° : $\begin{bmatrix} 11 & 5 \\ 1 & 11 \end{bmatrix}$
- 90° : $\begin{bmatrix} 5 & 12 \\ 5 & 12 \end{bmatrix}$
- 135° : $\begin{bmatrix} 4 & 6 \\ 6 & 7 \end{bmatrix}$

Summation and reduction steps:

Summation (+): $\Rightarrow \text{total: } \begin{bmatrix} 29 & 32 \\ 20 & 38 \end{bmatrix}$

Subtraction (\ominus) of 17 (sum of all elements): $8+9=11+1+5=17$

Resulting matrix: $\begin{bmatrix} 12 & 15 \\ 3 & 21 \end{bmatrix}$

Division (\div) by 3: $\begin{bmatrix} 4 & 5 \\ 1 & 7 \end{bmatrix}$

Final matrix (labeled "ماتریس اصلی" - Original Matrix): $\begin{bmatrix} 4 & 5 \\ 1 & 7 \end{bmatrix}$

Interpretation of the final matrix:

بابت به اینکه یافت استخوان مقدار جذب بالاتر دارد و هوا مقدار جذب پایین تری دارد پس می توان گفت که بیشترین مقدار ماتریس اصلی یعنی 7 احتمالاً مربوط به استخوان است و کمترین مقدار آن یعنی 1 احتمالاً مربوط به هواست.

Final matrix with labels:

هوا (Air) points to the value 1 (Min).

استخوان (Bone) points to the value 7 (Max).

سوال سوم

۱. کاربردهای میدان مغناطیسی (Magnetic Field)، سیم پیچ گرادیان (Gradient Coil)، و سیم پیچ RF (RF Coil) در تصویربرداری MRI

میدان مغناطیسی (B_0):

- میدان مغناطیسی اصلی در MRI که توسط آهنرباهای قدرتمند، معمولاً آهنرباهای ابررسانا ایجاد می شود.
- این یک میدان مغناطیسی یکنواخت ایجاد می کند که گشتاورهای مغناطیسی هسته های هیدروژن (پروتون ها) را در بدن هماهنگ می کند.
- قدرت میدان مغناطیسی که در واحد تسلا (T) اندازه گیری می شود، فرکانس تشدید پروتون ها را تعیین می کند، بنابراین بر کیفیت و وضوح تصاویر تأثیر می گذارد.
- میدان های مغناطیسی قوی تر معمولاً به تصاویری با وضوح بالاتر منجر می شوند، زیرا تفاوت بین بافت ها را با زمان های آرامش متفاوت افزایش می دهند.

سیم پیچ گرادیان:

- سیم پیچ های گرادیان برای تغییر مکانی قدرت میدان مغناطیسی در جهات مختلف (محورهای x، y و z) استفاده می شود.
- آنها تغییرات کوچک و موضعی در میدان مغناطیسی ایجاد می کنند و به دستگاه MRI اجازه می دهند تا با تنظیم فرکانس لارمور (Larmor frequency) پروتون ها در آن نواحی، برش های خاصی از بافت را برای تصویربرداری انتخاب کند. (localization)
- با اعمال گرادیان های مختلف، اسکنر MRI می تواند رمزگذاری فضایی ایجاد کند که به ساخت تصاویر سه بعدی دقیق از بدن کمک می کند.
- گرادیان ها MRI را قادر می سازد تا بر برش های خاص (برای تصویربرداری دو بعدی) تمرکز کند و برای تکنیک هایی مانند تصویربرداری echo-planar و تصویربرداری diffusion حیاتی است.

سیم پیچ RF (Radiofrequency):

- سیم پیچ های RF وظیفه انتقال و دریافت سیگنال های فرکانس رادیویی در فرکانس Larmor را بر عهده دارند که پروتون ها را در برش بافت انتخاب شده تحریک می کند.
- تحریک ایجاد شده توسط پالس RF مغناطش پروتون ها را از همراستایی با میدان مغناطیسی اصلی دور می کند و رزونانس را آغاز می کند.
- پس از خاموش شدن پالس RF، سیم پیچ RF سیگنال ساطع شده توسط پروتون ها را تشخیص می دهد که آنها به حالت اولیه خود باز می گردند و سیگنالی را ایجاد می کند که برای تشکیل تصویر استفاده می شود.
- انواع مختلفی از سیم پیچ های RF (surface coils, volume coils, phased-array coils) بسته به نیازهای تصویربرداری و ناحیه ای از بدنه مورد اسکن استفاده می شوند.

۲. چه زمانی پدیده رزونانس در بافت رخ می دهد؟

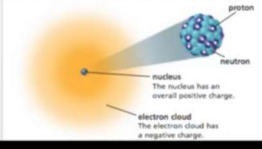
- هنگامی که پالس فرکانس رادیویی (RF) اعمال شده توسط سیم پیچ RF با فرکانس لارمور (Larmor frequency) پروتون های هیدروژن درون بافت مطابقت داشته باشد رزونانس در بافت رخ می دهد.
- در این فرکانس، پروتون ها انرژی را از پالس RF جذب می کنند و برانگیخته می شوند و باعث می شوند که از همسویی خود با میدان مغناطیسی اصلی دور شوند.
- این تغییر تراز موقتی است، زیرا هنگامی که پالس RF خاموش می شود، پروتون ها به حالت تعادل باز می گردند و انرژی جذب شده را آزاد می کنند و سپس توسط سیستم MRI برای ایجاد تصویر شناسایی می شود.

Nuclear Magnetic Resonance:

Certain atomic nuclei demonstrate the ability to absorb and re-emit radiofrequency energy when placed in a magnetic field.

The Atomic Model


Atoms are made of protons, neutrons, and electrons.



Particle Charges and Mass

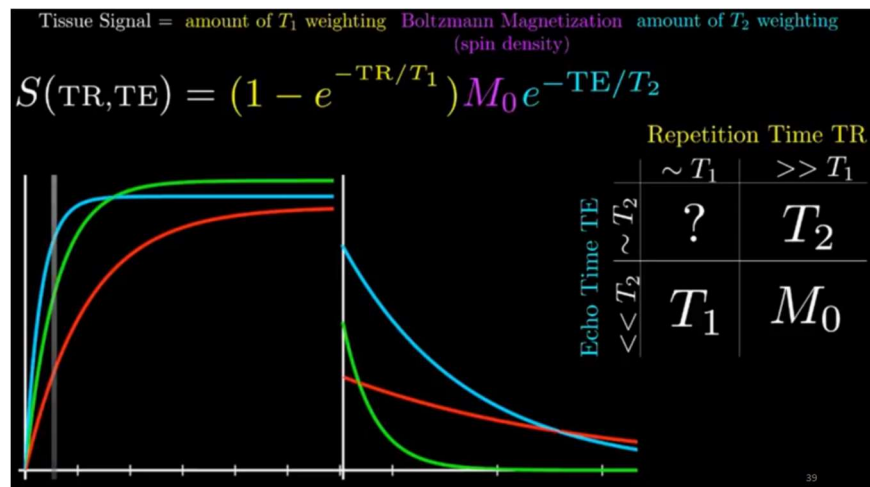
Particle	Relative Mass	Relative Charge
Electron	1	-1
Proton	2000	+1
Neutron	2000	0

${}^1\text{H}$ ${}^4\text{He}$
 ${}^6\text{Li}$ ${}^{12}\text{C}$
 ${}^{19}\text{F}$ ${}^{129}\text{Xe}$
 ${}^{67}\text{Zn}$ ${}^{18}\text{F}$
 ${}^{16}\text{O}$



۳. زمان اکو (TE: Echo Time) و زمان تکرار (TR: Repetition Time)

(آ) توضیح و الزامات تصویربرداری T1 و T2



زمان اکو (TE):

- TE زمان بین اعمال پالس RF و پیک سیگنال اندازه گیری شده توسط گیرنده MRI است.
- تعیین می کند که قبل از اندازه گیری سیگنال، چه مقدار فروپاشی T2 (transverse relaxation) رخ داده است.
- تصویربرداری با وزن T2: TE نسبتاً طولانی تنظیم می شود تا اجازه دهد T2 decay بیشتر رخ دهد و تفاوت در زمان های T2 relaxation بین بافت ها را افزایش دهد (به عنوان مثال، آب در مقابل چربی).
- تصویربرداری با وزن T1: TE کوتاه است، اثرات T2 را به حداقل می رساند و در عوض تفاوت در زمان T1 relaxation را افزایش می دهد.

زمان تکرار (TR):

- TR زمان بین پالس های متوالی RF اعمال شده در محل بافت یکسان است.
- تعیین می کند که چه مقدار بهبودی T1 (longitudinal relaxation) قبل از پالس تحریک بعدی رخ داده است.
- تصویربرداری با وزن T1: TR کوتاه نگه داشته می شود، بنابراین زمان کمتری برای ایجاد longitudinal relaxation وجود دارد و کنتراست T1 بین بافت ها را افزایش می دهد.
- تصویربرداری با وزن T2: TR طولانی است تا امکان آرامش کامل T1 را فراهم کند، بنابراین تأثیر T1 را به حداقل می رساند و اجازه می دهد کنتراست T2 غالب شود.

(M0: Equilibrium Magnetization) به دستیابی به تعادل مغناطیسی

برای دستیابی به تعادل مغناطیسی (M0: Equilibrium Magnetization)، که حداکثر مغناطیسی ممکن در امتداد میدان مغناطیسی اصلی است، مقادیر TE و TR باید به صورت زیر انتخاب شوند:

- TE باید تا حد امکان کوتاه باشد تا T2 decay را به حداقل برساند و از واپاشی قابل توجه transverse magnetization جلوگیری کند.
- TR باید تا حد امکان طولانی باشد تا بافت بتواند به طور کامل longitudinal magnetization خود را به M0 قبل از پالس RF بعدی بازپایی کند.

این تنظیم مقادیر TE و TR معمولاً در proton density-weighted imaging استفاده می‌شود، که کنتراست به حداقل می‌رسد و شدت سیگنال تا حد زیادی غلظت پروتون‌ها را در بافت نشان می‌دهد تا خواص T1 یا T2.

۴.

از فرمول زیر که در اسلایدهای درس برای سیگنال ریاضتی آمده است استفاده می‌کنیم -

$$S(t) = N \cdot \sin\theta \cdot \gamma \cdot B \cdot \cos(\omega t) \cdot e^{-\frac{t}{T_2}}$$

$\omega = \gamma B$

number of spins flip angle gyromagnetic ratio magnetic field

چون به دنبال بیشینه سیگنال ریاضتی هستیم و می‌دانیم که بیشینه $e^{-\frac{t}{T_2}} = 1$ و همین طور $\cos(\omega t) = 1$ (در لحظه $t = 0$) پس عبارت بالا به این شکل می‌شود.

$\cos(\omega t) = 1$
 $t = 0 \rightarrow \cos(\omega t) = \cos(0) = 1$
 $e^{-\frac{t}{T_2}} = e^{-0} = e^0 = 1$

$$\text{Max}\{S(t)\} = N \cdot \sin\theta \cdot \gamma \cdot B$$

$$Z = 2.5 \rightarrow B = 2 + 0.4 \times 2.5 = 2 + 1 = 3 \text{ T}$$

$$N = 10^7, \theta = 30^\circ \rightarrow \sin\theta = \sin(30^\circ) = \frac{1}{2}$$

$$\gamma = 43 \text{ MHz/T} = 43 \times 10^6 \frac{\text{Hz}}{\text{T}}$$

$$\text{Max}\{S(t)\} = N \cdot \sin\theta \cdot \gamma \cdot B = 10^7 \cdot \frac{1}{2} \cdot 43 \times 10^6 \cdot 3 = 43 \times 1.5 \times 10^{13}$$

$$\text{Max}\{S(t)\} = 64.5 \times 10^{13} = 6.45 \times 10^{14} = 6.45 \times 10^8 \text{ M}$$

سوال چهارم

۱. در تصویربرداری PET (Positron Emission Tomography)، متابولیسم نقش اصلی را ایفا می کند زیرا PET بر تشخیص فعالیت متابولیک در بافت ها متکی است. یک ردیاب رایج که در تصویربرداری PET استفاده می شود فلورودوکسی گلوکز (FDG: fluorodeoxyglucose) است که شکل رادیواکتیو گلوکز است. پس از تزریق به بدن، FDG در نواحی با فعالیت متابولیک بالا مانند اندام های فعال، تومورها و بافت های ملتهب تجمع می یابد، زیرا این مناطق از گلوکز بیشتری استفاده می کنند.

همانطور که ردیاب رادیواکتیو تجزیه می شود، پوزیترون هایی منتشر می کند که با الکترون های موجود در بدن تعامل دارند و پرتوهای گاما تولید می کنند. این پرتوهای گاما توسط اسکنر PET شناسایی می شوند تا تصویری از فعالیت متابولیک ایجاد کنند. این برای شناسایی فرآیندهای متابولیک غیرطبیعی، مانند سرطان، که در آن سلول ها مصرف گلوکز بالا دارند، یا در شرایط عصبی، که متابولیسم مغز ممکن است تحت تأثیر قرار گیرد، ارزشمند است.

۲. تصویربرداری CT اغلب به دلایل مختلف همراه با تصویربرداری PET استفاده می شود:

- **Anatomical Reference:** تصاویر PET اطلاعاتی در مورد فعالیت متابولیک ارائه می دهند اما جزئیات آناتومیک ضعیفی دارند. از سوی دیگر CT اطلاعات ساختاری (structural information) با وضوح بالا را ارائه می دهد. ترکیب PET با CT به محلی سازی دقیق مناطق فعالیت متابولیک در بدن کمک می کند.
- **Attenuation Correction:** داده های CT همچنین می توانند برای تصحیح تضعیف (Attenuation Correction) پرتوهای گاما در انواع مختلف بافت مورد استفاده قرار گیرند. این اصلاح دقت تصاویر PET را بهبود می بخشد و داده های متابولیک را قابل اعتمادتر می کند.
- **Fusion Imaging:** اسکنرهای PET/CT تصاویر ترکیبی ایجاد می کنند که داده های عملکردی PET را با داده های anatomical از CT ترکیب می کند. این به ویژه برای شناسایی بافت های سرطانی مفید است، زیرا محل دقیق و میزان ناهنجاری های متابولیک را می توان در برابر تصاویر ساختاری دقیق (detailed structural images) مشاهده کرد.

۳.

- تصاویر PET مناطقی از فعالیت متابولیک یا بیوشیمیایی (به عنوان مثال، تومورها، فعالیت مغز) را برجسته می کنند.
- تصاویر CT و MRI ساختارهای آناتومیک را با جزئیات زیاد نشان می دهند، اما CT به ویژه برای بافت های متراکم (مانند استخوان ها) مفید است و MRI کنتراست عالی را برای بافت های نرم (مانند مغز یا ماهیچه) فراهم می کند.
- تصاویر PET به جای ساختاری (structural) عملکردی (functional) هستند و آنها را مکمل جزئیات anatomical با وضوح بالا می کند که توسط CT یا MRI ارائه می شود.

به طور خلاصه مقایسه آنها در جدول زیر آمده است.

Aspect	PET Imaging	CT Imaging	MRI Imaging
Purpose	Shows metabolic and functional activity	Shows anatomical structures and density differences	Shows soft tissue contrast and anatomical detail
Imaging Technique	Uses radioactive tracers that emit positrons	Uses X-rays to measure tissue density	Uses magnetic fields and radio waves to image tissues
Resolution	Lower spatial resolution (functional imaging)	High spatial resolution (anatomical imaging)	High spatial resolution (especially for soft tissues)
Application	Oncology, neurology, cardiology (functional assessment)	Diagnostic imaging for bones, organs, and tissues	Neurology, musculoskeletal, soft tissue imaging
Image Appearance	Highlights metabolically active areas (e.g., tumors)	Detailed, high-contrast anatomical images	Detailed soft-tissue images with varying contrasts

در ادامه مقایسه جزئی تر آنها را می بینیم:

• (Positron Emission Tomography) PET :

- تکنیک تصویربرداری عملکردی
- بر اساس تشخیص تشعشعات ردیاب های رادیواکتیو (رادیوداروها)
- فرآیندهای متابولیک و بیوشیمیایی را در بدن نشان می دهد
- عملکرد فیزیولوژیکی و زیست شناسی مولکولی را اندازه گیری می کند
- تصویربرداری از داخل به بیرون (تابش از داخل بدن می آید)

• (Computed Tomography) CT :

- تکنیک تصویربرداری Anatomical
- بر اساس تفاوت های جذب اشعه ایکس
- ساختار فیزیکی و آناتومی را نشان می دهد
- تراکم بافت را اندازه گیری می کند
- تصویربرداری خارج از داخل (اشعه ایکس از بدن عبور می کند)

• (Magnetic Resonance Imaging) MRI :

- تکنیک تصویربرداری Anatomical
- بر اساس رفتار پروتون در میدان های مغناطیسی
- ساختار فیزیکی و آناتومی را نشان می دهد
- چگالی پروتون و خواص relaxation را اندازه گیری می کند
- تصویربرداری خارج از داخل (از میدان های مغناطیسی و امواج رادیویی استفاده می کند)

اطلاعات تصویر:

• PET :

- فعالیت متابولیک را نشان می دهد
- مناطق با فعالیت سلولی بالا را برجسته می کند
- می تواند بیماری را قبل از ایجاد تغییرات anatomical تشخیص دهد
- مناسب برای نمایش:
 - i. متابولیسم سرطان
 - ii. فعالیت مغز
 - iii. عملکرد قلب

• CT :

- ساختار anatomical دقیق را نشان می دهد
- عالی برای تصویربرداری استخوان
- کنتراست خوب بین تراکم بافت های مختلف
- مناسب برای نمایش:
 - i. شکستگی استخوان
 - ii. ساختار اندام

• MRI :

- کنتراست دقیق بافت نرم را نشان می دهد
- عالی برای بافت عصبی
- مکانیسم های کنتراست چندگانه ممکن است
- مناسب برای نشان دادن:
 - i. ساختار مغز
 - ii. صدمات بافت نرم

iii. روابط ها و تاندون ها

وضوح و کنتراست:

- PET:
 - وضوح فضایی کمتر (معمولاً ۴-۶ میلی متر)
 - کنتراست عملکردی بالا
 - تغییرات فیزیولوژیکی را نشان می دهد
- CT:
 - وضوح فضایی بالا (معمولاً ۰.۵/۱ میلی متر)
 - کنتراست خوب برای ساختارهای متراکم
 - جزئیات آناتومیک را نشان می دهد
- MRI:
 - وضوح فضایی بالا (معمولاً ۱-۲ میلی متر)
 - کنتراست عالی بافت نرم
 - جزئیات آناتومیک را نشان می دهد

کاربردهای بالینی:

- PET:
 - مرحله بندی و پایش سرطان
 - مطالعات عملکرد مغز
 - ارزیابی بقای قلبی
- CT:
 - برنامه ریزی جراحی
 - اختلالات استخوانی
- MRI:
 - اختلالات عصبی
 - آسیب های اسکلتی عضلانی
 - تصویربرداری از قلب و عروق

۵. Image Acquisition:

- PET:
 - نیاز به تزریق ردیاب رادیواکتیو دارد
 - زمان تصویر برداری طولانی تر
 - تغییرات عملکردی را در طول زمان نشان می دهد
- CT:
 - زمان تصویر برداری سریع (از ثانیه تا دقیقه)
 - از پرتوهای یونیزان استفاده می کند
 - تصاویر آناتومیک ایستا
- MRI:
 - زمان تصویر برداری نسبتاً طولانی
 - بدون تشعشعات یونیزه کننده
 - گزینه های کنتراست متعدد در دسترس است

(آ) ورودی: داده‌های سینوگرام از اسکن‌های PET، که داده‌های خام را به شکل پیش‌بینی نشان می‌دهد. خروجی: تصاویر PET بازسازی شده.

- داده‌های مورد نیاز: برای آموزش یک شبکه عصبی عمیق برای بازسازی تصویر PET، به مجموعه‌ای از سینوگرام‌های paired (raw projections from the PET scanner) و تصاویر بازسازی‌شده مربوطه نیاز داریم. این جفت‌ها برای آموزش نظارت‌شده (supervised training) ضروری هستند.
- ورودی: ورودی شبکه عصبی داده سینوگرام خواهد بود. هر سینوگرام انتگرال‌های خطی فعالیت tracer را از زوایای مختلف نشان می‌دهد و پیش‌بینی‌های لازم برای بازسازی یک تصویر PET را ثبت می‌کند.
- خروجی: خروجی شبکه، تصویر PET بازسازی شده، به طور ایده آل denoised و با جزئیات حفظ شده خواهد بود، که نشان دهنده توزیع tracer در منطقه اسکن شده است.

(ب) معماری: یک معماری رایج برای کارهای بازسازی تصویر U-Net یا یک شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) با skip connections است. U-Net به دلیل توانایی آن در حفظ اطلاعات مکانی در مقیاس‌های مختلف، که در بازسازی تصاویر با وضوح بالا از projection های با ابعاد پایین استفاده میکند بسیار مهم است، به طور گسترده در تصویربرداری پزشکی استفاده شده است.

- رمزگذار (Encoder): رمزگذار سینوگرام ورودی را فشرده می‌کند تا ویژگی‌ها را در برگیرد، و به طور موثر بازنمایی‌هایی را از ورودی نویزی یاد می‌گیرد.
- رمزگشا (Decoder): رمزگشا ویژگی‌های فشرده شده را به تصویر PET بازسازی می‌کند و سعی می‌کند نویز را فیلتر کند و در عین حال جزئیات آناتومیک را حفظ کند.
- اتصالات پرش (Skip Connections): این اتصالات بین لایه‌های رمزگذار و رمزگشای مربوطه به حفظ اطلاعات مکانی دقیق کمک می‌کنند که کیفیت بازسازی را بهبود می‌بخشد.

تابع خطا: یک تابع خطا مناسب می‌تواند ترکیبی از Mean Squared Error (MSE) و Total Variation (TV) باشد.

- MSE تفاوت بین تصاویر پیش‌بینی شده و واقعی بازسازی شده را به صورت pixel-wise به حداقل می‌رساند.
- TV loss باعث smoothness فضا در تصویر خروجی می‌شود و به کاهش نویز کمک می‌کند. این تابع خطا در این تسک به طور ویژه مفید است زیرا تصاویر PET ذاتاً نویز دارند.
- Regularization Term: اضافه کردن یک term منظم سازی، مانند L1 یا L2 با جلوگیری از overfit شدن به نویز، می‌تواند به کاهش نویز کمک کند.

(ج) پارامترهای شبکه عصبی عمیق (وزن‌ها در لایه‌های کانولوشنی) یاد می‌گیرند که:

- feature های سینوگرام را به feature های فضایی در تصویر بازسازی‌شده نگاشت کند، اساساً تبدیل underlying ی از projections به فضای تصویر را یاد می‌گیرند. به عبارت دیگر، الگوها و ساختارهایی را در داده‌های سینوگرام که با ویژگی‌های فضایی خاص در تصویر بازسازی‌شده مطابقت دارند، شناسایی میکنند.
- الگوهای نویز و artifacts مخصوص سینوگرام‌های ورودی PET را شناسایی و کاهش می‌دهند و شبکه را قادر می‌سازند تصاویر خروجی واضح تر، بدون نویز و با کیفیت بالا تولید کند.
- روابط ضمنی (implicit relationships) و تبدیل‌های مورد نیاز برای mapping از فضای projection (سینوگرام) به فضای تصویر را یاد می‌گیرند.
- با تشخیص سیگنال از نویز، ساختارهای آناتومیک را ثبت میکنند، که کیفیت تصاویر بازسازی شده را به گونه ای افزایش می‌دهد که جزئیات مهم را حفظ کنند.

اساساً، پارامترهای شبکه برای یادگیری یک تابع mapping که سینوگرام‌ها را به تصاویر PET با کیفیت بالا تبدیل می‌کند، بهینه می‌شوند.

(د) SIRT (Simultaneous Iterative Reconstruction Technique) یک روش بازسازی مکرر است که به دنبال به حداقل رساندن تفاوت بین پیش بینی های اندازه گیری شده و پیش بینی های محاسبه شده از تصویر بازسازی شده با به روز رسانی مکرر تصویر است. هدف SIRT تقریب حل تابع هدف با استفاده از مدل های مبتنی بر فیزیک ماتریس سیستم (physics-based models of the system matrix) است.

- هدف: SIRT به طور مکرر یک تابع هدف را برای تقریب جواب واقعی با کار مستقیم با مدل forward projection به حداقل می رساند. هدف آن همگرایی iteratively به یک راه حل تصویری است که با داده های سینوگرام همسو می شود و در عین حال نویز را به حداقل می رساند.
 - محدودیت: SIRT می تواند کند باشد، به نویز حساس باشد و در مواردی که داده های سینوگرام دارای نویز یا ناقص هستند، تصاویر با کیفیت پایین تری تولید کند.
- شبکه عصبی عمیق: در مقابل، یک شبکه عصبی در این زمینه یادگیری مستقیم mapping از سینوگرام به تصویر را انجام می دهد، و به طور موثر نیاز به به روز رسانی های مکرر را "دور می زند" (bypassing). شبکه عصبی وزن های خود را برای کاهش نویز و بهبود تصویر بر اساس الگوهای آموخته شده در داده ها، به جای تکیه بر دانش صریح فیزیک تصویربرداری PET، بهینه می کند.
- هدف: شبکه عصبی با آموزش بر روی یک مجموعه داده بزرگ، mapping از داده های سینوگرام نویزی را به تصاویر با کیفیت بالا می آموزد و به طور بالقوه آن را قادر می سازد تا به ورودی های نویزی بدون iterative adjustments تعمیم یابد.

مزیت: مزیت اصلی استفاده از شبکه عصبی سرعت است - می تواند پس از آموزش در یک forward pass، بازسازی را انجام دهد، برخلاف SIRT که به تکرارهای متعدد نیاز دارد. علاوه بر این، شبکه های عصبی می توانند الگوها و ساختارهای پیچیده نویز را در داده ها بیاموزند که ممکن است برای روش های تکراری سنتی چالش برانگیز باشد. به عبارت دیگر، می تواند از قدرت استخراج ویژگی های آموخته شده برای کاهش نویز به طور مستقیم در حین بازسازی استفاده کند، که می تواند منجر به تصاویر با کیفیت بالاتر، به ویژه با الگوهای نویز پیچیده شود.

(ه) راه حل پیشنهادی: Physics-Informed Deep Learning (Hybrid Approach)

یک راه حل ممکن برای ترکیب دانش فیزیک و کاهش وابستگی به داده ها، استفاده از یک Physics-Informed Neural Network (PINN) یا یک Hybrid Model است که هم شبکه های عصبی و هم روش های بازسازی سنتی مبتنی بر فیزیک را ترکیب می کند. برای پرداختن به مشکل صرف نظر کردن از دانش فیزیکی و آماری و نیاز به مقادیر زیادی از داده های آموزشی، می توان از یک hybrid approach استفاده کرد که جزییات آن در ادامه آمده است:

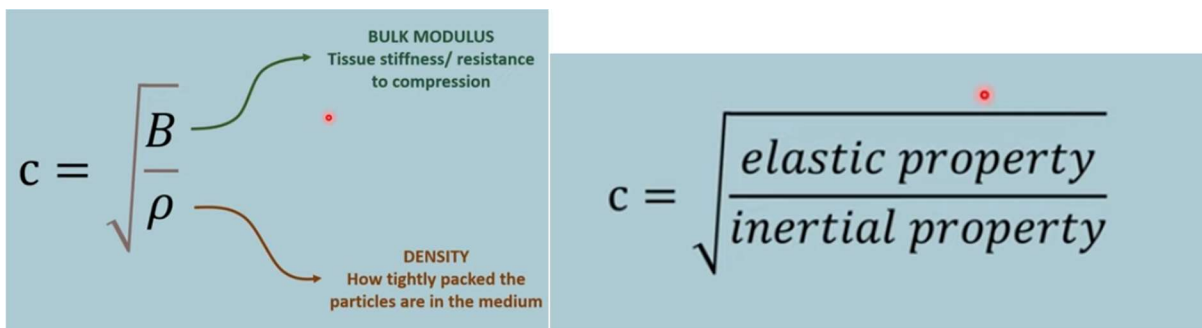
- Deep Image Prior or Hybrid Model (Incorporate the Physical Model): در یک رویکرد hybrid (مثلاً Learned Primal-Dual)، الگوریتم های سنتی مبتنی بر فیزیک می توانند شبکه عصبی را هدایت یا محدود کنند. به عنوان مثال، از SIRT یا filtered back-projection برای تولید یک تخمین اولیه از تصویر PET استفاده می کنیم و سپس این تخمین را برای اصلاح از یک شبکه عصبی عبور می دهیم. مثال دیگر ادغام مدل forward and/or back-projection در معماری شبکه است. برای مثال، شبکه می تواند لایه های iterative داشته باشد که عملیات های مبتنی بر فیزیک (شبیه به SIRT یا FBP) را در ترکیب با لایه های یادگیری عمیق در خود جای دهد. این setup از رابطه فیزیکی بین سینوگرام ها و تصاویر استفاده می کند و در عین حال به شبکه اجازه یادگیری و کاهش نویز را می دهد. این رویکرد استحکام روش های مبتنی بر فیزیک را با قدرت یادگیری عمیق برای کاهش نویز ترکیب می کند.
- محدودیت های مبتنی بر فیزیک (Physics-Based Constraints): رویکرد دیگر اضافه کردن constraints های مبتنی بر فیزیک یا اصطلاحات منظم سازی به تابع ضرر است که شبکه را به سمت راه حل هایی هدایت می کند که از نظر فیزیکی قابل قبول هستند. برای مثال، می توانیم عبارتی را در تابع ضرر وارد کنیم که انحرافات از الگوهای attenuation مورد انتظار را جریمه می کند و به مدل کمک می کند تا ویژگی های شناخته شده داده های PET را رعایت کند.
- Regularization Using Statistical Priors: statistical priors (مانند مدل نویز گاوسی یا مدل نویز پواسون) را به تابع ضرر اضافه می کنیم و دانش آماری توزیع نویز در تصویربرداری PET را در مدل جای می دهیم.

- **Transfer Learning:** برای کاهش داده‌های مورد نیاز برای آموزش، Transfer Learning می‌تواند با پیش‌آموزش مدل بر روی داده‌های تصویربرداری پزشکی مشابه (مانند سینیوگرام‌های MRI یا CT) و سپس تنظیم دقیق آن بر روی داده‌های PET یا داده‌های PET مصنوعی برای کاهش نیازهای داده اعمال شود. به این ترتیب، شبکه ویژگی‌های کلی بازسازی تصویر را از قبل می‌آموزد، که میزان داده‌های خاص PET مورد نیاز را کاهش می‌دهد. به عبارت دیگر، می‌تواند از الگوهای از قبل موجود استفاده کند و مقدار داده‌های خاص دامنه مورد نیاز را کاهش دهد.

این روش‌ها به مدل اجازه می‌دهند تا از دانش قبلی استفاده کند و آموزش با داده‌های محدود را امکان‌پذیر می‌سازد و در عین حال مزایای شبکه‌های عصبی را در یاد گرفتن الگوهای پیچیده حفظ می‌کند. در واقع هم وابستگی به مجموعه داده‌های بزرگ را کاهش می‌دهند و هم دانش فیزیک و آمار مربوط به دامنه را در مدل تعبیه می‌کنند، که به مدل اجازه می‌دهد بهتر تعمیم دهد و به فیزیک اساسی تصویربرداری PET پایبند باشد.

سوال پنجم

(a) عوامل موثر بر سرعت صوت در بافت:



The diagram illustrates the factors affecting sound speed. On the left, the formula $c = \sqrt{\frac{B}{\rho}}$ is shown. A green arrow points from B to 'BULK MODULUS' (Tissue stiffness/ resistance to compression). A brown arrow points from ρ to 'DENSITY' (How tightly packed the particles are in the medium). On the right, a simplified formula is shown: $c = \sqrt{\frac{\text{elastic property}}{\text{inertial property}}}$.

- چگالی (ρ : Density) و کشش/سفتی (B : elasticity/stiffness) محیط عامل اصلی هستند.
 - این رابطه به صورت زیر بیان می‌شود: $c = \sqrt{B/\rho}$ ، که در آن c سرعت صوت است
 - سرعت صدا در استخوان بیشتر از هوا است زیرا:
 - استخوان هم چگالی بالاتر و هم سفتی بسیار بالاتری نسبت به هوا دارد.
 - افزایش سفتی (B) به نسبت بزرگتر از افزایش چگالی (ρ) در استخوان است.
 - وقتی B بیش از ρ افزایش می‌یابد، نسبت B/ρ بزرگ‌تر می‌شود و در نتیجه سرعت صدا بالاتر می‌رود.
 - هوا دارای چگالی کم و سفتی بسیار کم است که منجر به کاهش سرعت صدا می‌شود.
- در این منبع (<https://radiopaedia.org/articles/propagation-speed>) مقدار دقیق سرعت صوت آمده است:

Examples of propagation velocities in different tissues are given below:

- air: 330 m/sec
- bone: 4080 m/sec

The **propagation speed** of sound waves through tissue is an important element of ultrasound scans. Ultrasound machines assume sound waves travel at a speed of 1540 m/sec through tissue. In reality, the speed of sound is affected by the density and elasticity of the medium through which it is traveling and these factors are not constant for human tissues. The propagation speed of sound is higher in tissues with increased stiffness and reduced density.

(b) اثر امپدانس آکوستیک:

- امپدانس صوتی (که با Z مشخص می شود) خاصیتی از بافت است که بر میزان بازتاب یا انتقال امواج ultrasound در مرز بین دو بافت مختلف تأثیر می گذارد. تعریف می شود:

$$Z = \rho \cdot c$$

که ρ چگالی بافت و c سرعت صوت در آن بافت است.

- هنگامی که یک موج اولتراسوند با مرزی بین دو بافت با امپدانس های صوتی متفاوت مواجه می شود، مقداری از موج به عقب منعکس می شود، در حالی که بخشی از آن از طریق بافت منتقل می شود. هر چه تفاوت امپدانس صوتی بیشتر باشد، بازتاب بیشتری رخ می دهد. این بازتاب پژواک هایی ایجاد می کند که برای تشکیل تصاویر اولتراسوند استفاده می شود.
- تأثیرات در تصویربرداری:
 - در مرزهای بافت بازتاب ایجاد می کند.
 - تعیین می کند که چه مقدار اولتراسوند منعکس شده در مقابل چه مقدار اولتراسوند منتقل شده (reflected vs transmitted) است.
 - تفاوت امپدانس بالاتر = بازتاب قوی تر

بافت هایی با امپدانس صوتی تقریباً یکسان:

- اگر دو بافت تقریباً امپدانس صوتی یکسانی داشته باشند، بازتاب بسیار کمی در مرز آنها رخ می دهد. این بدان معنی است که بیشتر موج اولتراسوند بدون ایجاد پژواک قابل توجه به عبور خود ادامه می دهد. در نتیجه، مرز بین چنین بافت هایی ممکن است در تصویر اولتراسوند ضعیف یا غیر قابل تشخیص به نظر برسد و کنتراست را کاهش دهد.
 - بازتاب بسیار کمی در مرز آنها رخ می دهد.
 - بیشتر انرژی صوتی از آن عبور می کند. (transmitted)
 - منجر به کنتراست ضعیف بین این بافت ها در تصویر می شود.
 - تمایز بین آنها را در تصویر اولتراسوند دشوار می کند.
 - مثال: تمایز بین بافت های نرم مختلف می تواند چالش برانگیز باشد.

(c)

حالت A (Amplitude Mode):

- نمایشگر تک بعدی
- amplitude spikes را در امتداد یک خط اسکن نشان می دهد
- شدت اکو را به صورت قله های عمودی نمایش می دهد
- برای اندازه گیری فواصل و عمق مفید است
- عملکرد: در حالت A، مبدل اولتراسوند یک پرتو امواج صوتی را به بدن می فرستد و پژواک های برگشتی به صورت سنبله (spikes) روی یک نمودار رسم می شوند. ارتفاع هر سنبله نشان دهنده دامنه پژواک است که با قدرت بازتاب از یک سازه مرتبط است.
- کاربرد: حالت A در درجه اول برای اندازه گیری عمق و ضخامت ساختارها، مانند چشم پزشکی برای اندازه گیری ساختارهای چشم استفاده می شود.

حالت B (Brightness Mode):

- نمایشگر دو بعدی
- سیگنال های حالت A را به نقاط روشنایی تبدیل می کند
- چندین خط اسکن یک تصویر دوبعدی ایجاد می کند
- متداول ترین حالت مورد استفاده برای تصویربرداری عمومی

- نماهای مقطعی در زمان واقعی را ارائه می دهد
- عملکرد: در حالت B، اکوهای برگشتی به صورت نقطه روی صفحه نمایش داده می شوند. روشنایی هر نقطه با قدرت پژواک مطابقت دارد و پژواک های قوی تر روشن تر به نظر می رسند. با اسکن در یک صفحه، حالت B یک تصویر دو بعدی از بافت مورد بررسی ایجاد می کند.
- کاربرد: حالت B رایج ترین حالتی است که در تصویربرداری اولتراسوند استفاده می شود و تصاویر مقطعی دوبعدی را در زمان واقعی ارائه می دهد. برای بررسی اندام های داخلی، تصویربرداری از جنین و غیره استفاده می شود.

حالت M (حالت حرکت):

- حرکت را در طول زمان نمایش می دهد
 - از یک single B-mode line استفاده می کند که به سرعت تکرار می شود
 - یک نمودار زمان در مقابل عمق ایجاد می کند
 - به ویژه برای:
 - حرکت دریچه قلب
 - حرکت دیواره قلب
 - سایر سازه های متحرک
 - برای اندازه گیری زمان و الگوهای حرکتی مناسب است
 - عملکرد: حالت M حرکت یک سازه را در طول زمان با نمایش مکرر یک خط تصویربرداری حالت B دنبال می کند. محور عمودی نشان دهنده عمق و محور افقی نشان دهنده زمان است. این حالت نحوه حرکت ساختارها در بدن را نشان می دهد که برای ردیابی حرکت مفید است.
 - کاربرد: حالت M به ویژه در قلب و عروق برای ارزیابی عملکرد قلب و حرکت دریچه ارزشمند است، زیرا وضوح زمانی دقیقی را برای اندازه گیری حرکت قلب فراهم می کند.
- این حالت ها در کاربردهای مختلف نقش حیاتی دارند و امکان تجزیه و تحلیل دقیق ساختارهای anatomical و حرکات آنها را فراهم می کنند.

سوال ششم

۱. مدل مورد استفاده برای f_v و f_u :

- رمزگذار تصویر f_v استفاده شده ResNet50 است.
- رمزگذار متن f_u یک رمزگذار BERT است که به طور خاص با وزن های ClinicalBERT مقداردهی اولیه شده است.

For the image encoder f_v , we use the ResNet50 architecture (He et al., 2016) for all experiments, as it is the architecture of choice for much medical imaging work and is shown to achieve competitive performance. For the text encoder f_u , we use a BERT encoder (Devlin et al., 2019) followed by a max-pooling layer over all output vectors. We initialize our encoder with the ClinicalBERT weights (Alsentzer et al., 2019) pretrained on the MIMIC clinical notes, which achieved state-of-the-art performance on a suite of clinical NLP tasks. At training time we allow the encoder to adapt to our contrastive task by freezing the embeddings and the first 6 transformer layers of this BERT encoder and fine-tuning the last 6 layers.

۲. توابع پروجکشن g_v و g_u شبکه های عصبی single-hidden-layer هستند که نمایش های رمزگذاری شده را از f_v و f_u به یک فضای d -بعدی مشترک نگاشت می کنند. این کار برای تسهیل contrastive learning با حصول اطمینان از هم تراز بودن بازنمایی های تصویر و متن در یک فضای برداری برای مقایسه انجام می شود.

We note that our ConVIRT framework defined above is agnostic to the specific choice of image and text encoders, transformations and projection functions. Following previous work (Chen et al., 2020a), we model g_v and g_u as separate learnable single-hidden-layer neural networks, i.e., $g_v(\cdot) = \mathbf{W}^{(2)}\sigma(\mathbf{W}^{(1)}(\cdot))$ where σ is a ReLU non-linearity, and similarly for g_u .

$$\mathbf{v} = g_v(f_v(\tilde{\mathbf{x}}_v)), \quad (1)$$

where $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^d$. Similarly, for each text input \mathbf{x}_u , we obtain a span $\tilde{\mathbf{x}}_u$ from it following a sampling function t_u , and then a text representation \mathbf{u} with: $\mathbf{u} = g_u(f_u(\tilde{\mathbf{x}}_u))$, where f_u is a text encoder, g_u a projection, and $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^d$. The projection functions g_v and g_u project representations for both modalities from their encoder space to the same d -dimensional space for contrastive learning.

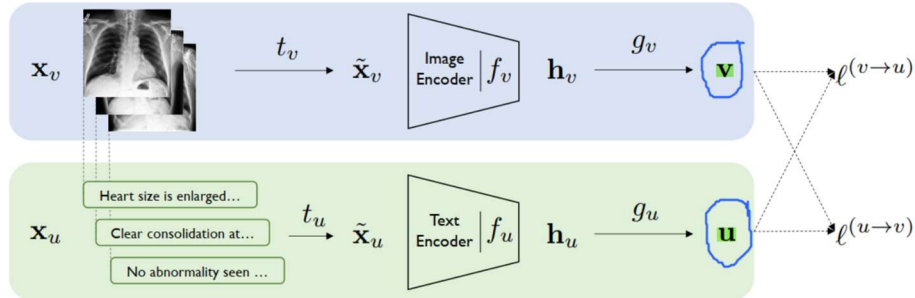
۳. مجموعه تبدیل T شامل random cropping, horizontal flipping, affine transformations, color jittering (limited to brightness and contrast adjustments), and Gaussian blur برای متن، sentence-level sampling به عنوان تابع تبدیل t_u استفاده می شود.

For the image transformation family \mathcal{T} where t_v is sampled from, we use sequential applications of five random transformations: *cropping*, *horizontal flipping*, *affine transformation*, *color jittering* and *Gaussian blur*. Different from recent work on contrastive visual learning (Chen et al., 2020a,b), we only apply brightness and contrast adjustments in *color jittering*, due to the monochrome nature of the medical images. For the text transformation function t_u , we apply a simple uniform sampling of a sentence from the input document \mathbf{x}_u (i.e., $\tilde{\mathbf{x}}_u$ is a randomly sampled sentence from \mathbf{x}_u for each minibatch). We did not use a more aggressive transformation mainly because sampling at the sentence level helps preserve the semantic meaning of the sampled spans.

Other Hyperparameters. For contrastive learning, we use projection layers with an output dimension $d = 512$, a temperature value $\tau = 0.1$, a loss weight $\lambda = 0.75$. These hyperparameter settings are obtained by comparing the linear evaluation validation scores on the RSNA image classification task with the pretrained ResNet50 weights. For the image transformation family \mathcal{T} , we adopt the implementations offered by the torchvision library.³ We apply *random cropping* with a ratio sampled from $[0.6, 1.0]$; *horizontal flipping* with $p = 0.5$; *affine transformation* with a degree sampled from $[-20, 20]$, max horizontal and vertical translation fractions of 0.1, and a scaling factor sampled from $[0.95, 1.05]$; *color jittering* with brightness and contrast adjustment ratios sampled from $[0.6, 1.4]$; and *Gaussian blur* with $\sigma \in [0.1, 3.0]$. All images are resized to 224×224 after the transformation t_v is applied. Limited by computational resources, we arrive at these image transformation parameters via preliminary experiments rather than a systematic search.

۴.

- v بردار خروجی از رمزگذار تصویر f_v پس از اعمال transformation و projection از طریق g_v است.
- u بردار خروجی از رمزگذار متن f_u پس از اعمال transformation و projection از طریق g_u است.



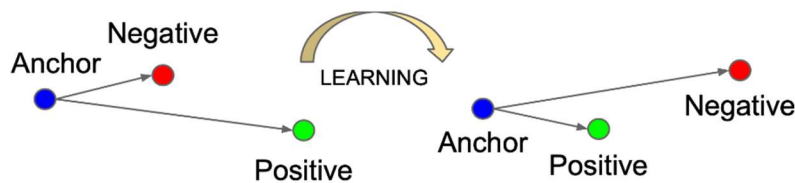
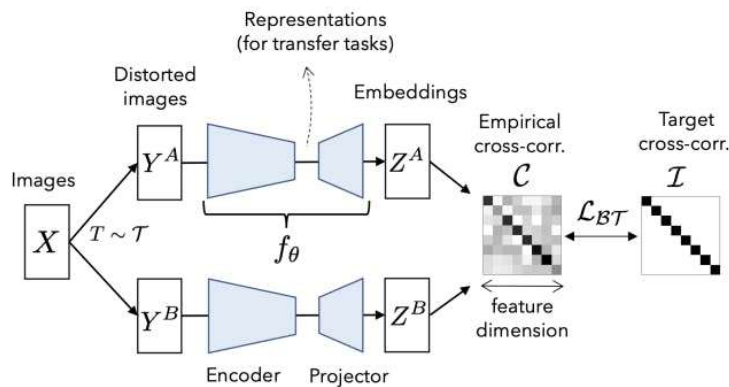
$$v = g_v(f_v(\tilde{x}_v))$$

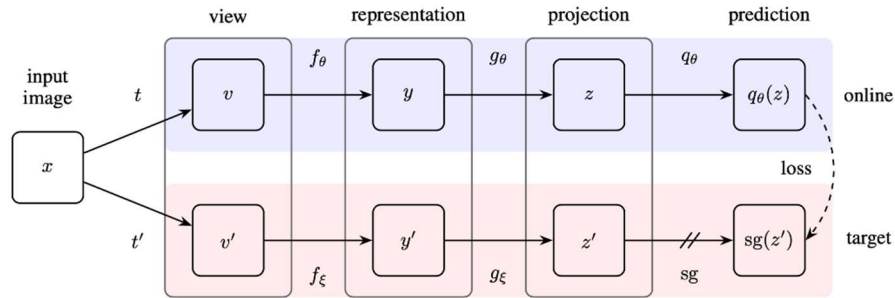
$$u = g_u(f_u(\tilde{x}_u))$$

۵.

(I)

تابع contrastive loss معمولاً برای آموزش مدل‌ها برای یادگیری بازنمایی‌هایی استفاده می‌شود که اطمینان حاصل می‌کنند ورودی‌های مشابه در فضای embedding نزدیک‌تر هستند، در حالی که ورودی‌های غیرمشابه دورتر از هم قرار می‌گیرند. این تابع به ویژه در کارهایی مانند metric learning ، $\text{contrastive learning}$ ، و $\text{self-supervised learning}$ مفید است، جایی که مدل نیاز به درک روابط بین نقاط مختلف داده، مانند جفت تصویر-متن دارد.



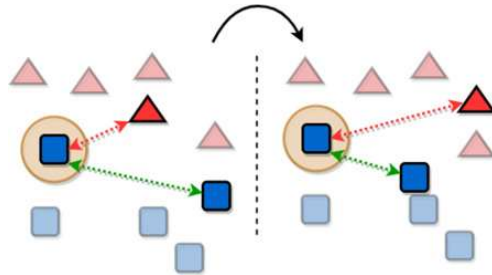


(ب)

batch size بزرگ برای contrastive loss ایده آل است زیرا تعداد نمونه های منفی را در مخرج تابع ضرر افزایش می دهد. این منجر به یادگیری قوی تر می شود، زیرا مدل در هر تکرار آموزشی با نمونه های منفی متنوع تری مواجه می شود و به آن کمک می کند بین جفت های مثبت و منفی بهتر تمایز قائل شود. اندازه های دسته ای کوچک تر (Smaller batch sizes) ممکن است منجر به بازنمایی ناکافی نمونه های منفی شود و آموزش را کمتر مؤثر کند.

$$\mathcal{L}_q = -\log \frac{\exp(q \cdot k_+ / \tau)}{\sum_{i=0}^K \exp(q \cdot k_i / \tau)}$$

۶. تابع ضرر داده شده در تصویر، $l_i^{(v \rightarrow u)}$ ، با هدف به حداکثر رساندن شباهت بین جفت تصویر-متن منطبق (v_i, u_i) در حالی که شباهت را با سایر جفت های غیر منطبق در دسته به حداقل می رساند عمل می کند. با کمینه کردن این تابع ضرر، به مدل آموزش داده می شود تا embedding های تصویر و متن را به گونه ای تراز کند که یک positive pair (تصویر و متن متناظر آن) در فضای embedding در مقایسه با هر negative pair (تصویر و نمونه متن نامرتبط) به هم نزدیکتر باشد.



۷. در مقاله، تابع زیان نهایی که برای یادگیری مدل استفاده می شود، هر دو جهت alignment را ترکیب می کند:

$$\begin{aligned} l_i^{(v \rightarrow u)} &= \text{Image-to-Text loss} \\ l_i^{(u \rightarrow v)} &= \text{Text-to-Image loss} \end{aligned}$$

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\lambda l_i^{(v \rightarrow u)} + (1 - \lambda) l_i^{(u \rightarrow v)} \right)$$

این تابع زیان، مدل را تشویق می کند تا به طور موثر هم ترازی دو جهت بین embedding های تصویر و متن را بیاموزد، و اطمینان حاصل کند که نمایش هر مدالیتی را می توان به فضای مشترک با شباهت بهینه به همتای خود نشان داد.

Our final training loss is then computed as a weighted combination of the two losses averaged over all positive image-text pairs in each minibatch:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\lambda \ell_i^{(v \rightarrow u)} + (1 - \lambda) \ell_i^{(u \rightarrow v)} \right), \quad (4)$$

where $\lambda \in [0, 1]$ is a scalar weight.

$$\ell_i^{(v \rightarrow u)} = -\log \frac{\exp(\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{u}_i \rangle / \tau)}{\sum_{k=1}^N \exp(\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{u}_k \rangle / \tau)},$$

$$\ell_i^{(u \rightarrow v)} = -\log \frac{\exp(\langle \mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i \rangle / \tau)}{\sum_{k=1}^N \exp(\langle \mathbf{u}_i, \mathbf{v}_k \rangle / \tau)}.$$

پایان