



دانشگاه صنعتی شریف

دانشکده مهندسی برق

پردازش تصاویر پزشکی

تمرین سری پنجم

دانشجو

سید ابوالفضل مرتضوی

۴۰۲۲۰۰۱۹۱

خرداد ۱۴۰۳

فهرست مطالب

۱	سوالات تئوری
۱	۱-۱- سوال اول
۱	۱-۱-۱- الف
۱	۱-۲- ب
۳	سوالات عملی
۳	۱-۲- سوال اول
۳	۱-۱-۲- الف
۴	۱-۲- ب
۷	۱-۳- ج
۱۳	۲-۲- سوال دوم
۱۳	۱-۲-۲- الف
۱۴	۲-۲- ب
۲۱	۳-۲- سوال سوم
۲۶	۴-۲- سوال چهارم
۲۶	۱-۴-۲- الف
۲۶	۲-۴-۲- ب
۲۷	۳-۴-۲- ج
۲۸	۴-۴-۲- د
۳۱	۵-۴-۲- ه

فهرست اشکال

۳ شکل ۲-۱ تصویر HeatMap خروجی برای دو نقطه از تصویر MRI
۴ شکل ۲-۲ تصویر PET دوران یافته و تصویر MRI
۵ شکل ۲-۳ تصویر MRI و تصویر دوران یافته‌ی PET با نقاط متناظر
۵ شکل ۲-۴ ماتریس دوران اصلی، ماتریس دوران محاسبه شده و مقدار خطای
۷ شکل ۲-۵ خروجی‌های به دست آمده برای تصاویر با مقدار دوران متفاوت
۷ شکل ۲-۶ مقادیر به دست آمده به ازای دوران‌های مختلف
۹ شکل ۲-۷ تصاویر به دست آمده با نویز گاووسی
۱۰ شکل ۲-۸ مقادیر خطای با نویز گاووسی
۱۱ شکل ۲-۹ تصاویر به دست آمده با نویز نمک و فلفل
۱۲ شکل ۲-۱۰ مقادیر خطای به دست آمده با نویز نمک و فلفل
۱۳ شکل ۲-۱۱ تابع هزینه‌ی Voxel Morph
۱۵ شکل ۲-۱۲ پنج نمونه‌ی انتخاب شده و رسم شده
۱۵ شکل ۲-۱۳ خروجی تغییرات Loss
۱۵ شکل ۲-۱۴ خروجی به دست آمده
۱۶ شکل ۲-۱۵ تصویر flow به صورت بردار گرادیان
۱۷ شکل ۲-۱۶ خروجی Loss
۱۷ شکل ۲-۱۷ خروجی تصاویر برای مدل ۱
۱۸ شکل ۲-۱۸ شکل گرادیان Flow
۱۹ شکل ۲-۱۹ مقدار Loss
۱۹ شکل ۲-۲۰ خروجی تصاویر
۲۰ شکل ۲-۲۱ شکل گرادیان Flow
۲۱ شکل ۲-۲۲ نقاط کلیدی به دست آمده برای دو تصویر
۲۲ شکل ۲-۲۳ نقاطی با بیشترین مقدار تطابق
۲۲ شکل ۲-۲۴ شکل تطابق یافته و شکل مرجع
۲۳ شکل ۲-۲۵ نتیجه‌ی درون‌یابی برای پر کردن جاهای خالی
۲۳ شکل ۲-۲۶ نقاط کلیدی
۲۴ شکل ۲-۲۷ اتصال نقاط کلیدی به یکدیگر
۲۴ شکل ۲-۲۸ تطابق تصاویر

۲۵.....	شکل ۲-۲۹ درونیابی به منظور پرکردن مقادیر صفر.....
۲۸.....	شکل ۲-۳۰ خروجی هرم لایپلاسی به دست آمده برای تصاویر.....
۲۹.....	شکل ۲-۳۱ ترکیب هرم لایپلاسی تصویر MRI و PET.....
۲۹.....	شکل ۲-۳۲ تصویر نهایی به دست آمده.....
۳۰.....	شکل ۲-۳۳ رنگی کردن تصویر PET برای نشان دادن فعالیت هر بخش.....
۳۱.....	شکل ۲-۳۴ تصویر خروجی به دست آمده با استفاده از Heatmap.....
۳۱.....	شکل ۲-۳۵ رابطه‌ی آنتروپی شنون.....
۳۲.....	شکل ۲-۳۶ تصویر خروجی مربوط به تجزیه تا سطح ۵.....

سوالات تئوری

۱-۱- سوال اول

۱-۱-۱- الف

ترم دوم $\alpha |\nabla u|^2$ درتابع هزینه نقش تنظیم‌کنندگی (regularization) را ایفا می‌کند. این ترم به منظور جلوگیری از انحراف شدید و تغییرات ناگهانی در میدان تغییر شکل u اضافه می‌شود. به عبارت دیگر، این ترم از انطباق بیش از حد به جزئیات کوچک و نویزهای تصویر جلوگیری می‌کند و موجب می‌شود که میدان تغییر شکل هموارتر باشد. مقدار α به عنوان پارامتر تنظیمی (regularization parameter) کنترل می‌کند که چه میزان هموارسازی (smoothing) در میدان تغییر شکل اعمال شود. مقادیر بزرگ α باعث ایجاد همواری زیاد و مقادیر کوچک آن همواری کم خواهد شد.

۱-۱-۲- ب

روش حل متناوب (iterative minimum) که در اینجا استفاده شده است به روش دوگانه (alternating minimum) معروف است. این روش در دو گام زیر انجام می‌شود:

گام اول : ثابت نگه داشتن u و بهینه‌سازی نسبت به ∇ :

در این گام، تابع $DSV(v)$ بهینه‌سازی می‌شود که میزان شباهت تصویر I_m با اعمال تغییر شکل ∇ به تصویر I_t را اندازه‌گیری می‌کند. همچنین، عبارت $\frac{1}{2\theta}(v - u)^2$ که به عنوان term پنالتی شناخته می‌شود، اختلاف بین v و u را تنظیم می‌کند.

گام اول : ثابت نگه داشتن ∇ و بهینه‌سازی نسبت به u :

در این گام، مقدار u به گونه‌ای بهینه‌سازی می‌شود که هم تغییرات ناگهانی در میدان تغییر شکل را کاهش دهد و هم به ∇ نزدیک باشد. عبارت $\alpha |\nabla u|^2$ به عنوان term تنظیم‌کنندگی عمل می‌کند و همواری میدان تغییر شکل را تضمین می‌کند.

روش حل مسئله به صورت متناوب و استفاده از بهینه‌سازی دارای مزایای زیر است:

۱. ساده‌سازی مسئله پیچیده: با تقسیم مسئله اصلی به دو زیرمسئله ساده‌تر، فرایند بهینه‌سازی را می‌توان به صورت گام به گام و با تمرکز بر روی هر یک از متغیرها به طور جداگانه انجام داد. این کار باعث می‌شود که حل مسئله در هر گام ساده‌تر و مؤثرتر شود.
۲. بهبود همگرایی: روش بهینه‌سازی متناوب تضمین می‌کند که در هر تکرار مقدار تابع هزینه کاهش یابد یا ثابت بماند. این امر منجر به همگرایی به یک نقطه بهینه محلی می‌شود که باعث پایداری و اعتمادپذیری در نتایج به دست آمده می‌شود.
۳. انعطاف‌پذیری بیشتر: این روش به دلیل ساختار متناوب خود می‌تواند به راحتی با تغییرات و بهینه‌سازی‌های مختلف در هر یک از گام‌ها سازگار شود. این امر اجازه می‌دهد که پارامترهای مختلف به صورت مستقل تنظیم شوند تا بهترین عملکرد به دست آید.
۴. کاهش پیچیدگی محاسباتی: با تبدیل یک مسئله پیچیده به دو زیرمسئله ساده‌تر، میزان محاسبات مورد نیاز در هر گام کاهش می‌یابد. این امر می‌تواند زمان محاسبات را به طور چشمگیری کاهش دهد و باعث افزایش کارایی الگوریتم شود.
۵. بهبود پایداری: ترم‌های تنظیم‌کننده (regularization terms) به کار رفته در هر گام باعث می‌شود که میدان تغییر شکل هموارتر و پایدارتر شود. این امر باعث می‌شود که الگوریتم از انطباق بیش از حد به نویزها و جزئیات کوچک جلوگیری کند و نتایج به دست آمده قابل اعتمادتر باشد.

بنابراین، برتری‌های اصلی این روش شامل ساده‌سازی مسئله، بهبود همگرایی، افزایش انعطاف‌پذیری، کاهش پیچیدگی محاسباتی و بهبود پایداری نتایج است. این ویژگی‌ها باعث می‌شوند که این روش یک رویکرد کارآمد و مؤثر برای حل مسئله انطباق تصاویر non-rigid باشد.

مرجع مورد استفاده:

۱. توضیحات روش حل متناوب در کلاس

<https://arxiv.org/abs/1906.06821> .۲

سوالات عملی

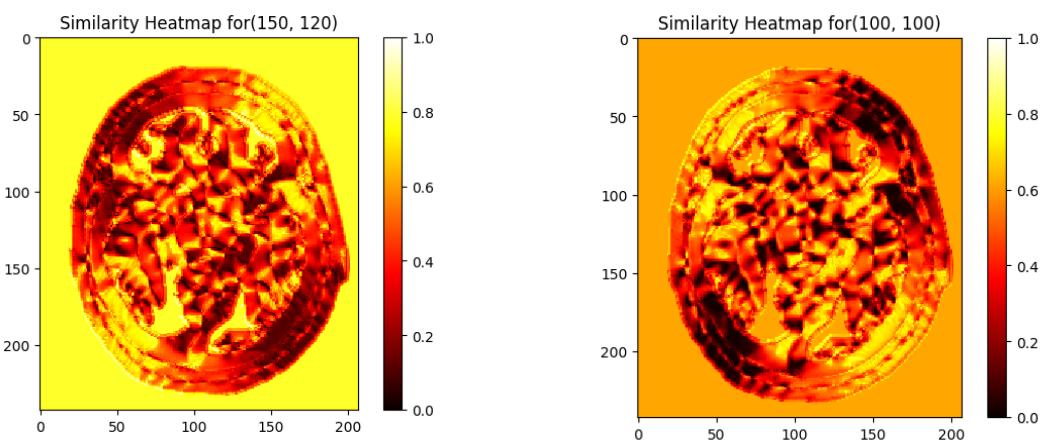
توضیحات کدها در فایل نوتبوک قرار دارد.

۱-۲ - سوال اول

۱-۱-۲ - الف

برای این سوال دو فایل نوتبوک ضمیمه شده است که مربوط به دو بار اجرای کد می‌باشد تا با توجه به رندوم بودن برخی بخش‌ها، خروجی در دو حالت بررسی شود. گزارش حال حاضر مربوط به Q1_Firstrun.ipynb می‌باشد.

در این بخش ابتدا مقدار MIND دو تصویر محاسبه شد و سپس برای دو نقطه از تصویر MRI، مقدار فاصله‌ی MIND با تمام پیکسل‌های تصویر PET به دست آمد. خروجی به صورت شکل ۲-۱ است.



شکل ۲-۱ تصویر HeatMap خروجی برای دو نقطه از تصویر MRI

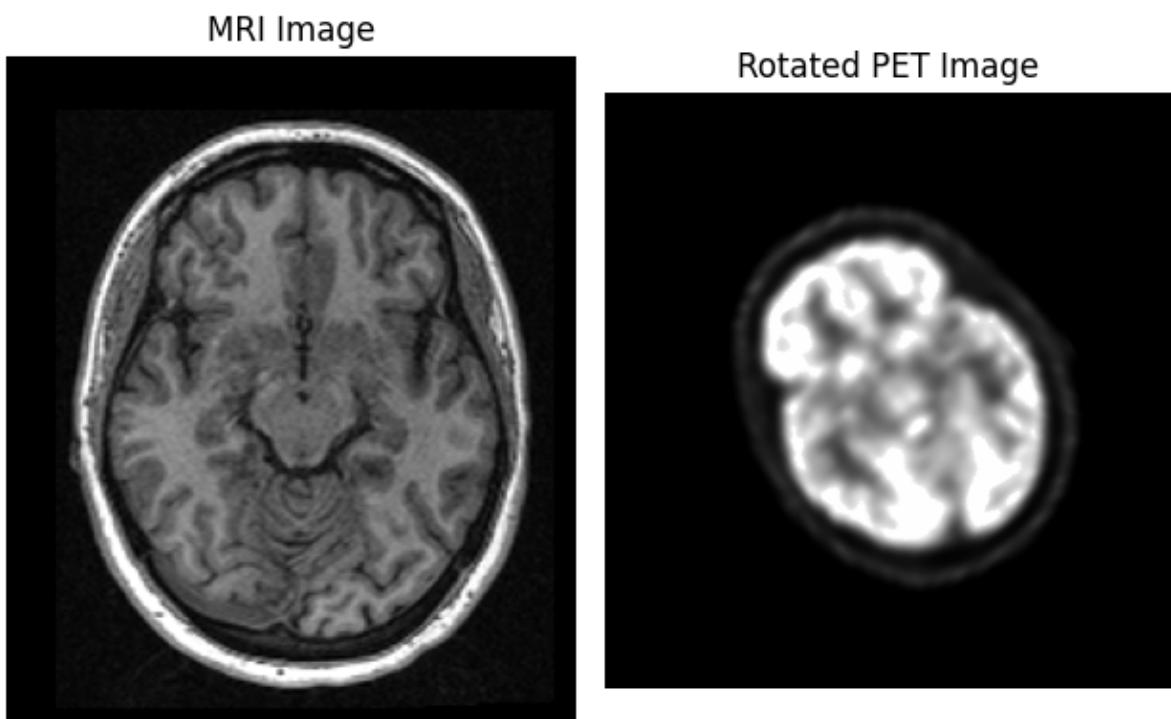
ملاحظه می‌شود در تصویر فوق:

۱. مکان‌هایی که شباهت بالایی با یکدیگر دارند، هم از لحاظ مقدار روشنایی و هم از لحاظ مقدار روشنایی همسایه‌های ۴ تایی، مقدار HeatMap کمتری دارند (توجه شود که در تصاویر فوق، مقادیر نزدیک به صفر نشان‌دهنده‌ی شباهت بالا هستند، چرا که فاصله‌ی MIND کمتری با پیکسل مورد نظر دارند).
۲. چندین نقطه در تصویر وجود دارند که مقدار شباهت یکسانی دارند.
۳. در صورت نیاز به استفاده از این معیار برای به دست آوردن ماتریس تبدیل بین دو تصویر و همچنین در نهایت انطباق آنها، باید از نقاط کلیدی استفاده کنیم چرا که برخی نقاط مانند نقاط بک‌گراند، یا

حتی برخی از نقاط تصویر، اطلاعات چندانی ندارند) در تصویر Heatmap مشاهده می‌شود که تمام نقاط بک‌گراند مقدار شباهت یکسانی با نقطه‌ی مرجع دارند) و باعث انطباق نادرست در بین تصاویر می‌شوند.

۲-۱-۲ ب

در این بخش ابتدا تصویر PET ۳۰ درجه دوران پیدا کرد. نتیجه در نشان داده شده است.



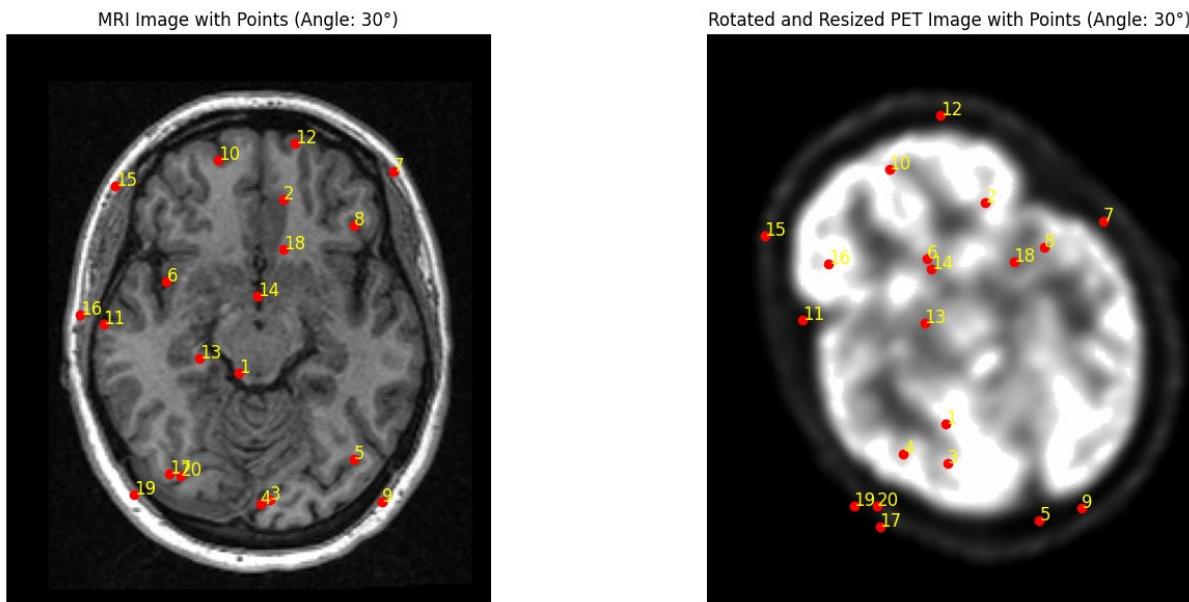
شکل ۲-۲ تصویر PET دوران یافته و تصویر MRI

در ادامه قبل از اینکه نقاط متناظر را به دست آوریم نیاز به تاکید بر چند نکته هست:

۱. ابعاد تصویر PET بعد از دوران تغییر یافته است و قبل از یافتن نقاط متناظر حتما باید resize شود.
۲. همانطور که در بخش قبل تاکید شد، نقاط مرجع حتما باید از نقاط کلیدی باشند، برای این منظور ابتداء از تابع CV.ORB_create که از الگوریتم Oriented Fast and Rotated Brief استفاده می‌کند استفاده شد و سپس به صورت رندوم ۲۰ نقطه از میان این نقاط انتخاب نقاط کلیدی استفاده می‌کند استفاده شد و سپس به طرفین و...) باید در مختصات همسایگی‌های نقطه‌ی مرجع (در تصویر Moving)، به دنبال نقاط متناظر بگردیم. برای یافتن اندازه‌ی پنجره‌ی مناسب، با استفاده از مقدار خطا و تغییر طول پنجره اندازه‌ی پنجره‌ی بهینه شدند.
۳. برای یافتن نقاط متناظر نیاز با توجه به عدم تغییر چندان تصویر (حرکت به طرفین و...) باید در مختصات همسایگی‌های نقطه‌ی مرجع (در تصویر Moving)، به دنبال نقاط متناظر بگردیم. برای یافتن اندازه‌ی پنجره‌ی مناسب، با استفاده از مقدار خطا و تغییر طول پنجره اندازه‌ی پنجره‌ی بهینه

به دست آمد. این اندازه برابر با ۲۵ بود (با توجه به روند انتخاب رندوم نقاط مرجع، ممکن است با اجرای دوباره‌ی کد این مقدار تغییر کند).

در نهایت با توجه به نکات گفته شده، این بخش پیاده‌سازی شد و تصویر نهایی به صورت شکل ۲-۳ به دست آمد.



شکل ۲-۳ تصویر *MRI* و تصویر دوران‌یافته‌ی *PET* با نقاط متناظر

همچنین مقدار خطأ، ماتریس دوران محاسبه شده، ماتریس دوران اصلی در شکل ۲-۴ نشان داده شده است.

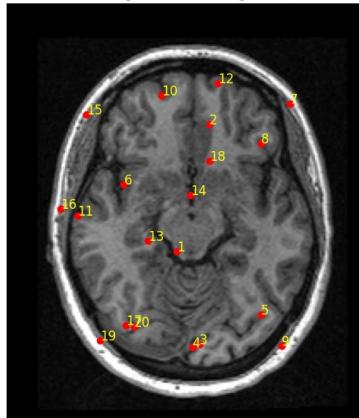
```
Best window size: 25
Best Computed Rotation Matrix:
[[ -0.35129702 -0.34233677 -1.
  [-0.34090466 -0.36894162  1.
  [-0.36058936 -0.36065325 -0.33834006]]
Best Original Rotation Matrix:
[[ -0.16893197 -0.17530253 -1.
  [-0.19270722 -0.16893197  1.
  [-0.18400488 -0.18400488 -0.16660018]]
Minimum Error: 0.46368642907767926
```

شکل ۲-۴ ماتریس دوران اصلی، ماتریس دوران محاسبه شده و مقدار خطأ

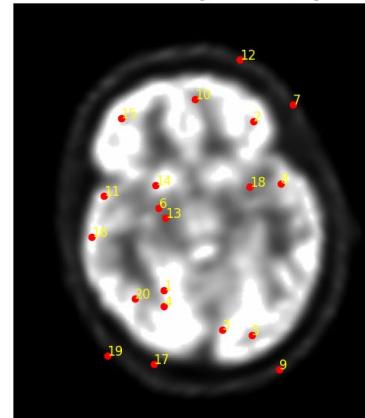
این روند برای چند زاویه‌ی دیگر نیز انجام شد که خروجی آن‌ها در شکل ۲-۵ نشان داده است.

پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی

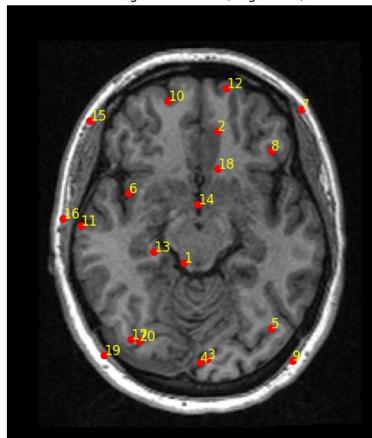
MRI Image with Points (Angle: 10°)



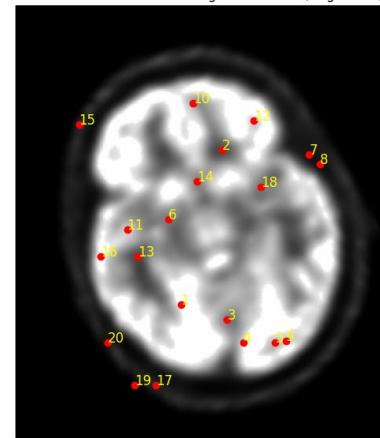
Rotated and Resized PET Image with Points (Angle: 10°)



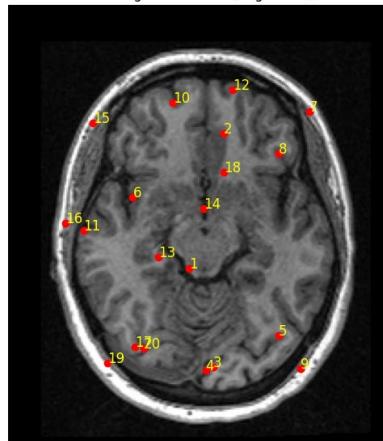
MRI Image with Points (Angle: 15°)



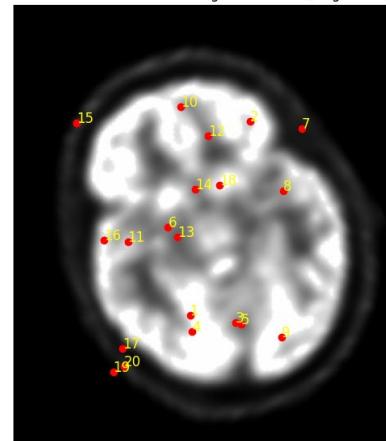
Rotated and Resized PET Image with Points (Angle: 15°)

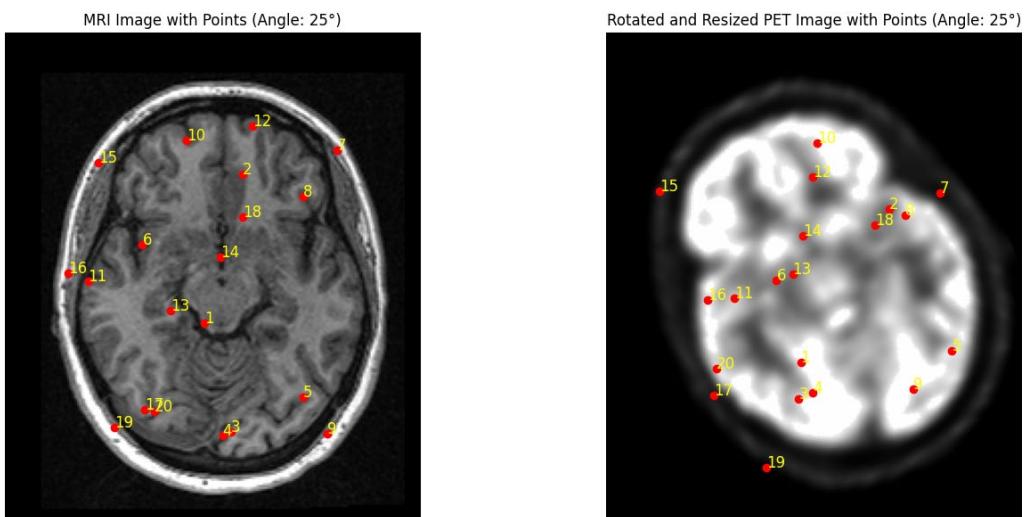


MRI Image with Points (Angle: 20°)



Rotated and Resized PET Image with Points (Angle: 20°)





شکل ۲-۵ خروجی‌های به دست آمده برای تصاویر با مقدار دوران متفاوت

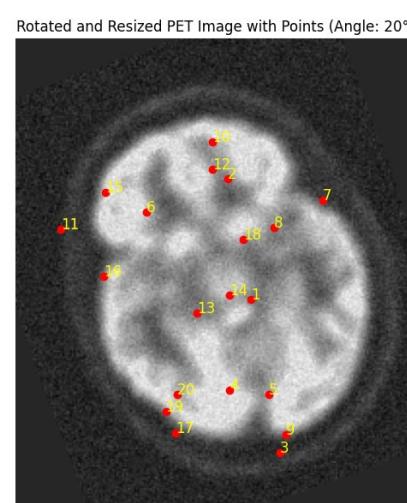
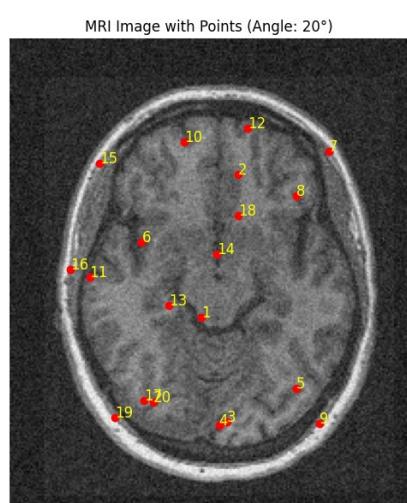
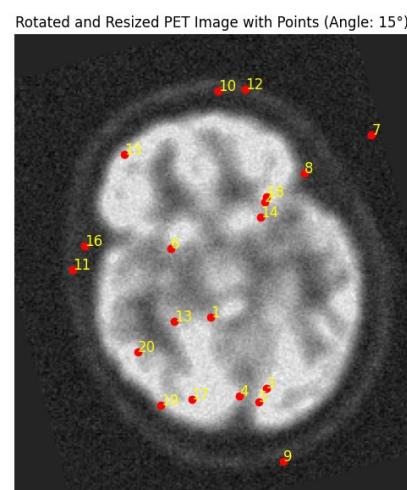
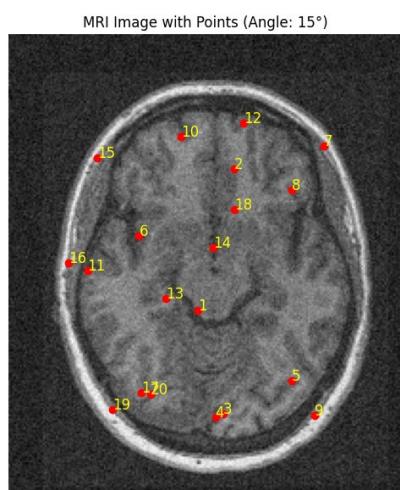
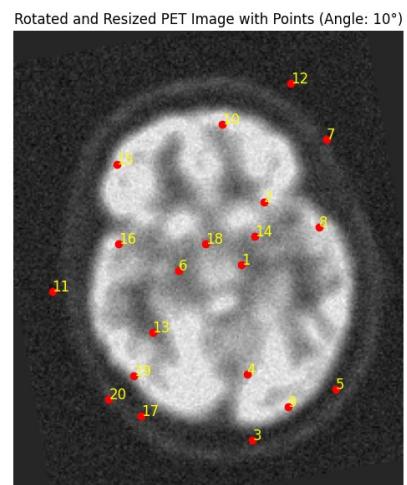
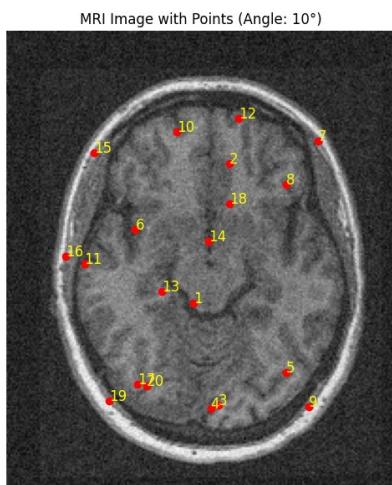
همچنین مقادیر خطای ماتریس‌های دوران به دست آمده و واقعی در شکل ۲-۶ نشان داده شده است.

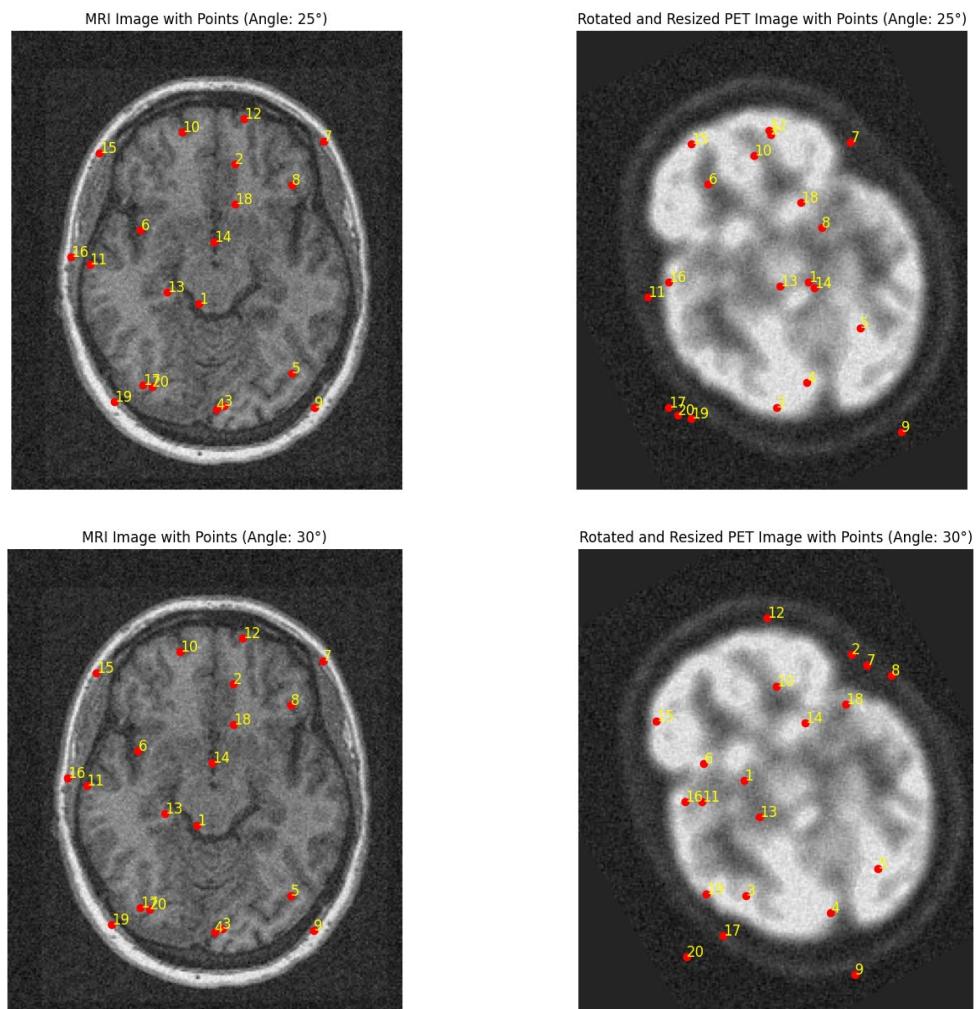
<p>Angle: 10°</p> <p>Computed Rotation Matrix:</p> $[[0.01497564 \quad 0.08865173 \quad -1.]]$ $[[0.0736768 \quad 0.01096851 \quad 1.]]$ $[[0.0112139 \quad 0.01116877 \quad 0.06864261]]$ <p>Original Rotation Matrix:</p> $[[0.0426244 \quad 0.00139049 \quad -1.]]$ $[[-0.01626372 \quad 0.0426244 \quad 1.]]$ $[[-0.00743661 \quad -0.00743661 \quad 0.04339667]]$ <p>Error: 0.13711939731800415</p>	<p>Angle: 15°</p> <p>Computed Rotation Matrix:</p> $[[0.93870698 \quad 1. \quad -0.36460865]]$ $[[0.98616228 \quad 0.96069116 \quad -1.]]$ $[[0.93987697 \quad 0.94000791 \quad 0.96258376]]$ <p>Original Rotation Matrix:</p> $[[-0.01828612 \quad -0.04231791 \quad -1.]]$ $[[-0.0599104 \quad -0.01828612 \quad 1.]]$ $[[-0.05111415 \quad -0.05111415 \quad -0.01712807]]$ <p>Error: 3.373851027800026</p>
<p>Angle: 20°</p> <p>Computed Rotation Matrix:</p> $[[-0.99807843 \quad -0.99311179 \quad 1.]]$ $[[-0.98273315 \quad -1. \quad 0.14818121]]$ $[[-0.99377328 \quad -0.99385191 \quad -0.9698167]]$ <p>Original Rotation Matrix:</p> $[[-0.07090477 \quad -0.08622183 \quad -1.]]$ $[[-0.10375232 \quad -0.07090477 \quad 1.]]$ $[[-0.09498708 \quad -0.09498708 \quad -0.06935922]]$ <p>Error: 3.235756356390279</p>	<p>Angle: 25°</p> <p>Computed Rotation Matrix:</p> $[[-0.99621223 \quad -0.98829226 \quad 1.]]$ $[[-0.98018654 \quad -1. \quad 0.52874835]]$ $[[-0.99136326 \quad -0.9913973 \quad -0.96835261]]$ <p>Original Rotation Matrix:</p> $[[-0.12049533 \quad -0.13049143 \quad -1.]]$ $[[-0.14795941 \quad -0.12049533 \quad 1.]]$ $[[-0.13922542 \quad -0.13922542 \quad -0.11855905]]$ <p>Error: 3.060293423677734</p>

شکل ۲-۶ مقادیر به دست آمده به ازای دوران‌های مختلف

۳-۱-۲ ج

در این بخش دو نوع نویز گاوسی و نمک و فلفل به تصویر اضافه شدند، نتایج به دست آمده برای نویز گاوسی به صورت شکل ۲-۷ و شکل ۲-۸ است.





شکل ۷-۷ تصاویر به دست آمده با نویز گاوسی

```

Angle: 10°
Computed Rotation Matrix:
[[ -0.96444793 -0.98535644  0.42736754]
 [ -0.9494685   -1.           1.          ]
 [ -0.98067973 -0.98098046 -0.95612647]]
Original Rotation Matrix:
[[ 0.0426244   0.00139049 -1.           ]
 [ -0.01626372  0.0426244   1.          ]
 [ -0.00743661 -0.00743661  0.04339667]]
Error: 2.9794656186009103

```

```

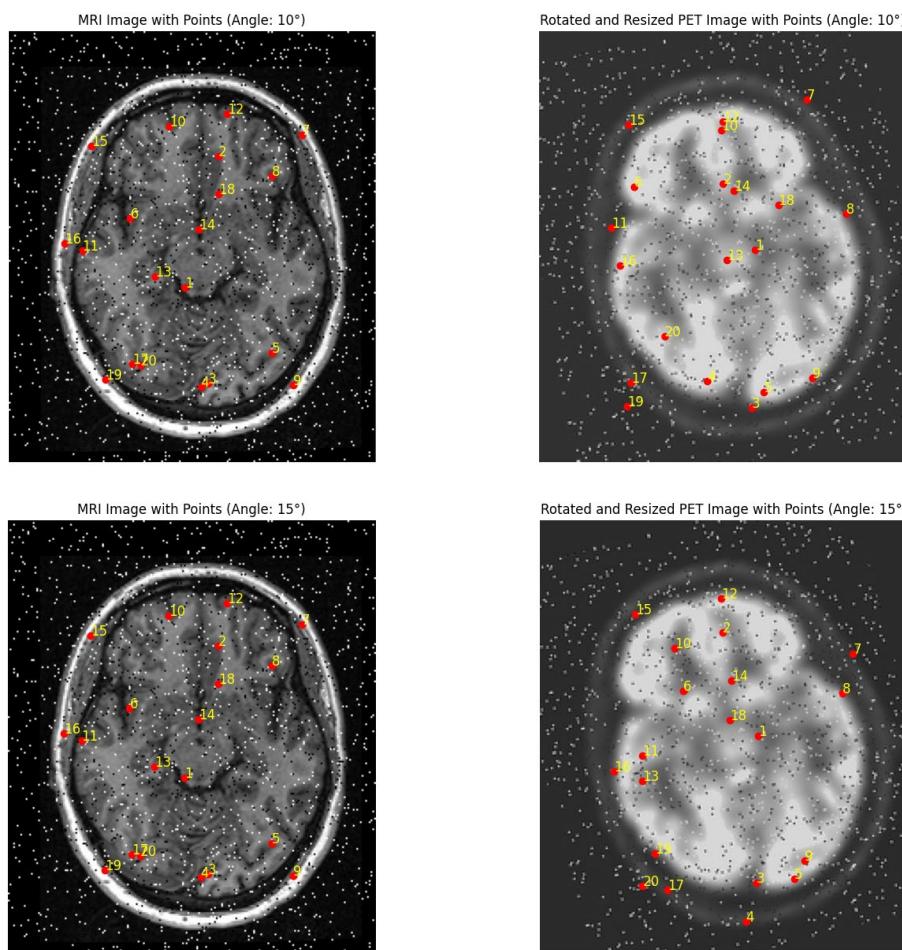
Angle: 15°
Computed Rotation Matrix:
[[ -1.           -0.99285868  1.           ]
 [ -0.98713632 -0.99784696  0.3458566 ]
 [ -0.99126988 -0.99127346 -0.97068345]]
Original Rotation Matrix:
[[ -0.01828612 -0.04231791 -1.           ]
 [ -0.0599104   -0.01828612  1.          ]
 [ -0.05111415 -0.05111415 -0.01712807]]
Error: 3.285048097003758

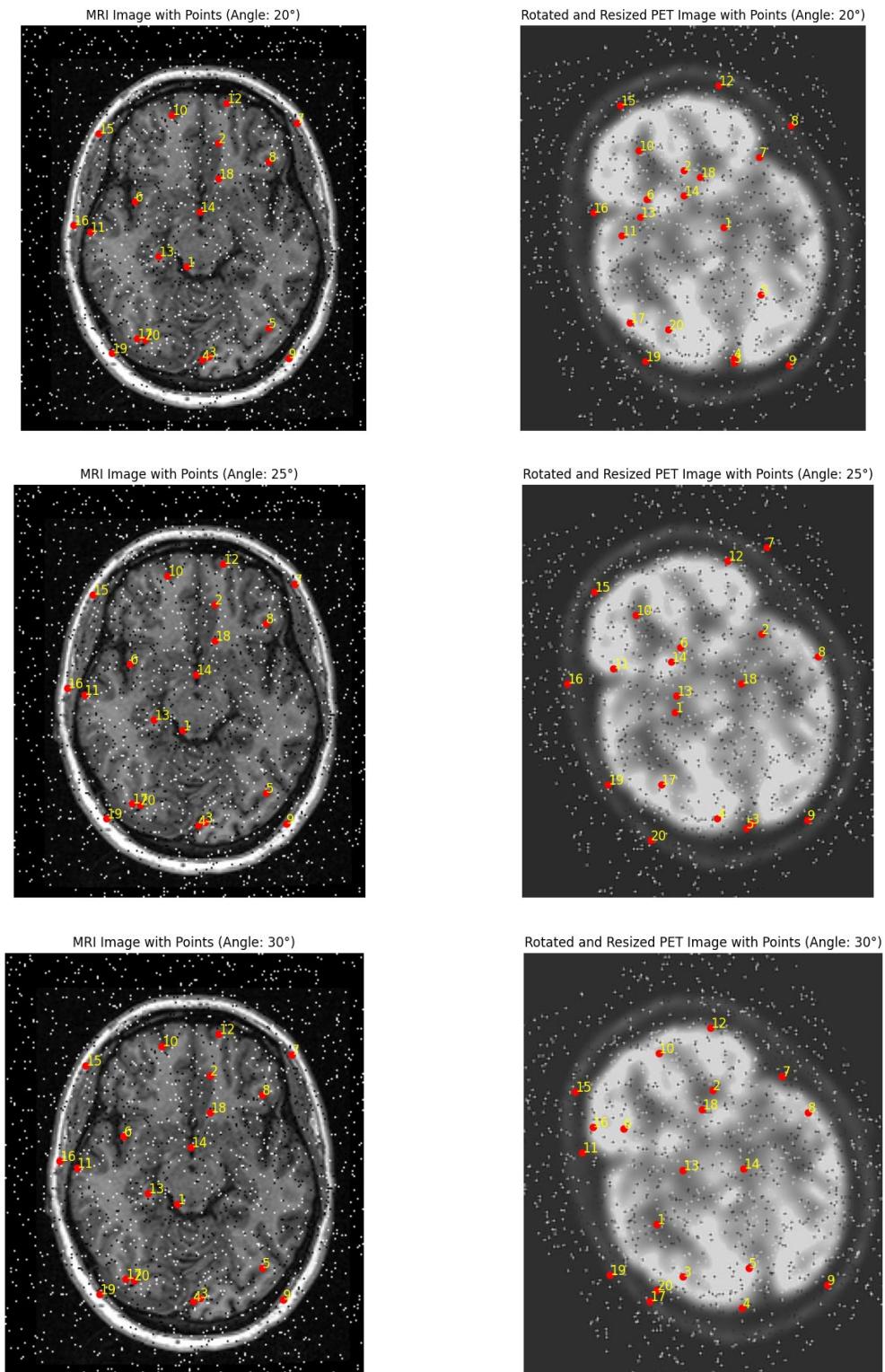
```

<p>Angle: 20° Computed Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} 0.98564251 & 1. & -1. \\ 0.99841423 & 0.97587612 & 0.10693042 \\ 0.96961285 & 0.96955395 & 0.97571167 \end{bmatrix}$ Original Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} -0.07090477 & -0.08622183 & -1. \\ -0.10375232 & -0.07090477 & 1. \\ -0.09498708 & -0.09498708 & -0.06935922 \end{bmatrix}$ Error: 2.960246336387105 </p>	<p>Angle: 25° Computed Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} -1. & -0.89758785 & -0.74328082 \\ -0.94630431 & -0.95155051 & 1. \\ -0.94878122 & -0.94847379 & -0.91377098 \end{bmatrix}$ Original Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} -0.12049533 & -0.13049143 & -1. \\ -0.14795941 & -0.12049533 & 1. \\ -0.13922542 & -0.13922542 & -0.11855905 \end{bmatrix}$ Error: 2.1676030404828563 </p>
<p>Angle: 30° Computed Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} -0.99573861 & -0.98088972 & 1. \\ -0.97264446 & -1. & 0.842408 \\ -0.99052212 & -0.99060897 & -0.95787058 \end{bmatrix}$ Original Rotation Matrix: $\begin{bmatrix} -0.16893197 & -0.17530253 & -1. \\ -0.19270722 & -0.16893197 & 1. \\ -0.18400488 & -0.18400488 & -0.16660018 \end{bmatrix}$ Error: 2.929774840626011 </p>	

شکل ۲-۸ مقادیر خطای نویز گاووسی

نتایج برای نویز نمک و فلفل به صورت و است.





شکل ۲-۹ تصاویر به دست آمده با نویز نمک و فلفل

```

angle: 10°
computedRotationMatrix:
[[ 0.94576399  0.99300069 -1.      ]
 [ 1.          0.92769748  0.50948736]
 [ 0.92851976  0.92856999  0.97878289]]
originalRotationMatrix:
[[ 0.0426244   0.00139049 -1.      ]
 [-0.01626372  0.0426244   1.      ]
 [-0.00743661 -0.00743661  0.04339667]]
error: 2.5461286206280547

```

```

angle: 20°
computedRotationMatrix:
[[ -1.         -0.99583659  1.      ]
 [-0.99136283 -0.9940314   -0.11648535]
 [-0.99039299 -0.99037485 -0.97051653]]
originalRotationMatrix:
[[ -0.07090477 -0.08622183 -1.      ]
 [-0.10375232 -0.07090477  1.      ]
 [-0.09498708 -0.09498708 -0.06935922]]
error: 3.3155281926050044

```

```

angle: 15°
computedRotationMatrix:
[[ 0.97426117  0.98728514 -1.      ]
 [ 1.          0.96241569 -0.57549585]
 [ 0.95544781  0.9551926   0.95527196]]
originalRotationMatrix:
[[[-0.01828612 -0.04231791 -1.      ]
 [-0.0599104   -0.01828612  1.      ]
 [-0.05111415 -0.05111415 -0.01712807]]
error: 3.095801662624723

```

```

angle: 25°
computedRotationMatrix:
[[ -1.         -0.92787205 -0.53308792]
 [-0.94262489 -0.99044479  1.      ]
 [-0.99040963 -0.99041835 -0.90558796]]
originalRotationMatrix:
[[ -0.12049533 -0.13049143 -1.      ]
 [-0.14795941 -0.12049533  1.      ]
 [-0.13922542 -0.13922542 -0.11855905]]
error: 2.2547982173891126

```

```

angle: 30°
computedRotationMatrix:
[[ -1.         -0.91962068  1.      ]
 [-0.93508363 -0.98347541 -0.0360319 ]
 [-0.98271021 -0.98250317 -0.89856448]]
originalRotationMatrix:
[[ -0.16893197 -0.17530253 -1.      ]
 [-0.19270722 -0.16893197  1.      ]
 [-0.18400488 -0.18400488 -0.16660018]]
error: 3.056787674487804

```

شکل ۲-۱۰ مقادیر خطای به دست آمده با نویز نمک و فلفل

با توجه به نتایج به دست آمده، مقادیر خطا مقداری بیشتر شده‌اند که با توجه به اضافه شدن نویز طبیعی است. با توجه به نقاط متناظر به دست آمده پس از افزودن نویز و مقایسه با این نقاط قبل از افزودن نویز، همچنین مقایسه‌ی خطاهای می‌توان نتیجه گرفت، این روش نسبت به نویز مقاومت نسبتاً خوبی دارد، چرا که نقاط متناظر و همچنین خطای تغییرات زیادی نداشتند.

۲-۲ - سوال دوم

۱-۲-۲ - الف

VoxelMorph یک روش مبتنی بر یادگیری برای انطباق تصاویر پزشکی سه بعدی است که از شبکه های عصبی کانولوشنال (CNN) استفاده می کند تا کارایی و سرعت فرآیند ثبت را بهبود بخشد. مهم ترین بخش های VoxelMorph به شرح زیر است:

۱. تابع انطباق پارامتری VoxelMorph : (Parametric Registration Function) عمل انطباق تصاویر را به عنوان یک تابع پارامتری تعریف می کند که بر روی مجموعه ای از تصاویر بهینه می شود. این رویکرد به مدل امکان تعمیم دادن سریع تطبیق تصاویر را برای جفت های جدید تصاویر را با ارزیابی پارامترهای یادگرفته می دهد. این عمل با روش Fine Tuning یا Transfer Learning قابل انجام است.

۲. مدل مبتنی بر CNN: هسته اصلی VoxelMorph یک CNN است که دو حجم ورودی n -بعدی (مانند اسکن های MRI سه بعدی) را می گیرد و یک فیلد تغییرات چگال را خروجی می دهد که هر پیکسل در تصویر متحرک (Moving) را به پیکسل متناظر در تصویر ثابت مپ می کند. این فیلد تغییرات برای انطباق تصویر متحرک با تصویر ثابت استفاده می شود.

۳. لایه تبدیل مکانی (Spatial Transform Layer): به منظور بازسازی تصویر متحرک بر اساس فیلد تغییرات محاسبه شده، VoxelMorph شامل یک لایه تبدیل مکانی است. این لایه اطمینان می دهد که فیلد تغییرات هموار است.

۴. یادگیری بدون نظارت: VoxelMorph نیازی به نقاط علامت آناتومیکی (Land Mark) برای آموزش ندارد. به جای آن بر اساس فیلدهای مشابه تصور یا محدودیت های همواری، تابع ثبت را بهینه می کند که در تابع هزینه به کار رفته است.

تابع هزینه ای این روش در شکل ۲-۳ نشان داده شده است.

$$CC(F, M(\phi)) = \sum_{p \in \Omega} \frac{\left(\sum_{p_i} (F(p_i) - \hat{F}(p))(M(\phi(p_i)) - \hat{M}(\phi(p))) \right)^2}{\left(\sum_{p_i} (F(p_i) - \hat{F}(p)) \right) \left(\sum_{p_i} (M(\phi(p_i)) - \hat{M}(\phi(p))) \right)}, \quad (5)$$

شکل ۲-۱۱ تابع هزینه Voxel Morph

تابع هزینه استفاده شده در VoxelMorph از دو مولفه اصلی ترکیب شده است: مشابهت تصویر و همواری آن.

۱. مشابهت تصویر (L_{sim}): این مولفه بهترین تطابق تصویر متحرک با تصویر ثابت را اندازه‌گیری می‌کند. VoxelMorph از همبستگی متقابل محلی (CC) به عنوان معیار مشابهت استفاده می‌کند که در برابر تغییرات شدت مقاوم است و در شرایط تصویربرداری مختلف قابل استفاده است.

۲. همواری (L_{smooth}): این مولفه اطمینان می‌دهد که فیلد تغییرات Φ هموار است. این کار با استفاده از اندازه‌ی گرادیان صورت می‌گیرد، هر چقدر تغییرات این اندازه کمتر باشد، تصویر هموار تر است.

$$\mathcal{L}_{smooth}(\phi) = \sum_{p \in \Omega} \|\nabla \phi(p)\|^2.$$

۳. تابع هزینه ترکیبی: تابع هزینه کلی استفاده شده برای آموزش مدل VoxelMorph یک جمع وزن‌دار از مولفه‌های مشابهت تصویر و همواری است:

$$\mathcal{L}(F, M, \phi) = -CC(F, M(\phi)) + \lambda \sum_{p \in \Omega} \|\nabla \phi(p)\|^2,$$

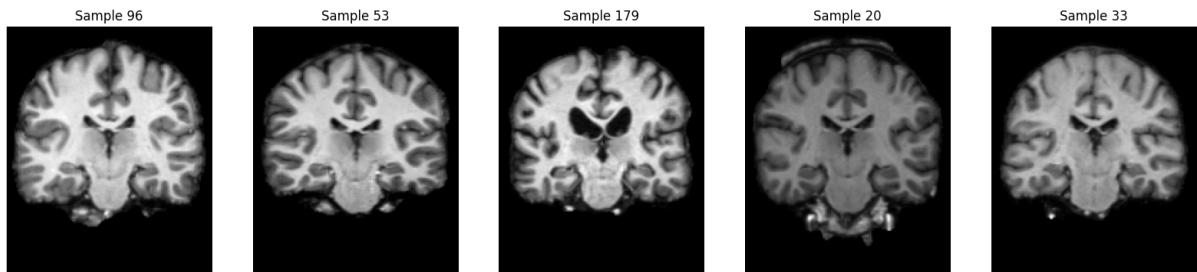
پارامتر λ پارامتر regularization می‌باشد که وزن مولفه همواری را نسبت به وزن مولفه مشابه تعیین می‌کند.

- آموزش: در طول آموزش، پارامترهای مدل CNN بهینه‌سازی می‌شوند تا کمینه مورد انتظار هزینه را بر روی مجموعه‌ای از جفت‌های حجمی بیابند. این فرآیند شامل Stochastic Gradian Descent برای یافتن پارامترهای بهینه است که بهترین انطباق را برای تصاویر در مجموعه داده فراهم می‌کند.

- نتیجه‌گیری: بعد از آموزش، مدل می‌تواند به سرعت فیلد ثبت را برای جفت‌های جدید تصویر محاسبه کند که باعث کاهش چشمگیر زمان انطباق نسبت به روش‌های متداول می‌شود، که زمان انطباق معمولاً از ساعتها به ثانیه‌ها کاهش می‌یابد.

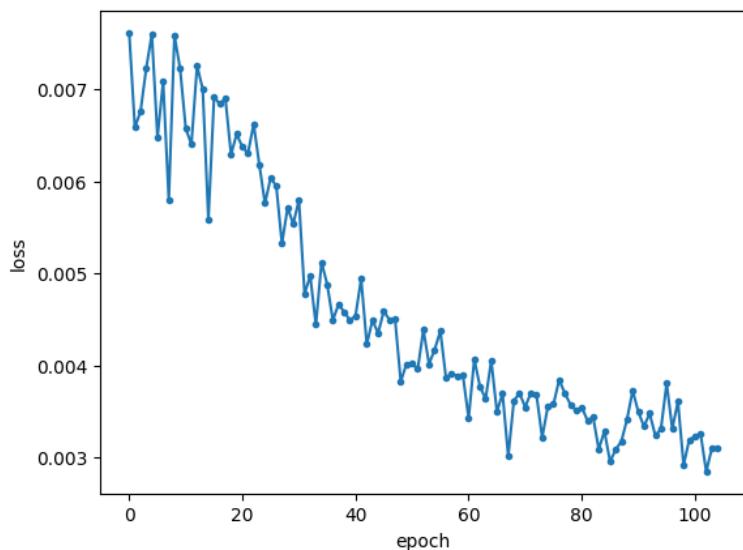
۲-۲-۲- ب

در این بخش نتایج بخش‌هایی که با ToDo مشخص شده بودند نشان داده و تحلیل شده‌اند.



شکل ۲-۱۲ پنج نمونه‌ی انتخاب شده و رسم شده

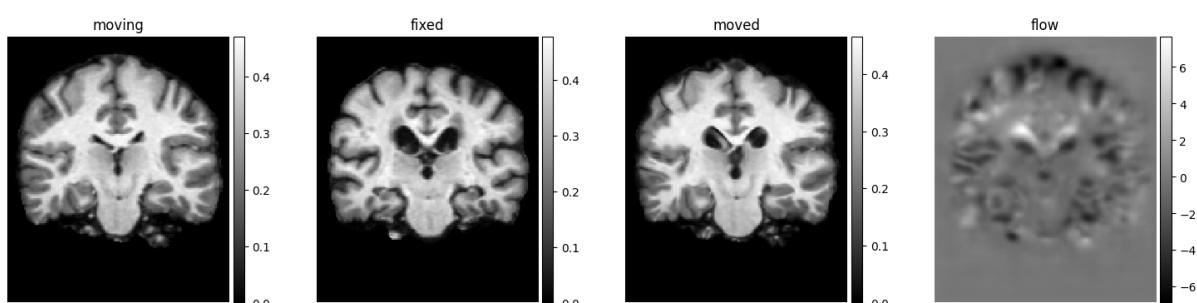
در بخش بعد خواسته شده است که مدل را با ۱۰۰ ایپاک آموزش دهیم. پس از آموزش خروجی Loss به صورت شکل ۲-۱۳ است.



شکل ۲-۱۳ خروجی تغییرات Loss

مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد ایپاک‌ها مقدار Loss کمتر می‌شود چرا که مدل مدت زمان بیشتری برای آموزش وقت دارد، اما نباید مقدار ایپاک‌هارا خیلی زیاد کنیم چرا که مدل دچار overfit می‌شود.

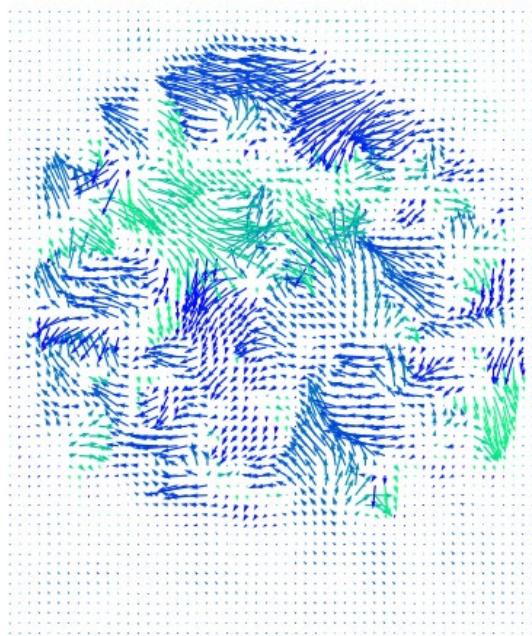
همچنین خروجی نهایی به دست آمده به صورت شکل ۲-۱۴ است.



شکل ۲-۱۴ خروجی به دست آمده

خروجی به دست آمده نشان دهنده تصویر متحرک، تصویر ثابت، تصویر انطباق یافته و flow یا تغییرات جایه‌جایی تصویر متحرک برای انطباق بر تصویر ثابت است. مشاهده می‌شود که تصویر به خوبی انطباق یافته است.

همچنین در شکل ۲-۱۵ تصویر flow به صورت بردارهای گرادیان نشان داده شده است که نشان می‌دهد هر بخش در چه جهتی و به چه مقدار نیاز به جابه‌جایی برای انطباق داشته است.



شکل ۱۵-۲ تصویر *flow* به صورت بردار گرادیان

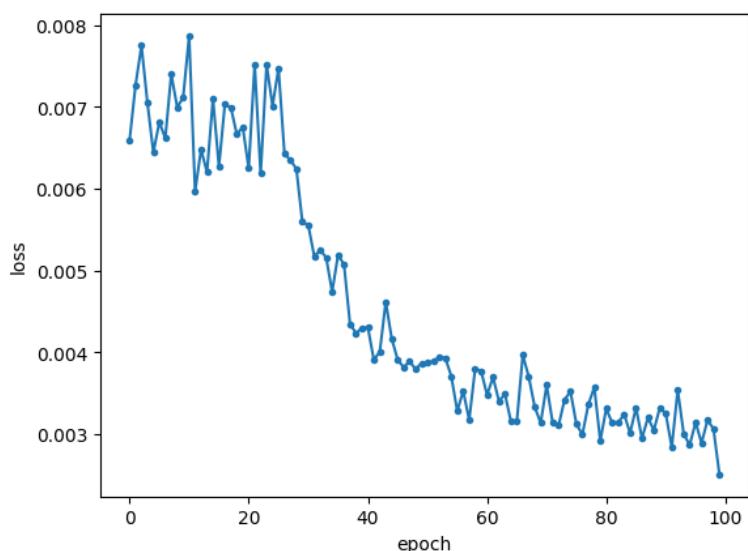
در ادامه دو مدل دیگر خواسته شده بود تا بررسی شوند.

۲-۲-۱- مدل اول

1. Model 1:

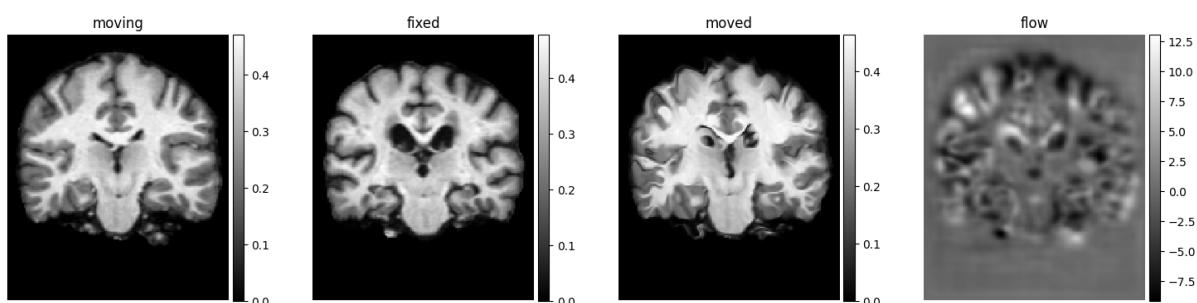
- Loss weights: [1, 0.00001]
 - Train for 100 epochs

پس از پیاده‌سازی این مدل، خروجی Loss به صورت شکل ۲-۱۶ به دست آمد. خروجی به دست آمده نشان می‌دهد که مقدار خطای کمی کاهش یافته است.



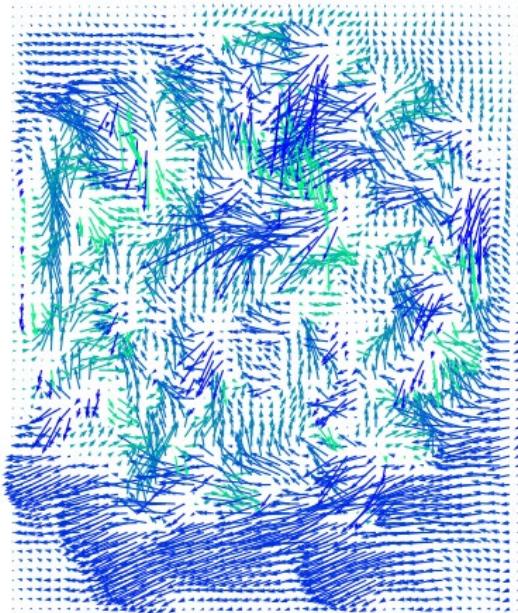
شکل ۲-۱۶ خروجی Loss

خروجی تصاویر به صورت شکل ۲-۱۷ است.



شکل ۲-۱۷ خروجی تصاویر برای مدل ۱

با توجه به خروجی تصاویر مشاهده می‌شود در این مدل به طور کلی مقدار Flow نسبت به قبل همواری کمتری دارد. این مورد با توجه به معادله Loss طبیعی است چرا که در این مدل، ما مقدار ضریب λ مقداری کوچک (0.00001) قراردادیم که این مقدار در ترم Regularize کننده، باعث بزرگ شدن مقداری که در آن ضرب شده است می‌شود و به همین علت تغییرات ناهموارتر می‌شوند. با توجه به شکل ۲-۱۸ که شکل گرادیان را نشان می‌دهد، می‌توان مشاهده کرد که تغییرات Flow نسبت به قبل بسیار ناهموارتر است.

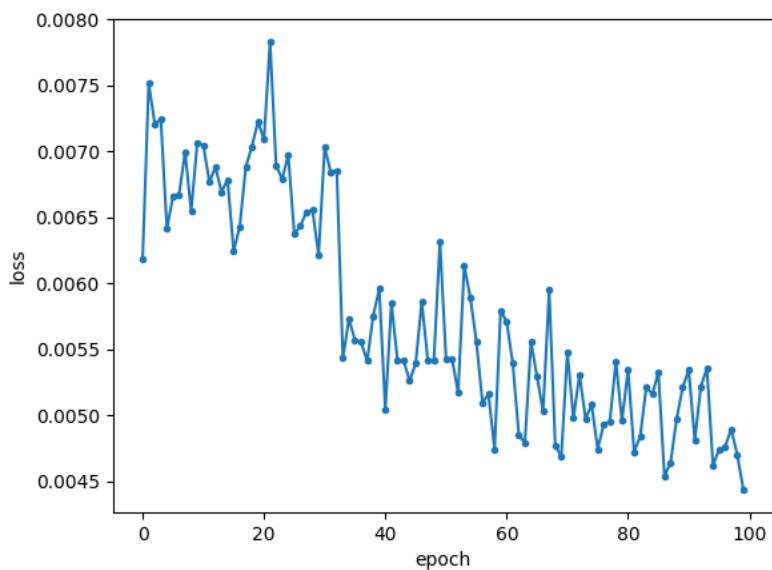


شکل ۲-۱۸ شکل گرادیان Flow

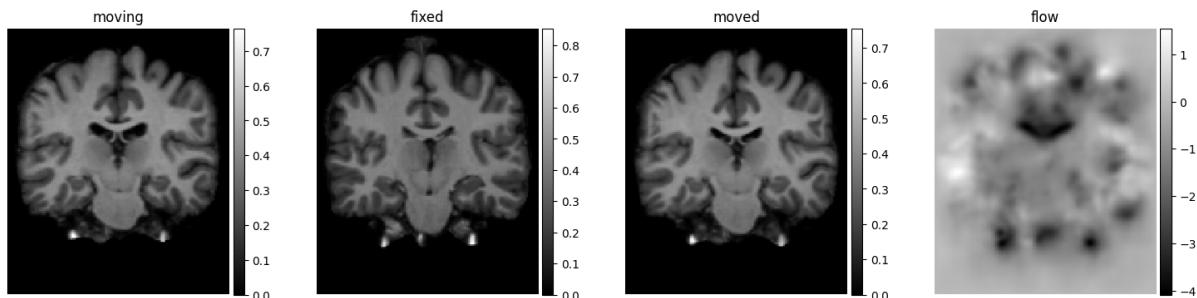
۲-۴-۴-۲-۲ مدل دوم

2. Model 2:
- Loss weights: [1, 0.1]
 - Train for 100 epochs

پس از پیاده‌سازی این مدل، خروجی Loss شکل ۲-۱۹ به صورت شکل ۲-۲۰ به دست آمد. خروجی به دست آمده نشان می‌دهد که مقدار خطأ کمی بیشتر شده است. خروجی تصاویر به صورت شکل ۲-۲۰ است.

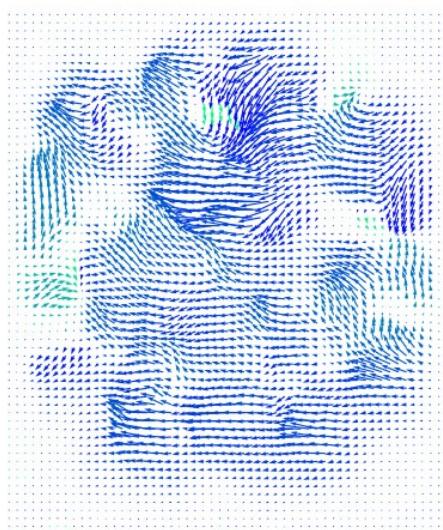


شکل ۲-۱۹ مقدار Loss



شکل ۲-۲۰ خروجی تصاویر

مشاهده می‌شود که شکل Flow در این مدل هموارتر از دو مدل قبل می‌باشد، چرا که مقدار ضریب λ در آن برابر با 0.1 در نظر گرفته شده است که همین امر باعث هموارتر شدن تبدیل می‌شود. این مورد در شکل ۲-۲۱ که مربوط به شکل گرادیان Flow می‌باشد به وضوح قابل مشاهده است.



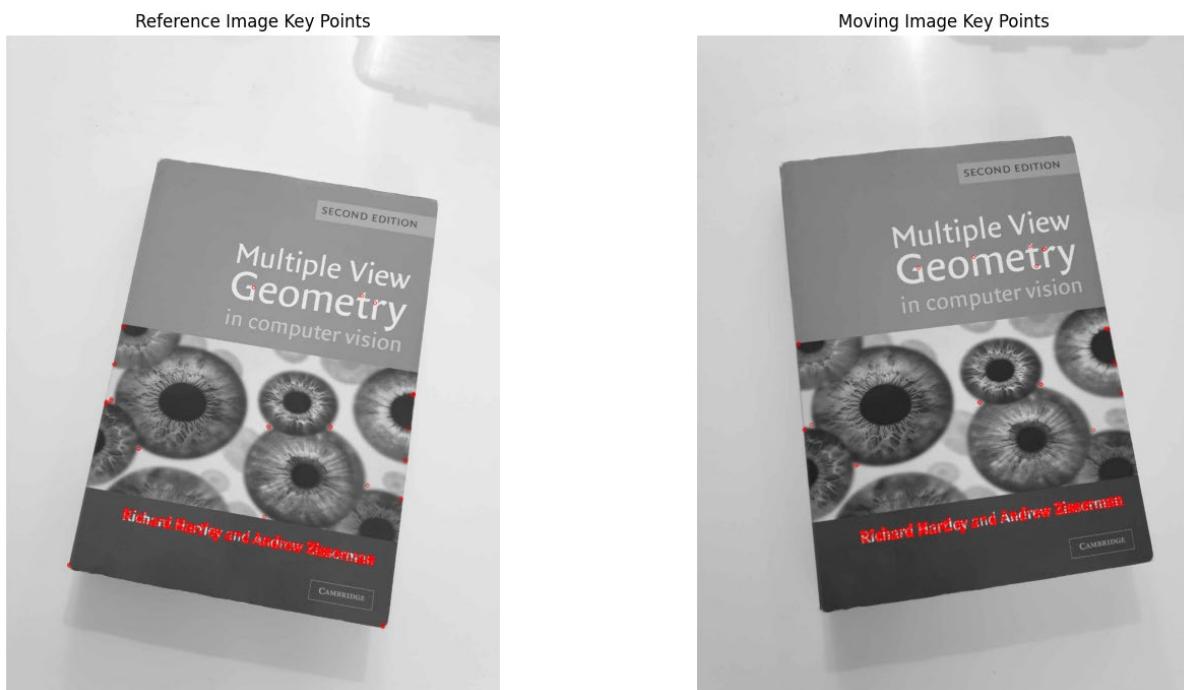
شکل ۲-۲۱ Flow گرادیان

در نهایت با توجه به نتایج به دست آمده:

۱. مدل اول با توجه به Loss کمتر، انطباق بهتری داشته است.
۲. مدل دوم هموارتر است که همین امر باعث عدم آسیب به تصویر متحرک می‌شود. چرا که هرچه تغییرات ناهموارتر باشد، تصویر تغییرات شدیدتری خواهد داشت در نتیجه شکل اولیه‌ی خود را از دست می‌دهد. در واقع کوچک بودن ضریب λ باعث تطبیق تصویر با جزئیات بیشتر می‌شود و همین امر باعث می‌شود تا تصویر به نویز و دیگر مقادیر پرت تطبیق پیدا کرده و در نهایت شکل اصلی آسیب ببینند.

۲-۳- سوال سوم

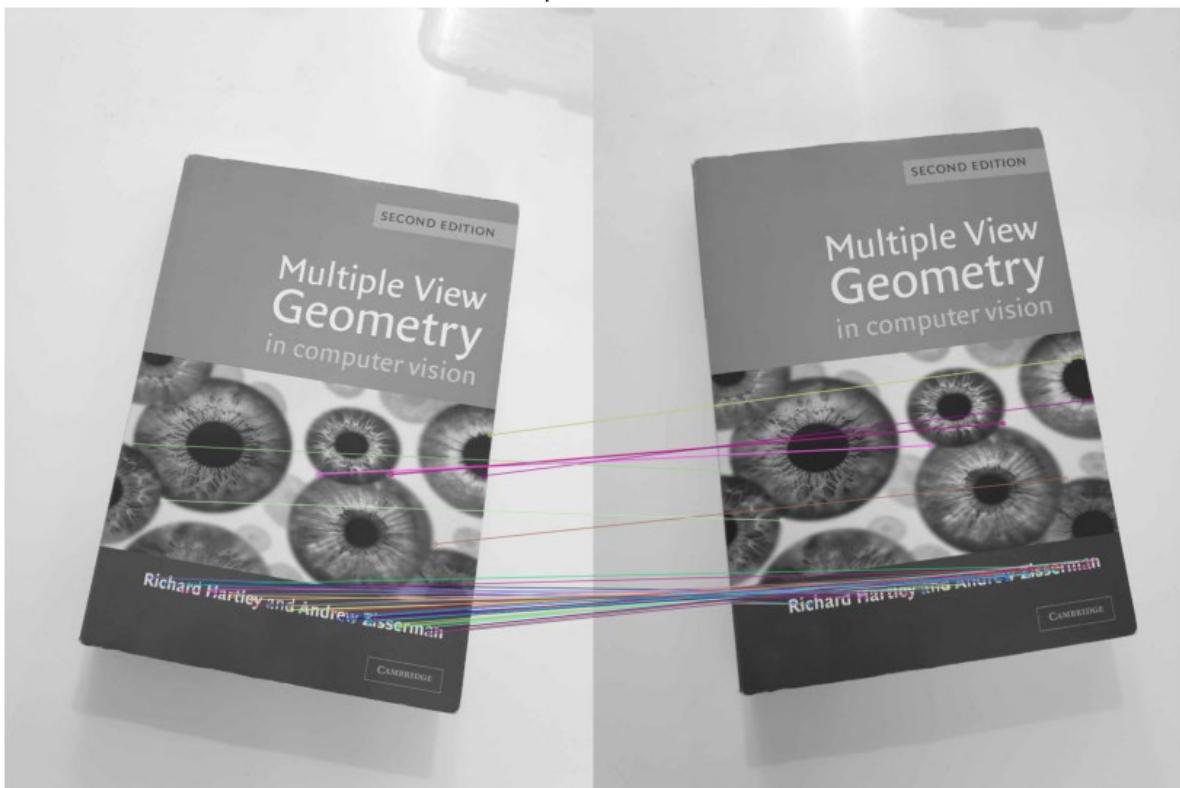
در این سوال ابتدا پس از بارگذاری تصاویر، با استفاده از تابع Cv.ORB_create نقاط کلیدی دو تصویر مشخص شدند. این نقاط در شکل ۲-۲۲ نشان داده شده است.



شکل ۲-۲۲ نقاط کلیدی به دست آمده برای دو تصویر

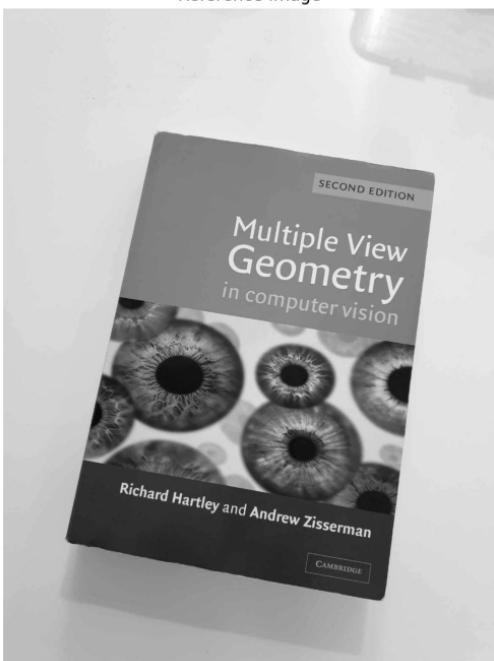
پس از آن این ۵۰ نقطه‌ای که بیشترین تطابق را داشتند در دو تصویر به هم وصل شدند. این مورد در شکل ۲-۲۳ نشان داده شده است. در مرحله‌ی بعد با استفاده از تابع cv.findHomography تبدیل هموگرافی بین دو تصویر با استفاده از نقاط کلیدی به دست آمد. در نهایت شکل تطبیق یافته در شکل ۲-۲۴ نشان داده شده است. با توجه به دوران شکل متحرک، در درون یابی برای یافتن مقدار روشنایی پیکسل‌ها، مقدار روشنایی برخی پیکسل‌ها برابر صفر می‌شود. علت این امر است که با اعمال تبدیل وارون بر روی تصویر متحرک (برای یافتن مقدار روشنایی هر پیکسل) برخی پیکسل‌ها پس از تبدیل در بازه‌ای خارج از بازه‌ی تصویر مرجع قرار می‌گیرند و مطابق توضیحات اسلاید Registration برای این پیکسل‌ها مقدار روشنایی صفر در نظر گرفته می‌شود. در ادامه برای رفع این مشکل (تا حدی) از درونیابی درون خود تصویر، برای یافتن مقدار برای این پیکسل‌ها استفاده شد. خروجی این مورد در شکل ۲-۲۵ نشان داده شده است.

Top Matches

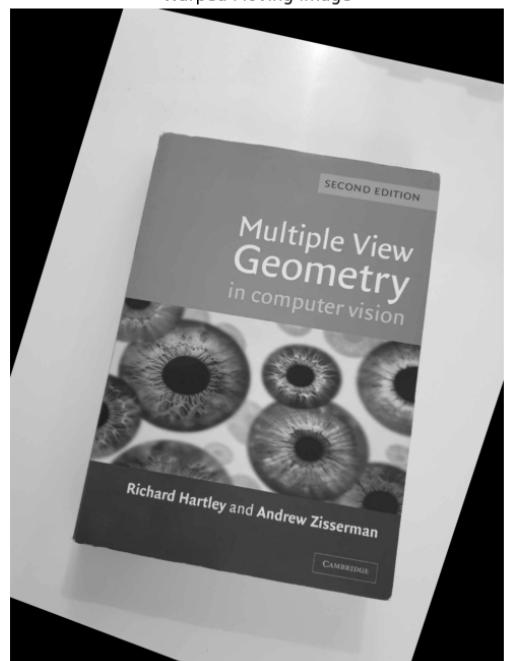


شکل ۲-۲۳ نقاطی با بیشترین مقدار تطابق

Reference Image

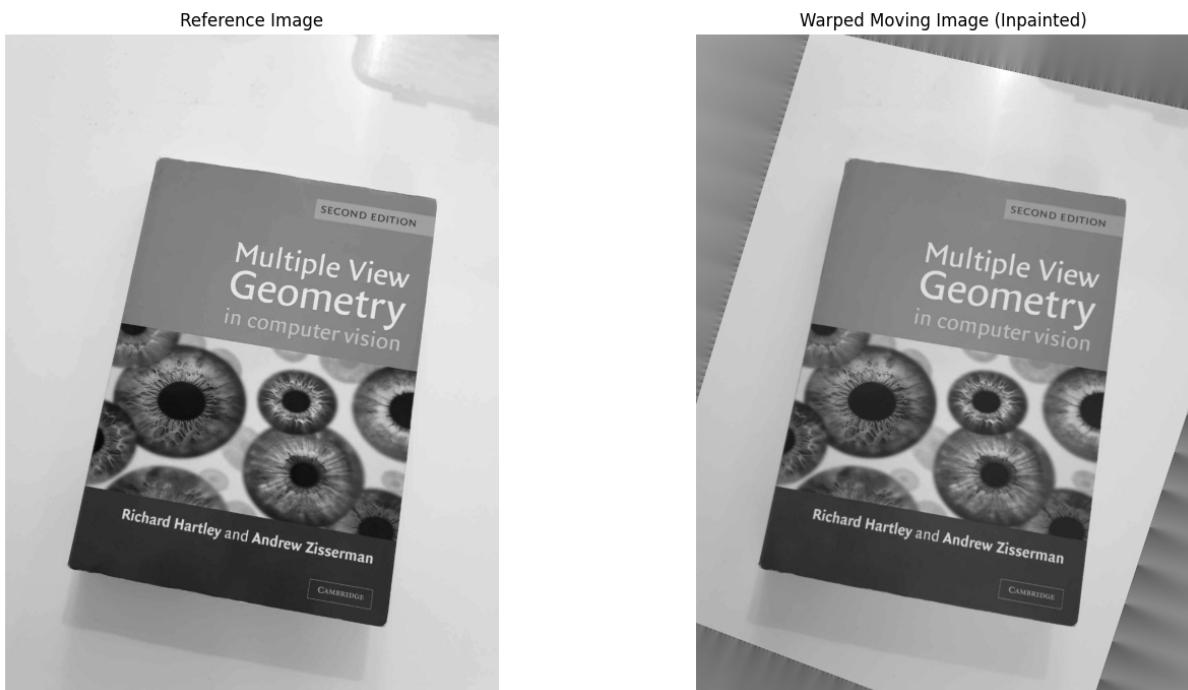


Warped Moving Image



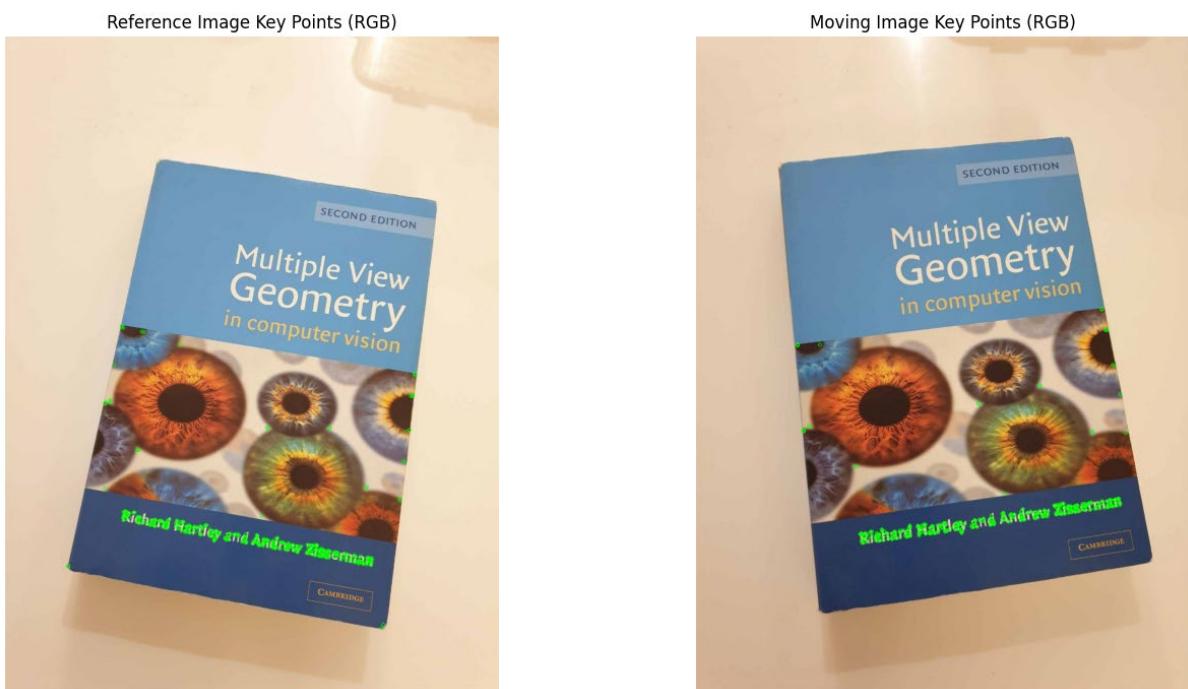
شکل ۲-۲۴ شکل تطابق یافته و شکل مرجع

پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی



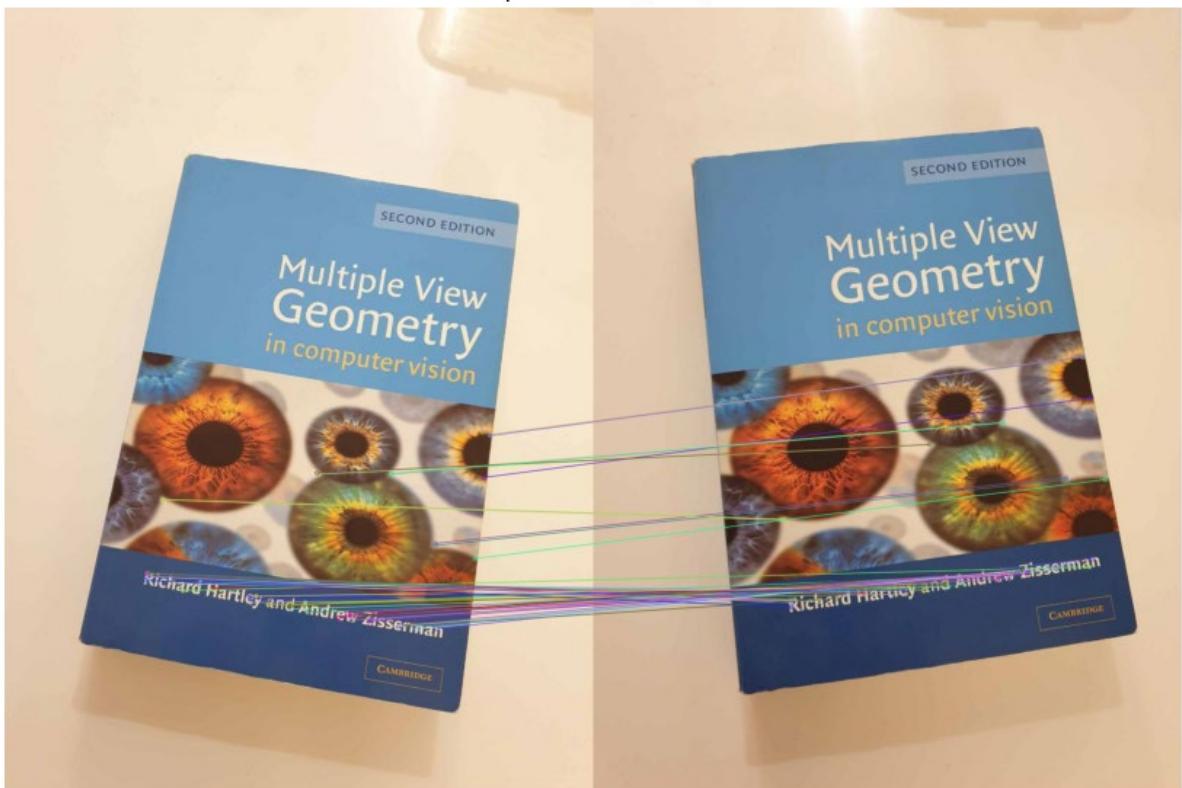
شکل ۲-۲۵ نتیجه‌ی درون‌یابی برای پر کردن جاهای خالی

*** در ادامه روند طی شده، بر روی تصویر رنگی نیز طی شد و خروجی‌های هر مرحله در شکل ۲-۲۶ تا شکل ۲-۲۹ نشان داده شده است.



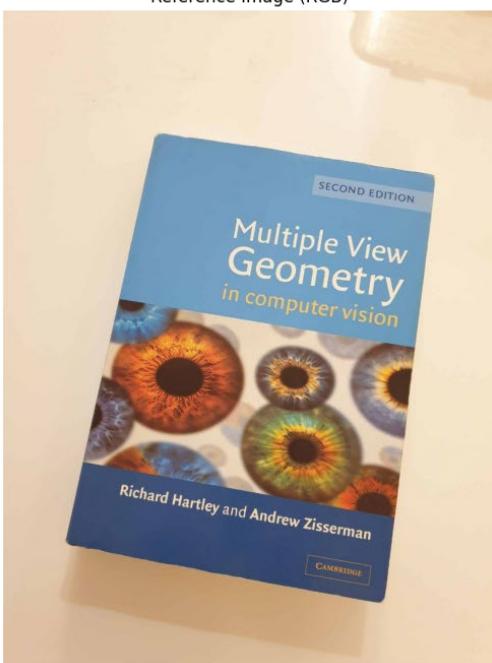
شکل ۲-۲۶ نقاط کلیدی

Top Matches (RGB)

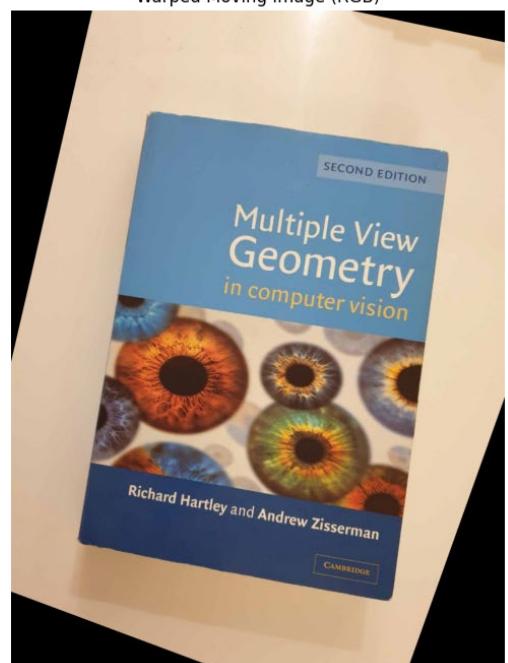


شکل ۲۷-۲ اتصال نقاط کلیدی به یکدیگر

Reference Image (RGB)

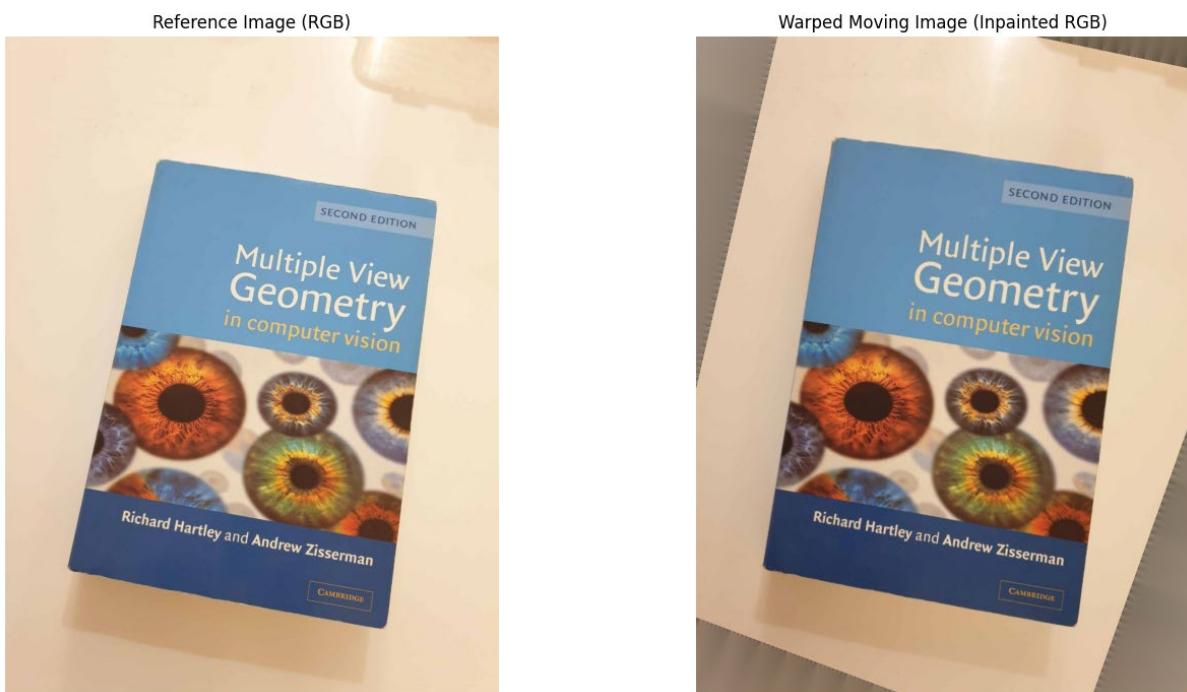


Warped Moving Image (RGB)



شکل ۲۸-۲ تطابق تصاویر

پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی



شکل ۲۹- درونیابی به منظور پرکردن مقادیر صفر

۲-۴- سوال چهارم

۱-۴-۲- الف

فرآیند ادغام تصاویر (Image Fusion) به معنای ترکیب اطلاعات تکمیلی از تصاویر چند منبع به یک تصویر واحد است. هدف اصلی از این فرآیند، ترکیب تمامی اطلاعات مهم از تصاویر ورودی مختلف به یک تصویر واحد، کاهش نویز و ... است. در حوزه پزشکی، ادغام تصاویر از منابع مختلف مثل تصاویر CT و MRI به پزشکان کمک می‌کند تا تشخیص دقیق‌تری از وضعیت بیمار داشته باشند. برای مثال در یک ترکیب بین تصاویر MRI و PET هر می‌توان ساختار مربوط به اندام را از تصویر MRI داشت و اطلاعات مربوط به فعالیت اندام را از تصویر PET به دست آورد و تصویری واحد که دارای خصوصیت هر دو تصویر است را به دست آورد.

۲-۴-۲- ب

هرم لاپلاسی (Laplacian Pyramid) تکنیکی است که برای تجزیه تصویر به مجموعه‌ای از تصاویر فیلتر شده با باند پایین استفاده می‌شود که به ساختاری شبیه هرم منجر می‌شود. مراحل اجرای الگوریتم هرم لاپلاسی با استفاده از DCT به شرح زیر است:

پیش‌پردازش تصاویر ورودی: تصاویر CT و MRI به مقیاس خاکستری تبدیل می‌شوند (این مطالیته‌ها به عنوان مثال استفاده شده‌اند، و این روش برای هر مطالیته‌ای قابل پیاده‌سازی است).

تجزیه و تحلیل تصویر: تصاویر خاکستری با استفاده از DCT به سطوح مختلف با رزولوشن‌های مختلف تجزیه می‌شوند. این فرآیند باعث کاهش تراکم و وضوح تصاویر شده و آنها را به نصف اندازه فشرده می‌کند.

گسترش تصویر: تصاویری که به این ترتیب فشرده شده‌اند، با اضافه کردن صفرها گسترش می‌یابند.

تفريق تصویر: تصویر به دست آمده از مرحله گسترش از تصویر اصلی تفرقی می‌شود.

محاسبه مقدار قدر مطلق بزرگتر: در هر سطح، مقدار قدر مطلق بزرگتر هر پیکسل محاسبه می‌شود.

تکرار مراحل: مراحل بالا برای تمام سطوح از $0 \text{ تا } k-1$ تکرار می‌شود.

محاسبه میانگین سطح K : در سطح k ، میانگین مقادیر هر دو تصویر محاسبه می‌شود.

ترکیب سطوح: با استفاده از الگوریتم معکوس هرم لاپلاسی، تمام سطوح با هم ترکیب می‌شوند.

خرجی: تصویر ترکیبی نهایی به دست می‌آید.

در مقایسه با تبدیل موجک (wavelet transform)، هرم لاپلاسی با تجزیه تصویر به سطوح پایین‌گذر مختلف به طور مؤثرتری و بیشگی‌های تصویر را شناسایی می‌کند و اطلاعات بیشتری را در هر سطح لاپلاسی نگه می‌دارد (در تبدیل موجک از هرم گاوسی استفاده می‌شود).

۲-۴-۳-ج

تبدیل کسینوسی گسسته (DCT) در پیاده‌سازی هرم لاپلاسی به منظور فشرده‌سازی تصویر از طریق کاهش وضوح مکانی و حذف افزونگی به کار می‌رود. در این بخش سعی شده است تا توضیح کاملی بر اساس مقاله‌ی ارجاع داده شده، ارئه شود.

پیش‌پردازش:

ابتدا تصاویر از حالت RGB به مقیاس خاکستری تبدیل می‌شوند تا برای پردازش‌های بعدی آماده شوند.

تجزیه:

تصاویر خاکستری با استفاده از روش هرم لاپلاسی که شامل چندین سطح وضوح است تجزیه می‌شوند. هر سطح تجزیه از طریق DCT حاصل می‌شود.

DCT تصویر را با تبدیل آن به حوزه فرکانس فشرده می‌کند، جایی که انرژی تصویر را در اجزای فرکانس پایین متمرکز می‌کند. این کار چگالی مکانی و وضوح تصویر را کاهش داده و تصویر را به نصف اندازه فشرده می‌کند.

گسترش تصویر:

پس از فشرده‌سازی، تصویر با اضافه کردن صفرها به اندازه تصویر اصلی گسترش می‌بادد.

تفریق:

سپس تصویر گسترش یافته از تصویر اصلی تفریق می‌شود. این مرحله چندین بار تکرار می‌شود و مجموعه‌ای از آرایه‌های دو بعدی ایجاد می‌کند که نمایانگر هرم‌های لاپلاسی هستند. این آرایه‌ها حاوی تصاویر فیلتر شده با باند عبور در سطوح مختلف وضوح مکانی هستند.

ترکیب در سطوح مختلف:

در بالاترین سطح (K)، پیکسل‌های متناظر از هر دو تصویر با استفاده از قانون Average fusion ترکیب می‌شوند.

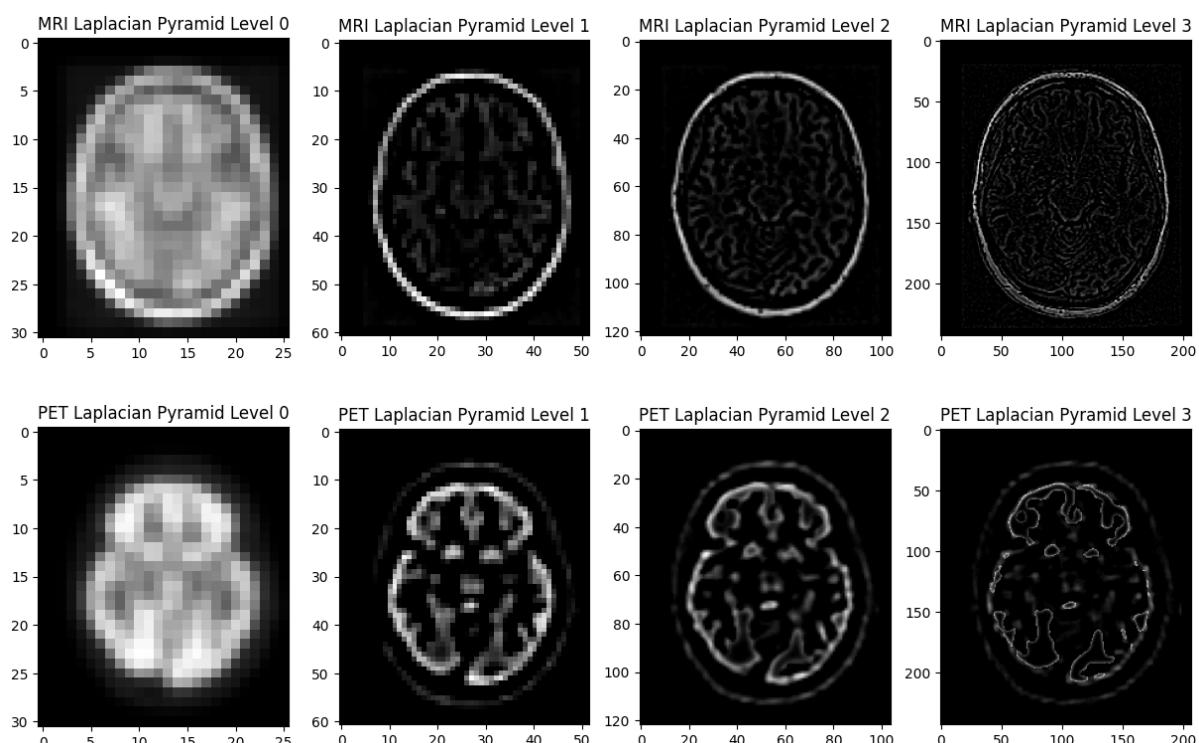
برای سطوح باقی مانده ($k-1$ تا ۰) بزرگی پیکسل‌های متناظر مقایسه شده و پیکسلی با مقدار بزرگتر انتخاب می‌شود.

بازسازی:

تصویر نهایی ترکیبی با استفاده از هرم لaplاسی معکوس بازسازی می‌شود که شامل ترکیب تمام سطوح ساختار هرمی است.

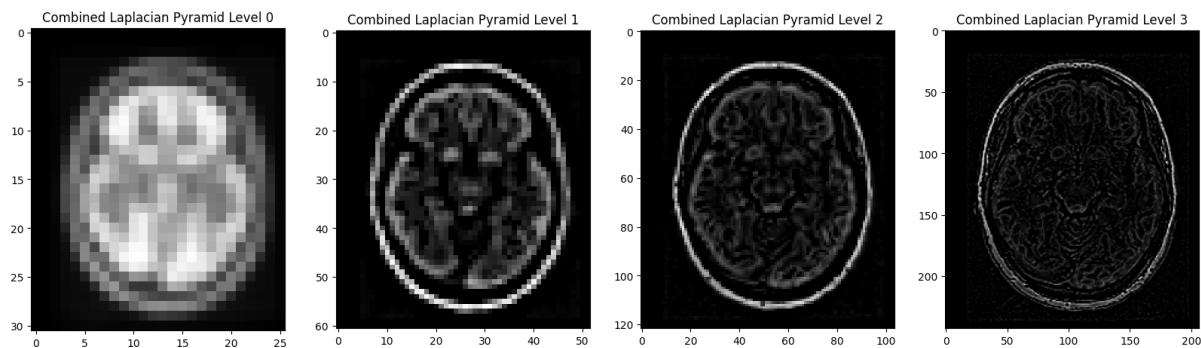
۴-۴-۲ د

پس از بارگذاری تصاویر، با اعمال تجزیه‌ی هرم لaplاس تا سه سطح، خروجی به دست آمده برای تصاویر به صورت شکل ۲-۳۰ شد.



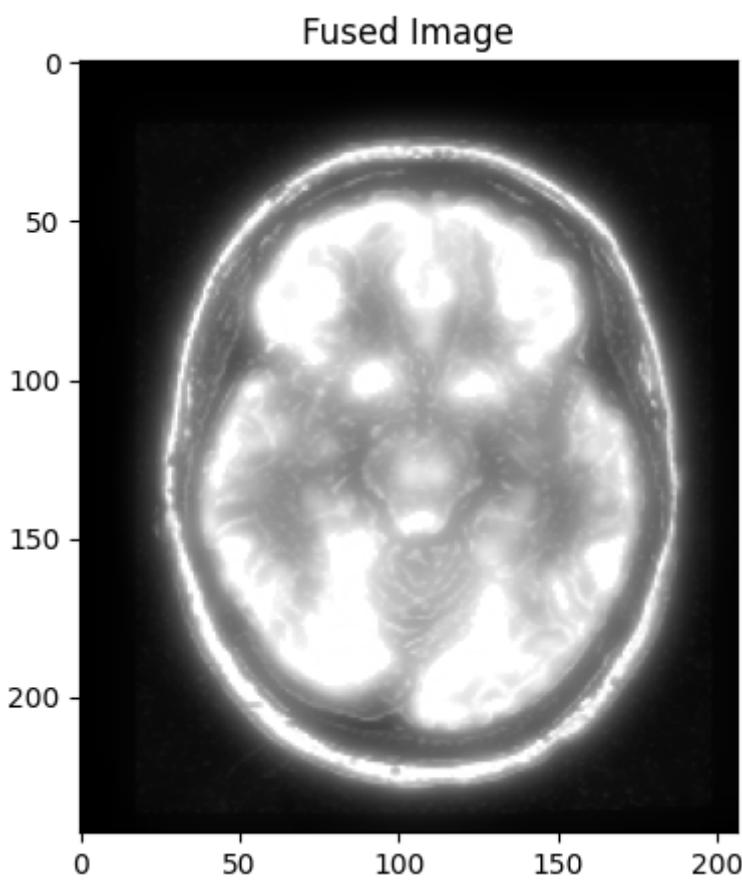
شکل ۲-۳۰ خروجی هرم لaplاسی به دست آمده برای تصاویر

سپس هرم لaplاسی به دست آمده برای دو تصویر با یکدیگر ترکیب شده و خروجی شکل ۲-۳۱ را ساختند.



شکل ۲-۳۱ ترکیب هرم لاپلاسی تصویر *PET* و *MRI*

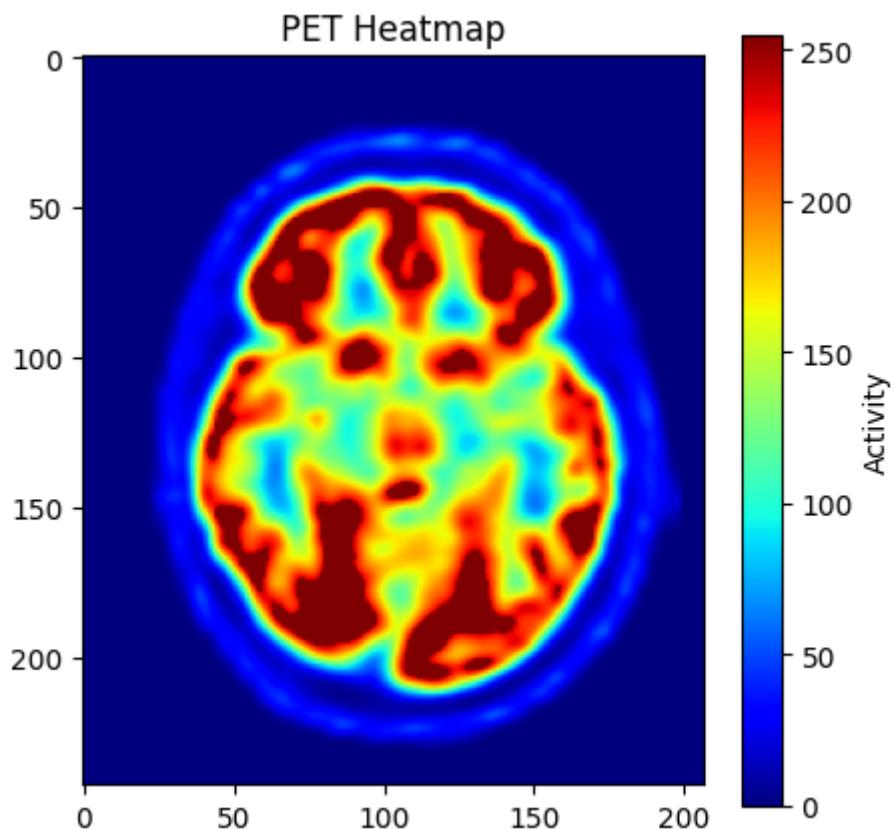
در نهایت با بازسازی تصویر با استفاده از هرم لاپلاسی ترکیب شده، تصویر شکل ۲-۳۲ به دست آمد.



شکل ۲-۳۲ تصویر نهایی به دست آمده

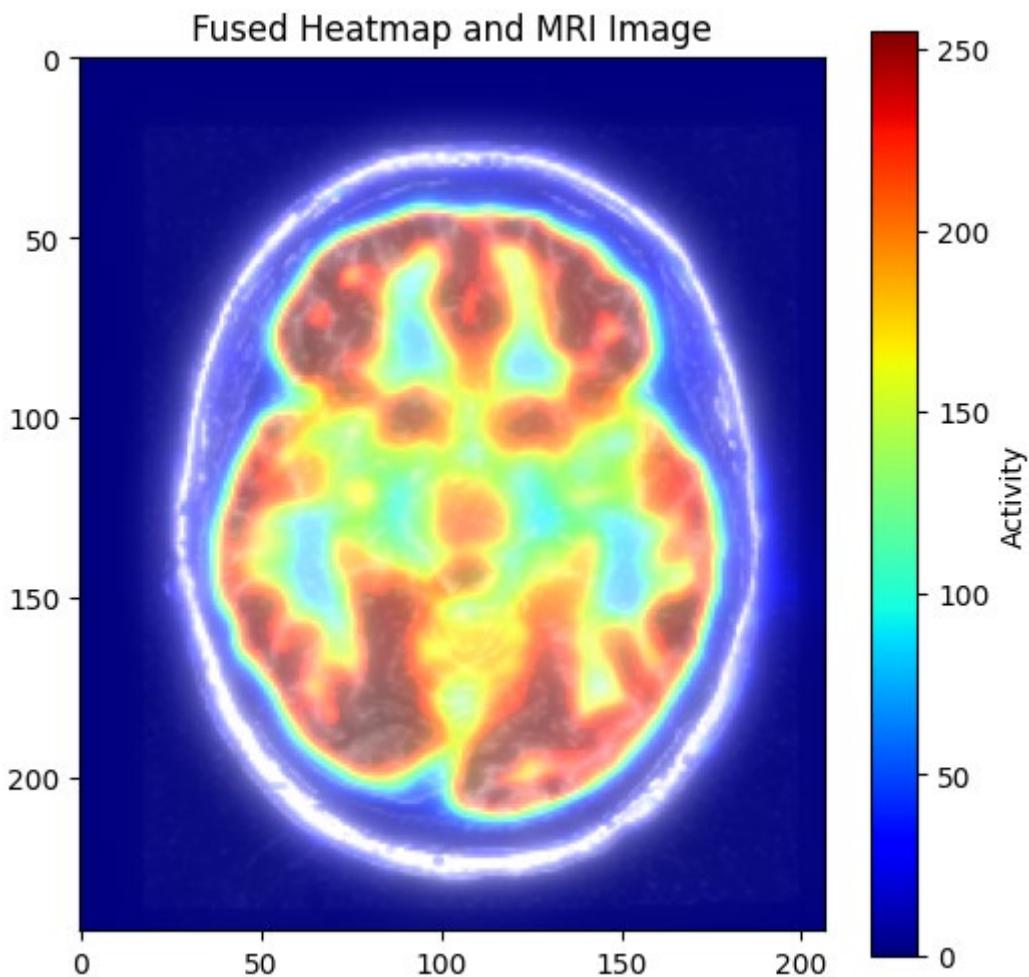
مشاهده می‌شود که این تصویر هم ساختارهای مربوط به تصویر *MRI* را دارد و هم مقدار فعالیتی که تصویر *PET* نشان می‌دهد.

در ادامه برای مشاهده بیشتر، از رنگی کردن تصویر *PET* برای نشان دادن سطح فعالیت استفاده شد. خروجی این مورد در شکل ۲-۳۳ نشان داده شده است.



شکل ۲-۳۳ رنگی کردن تصویر PET برای نشان دادن فعالیت هر بخش

در نهایت تصویر نهایی fuse شده به صورت شکل ۲-۳۴ به دست آمد.



شکل ۲-۳۴ تصویر خروجی به دست آمده با استفاده از *Heatmap*

۲-۵-۴-۶

آنتروپی یک معیار آماری است که میزان اطلاعات یا عدم قطعیت موجود در یک تصویر را اندازه‌گیری می‌کند. به عبارت دیگر، آنتروپی نشان‌دهنده میزان تصادفی بودن یا پیچیدگی یک تصویر است. هرچه آنتروپی یک تصویر بیشتر باشد، اطلاعات بیشتری در آن وجود دارد و توزیع شدت پیکسل‌ها پیچیده‌تر است. رابطه‌ی محاسبه‌ی آنتروپی به صورت شکل ۲-۳۰ است. در این رابطه $p(x)$ احتمال وقوع شدت x است.

$$H = - \sum p(x) \log p(x)$$

شکل ۲-۳۵ رابطه‌ی آنتروپی شنون

پس از محاسبه‌ی این مورد برای تصاویر اصلی و تصویر fuse شده، خروجی به صورت زیر به دست آمد.

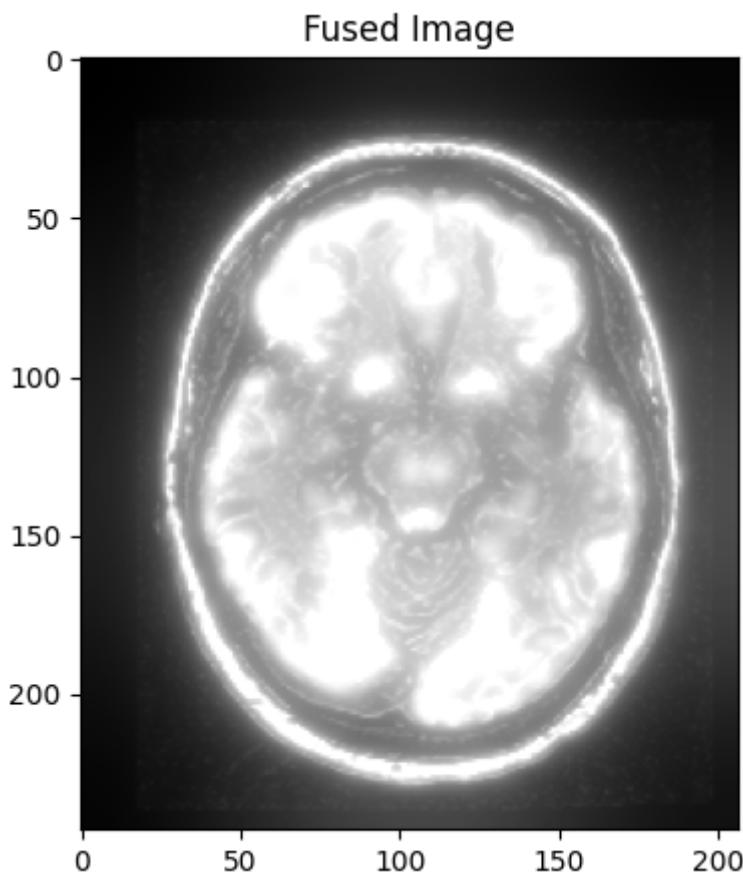
Entropy of MRI Image: 6.201860817125071

Entropy of PET Image: 5.196484998209476

Entropy of Fused Image: 7.19403602267192

همانطور که قابل مشاهده است، مقدار آنتروپی افزایش یافته است که این مورد نشان دهنده‌ی افزایش اطلاعات در تصویر fuse شده است چون این تصویر اطلاعات هر دو تصویر را باهم ترکیب می‌کند.

** در ادامه برای یافتن بهترین سطح برای تجزیه چندین سطح امتحان شدند که سطح ۵ بهترین مقدار آنتروپی را داشت. این مقدار برابر با 7.4820132033560665 است. خروجی این مورد در شکل ۲-۳۶ نشان داده شده است.



شکل ۲-۳۶ تصویر خروجی مربوط به تجزیه تا سطح ۵