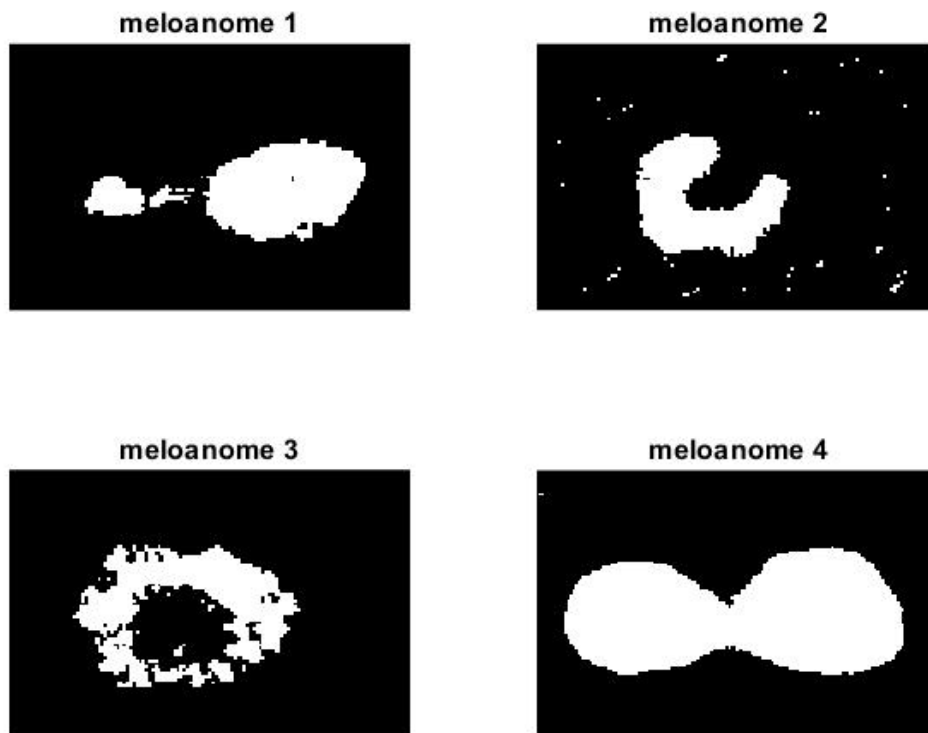


پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی - تمرین سری دوم - بخش عملی

سوال ۱: موارد خواسته شده را بر روی تصاویر اعمال می‌کنیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:



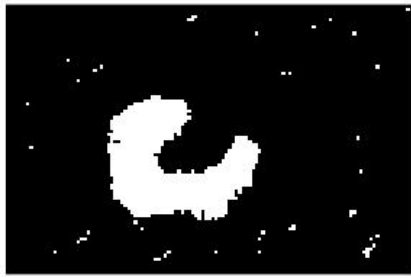
الف) تصویر باینری حاصل از ضایعه اول، دارای سه مولفه همبندی است. برای متصل کردن این مولفه‌ها به یکدیگر از عملیات closing استفاده می‌کنیم. برای این کار می‌توان از SE های مختلفی استفاده کرد. در این تمرین مشابه با اسلایدهای درس از SE مربعی استفاده شده است. ویژگی اصلی این SE، اندازه آن است. برای آن که خروجی تنها دارای یک مولفه همبندی باشد، اندازه SE باید حداقل  $5 \times 5$  باشد. بعد از اعمال عملیات closing با SE مربعی  $5 \times 5$ ، خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

Connecting seperated components using closing operation



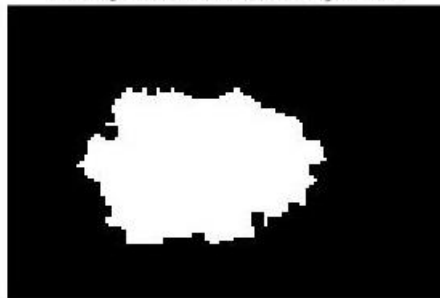
ب) برای حذف نویزهای کوچک می‌توان از عملیات opening با SE بزرگ‌تر از اندازه نویز استفاده کرد. در این تمرین مشابه با اسلایدهای درس از SE مربعی استفاده شده است. برای آن که خروجی فاقد نویز باشد، اندازه SE باید حداقل  $3 \times 3$  باشد. بعد از اعمال عملیات closing با SE مربعی  $3 \times 3$ ، خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

### Denoising melanoma using opening operation



(ج) برای پر کردن حفره نیاز است مرز حفره بسته باشد، لذا ابتدا با روش گفته شده در قسمت الف، گسستگی‌های مرز ضایعه را ترمیم می‌کنیم و سپس با استفاده از دستور `imfill`، حفره داخل ضایعه را از بین می‌بریم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

### filling melanoma using imfill



در صورتی که بخواهیم از تابع آماده متلب استفاده نکنیم، می‌توان از الگوریتم تکرار شونده معرفی شده در اسلایدهای درس بهره برد:

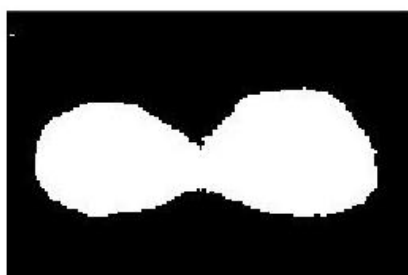
در این الگوریتم ابتدا یک نقطه را در حفره انتخاب می‌کنیم و  $X_0$  را به صورتی تصویری سیاه که در آن تنها پیکسل انتخاب شده سفید است، تعریف می‌کنیم. سپس در گام‌های متوالی  $X_k$  را به صورت زیر بدست می‌آوریم:

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap I^c$$

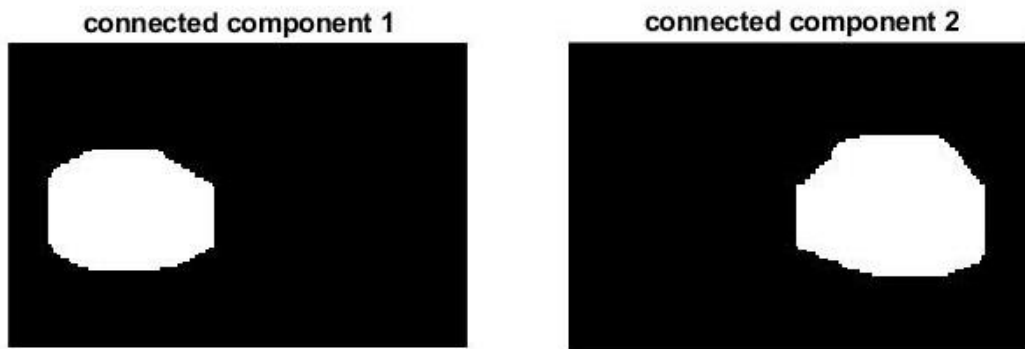
این فرآیند را تا جایی ادامه می‌دهیم که دیگر  $X_k$  تغییر نکند.  $X_k$  نهایی حفره داخل ضایعه خواهد بود.

(د) در صورتی که بدانیم تصویر چهارم مربوط به دو ضایعه در کنار یکدیگر است. برای جدا کردن این ضایعه‌ها از یکدیگر از عملیات `opening` استفاده می‌کنیم. برای این کار می‌توان از `SE` های مختلفی استفاده کرد. در این تمرین مشابه با اسلایدهای درس از `SE` مربعی استفاده شده است. ویژگی اصلی این `SE`، اندازه آن است. برای آن که خروجی دارای دو ضایعه جدا از هم باشد، اندازه `SE` باید حداقل  $21 \times 21$  باشد. بعد از اعمال عملیات `opening` با `SE` مربعی  $21 \times 21$ ، خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

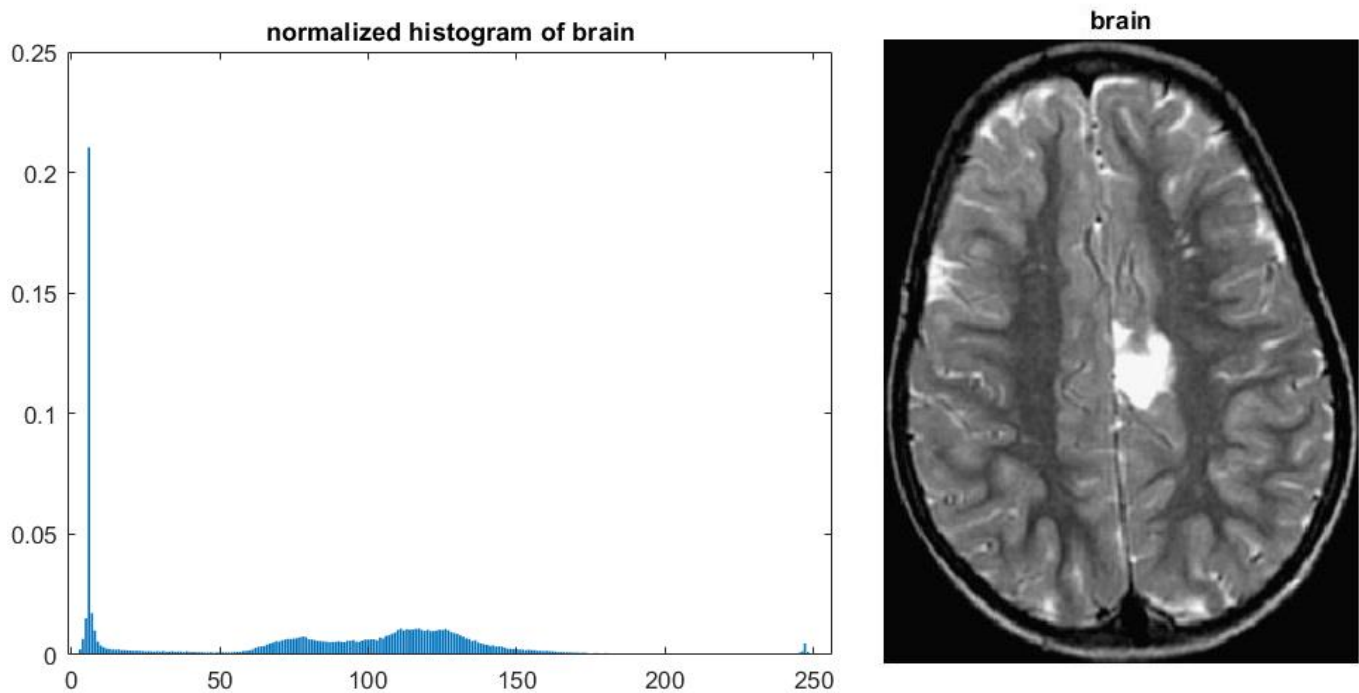
### seperating two melanomas using opening operation



ه) برای موارد خواسته شده تابع `connected_component` را پیاده‌سازی می‌کنیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:



سوال ۲: الف) ابتدا تصویر `brain` را نمایش می‌دهیم و هیستوگرام نرمالیزه شده آن را بدست می‌آوریم.



سپس با استفاده از هیستوگرام نرمالیزه شده و بر اساس فرمول‌های زیر موارد خواسته شده را محاسبه می‌کنیم.

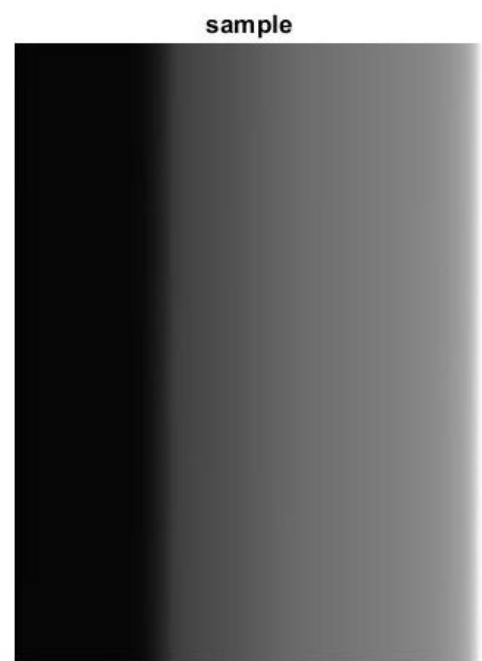
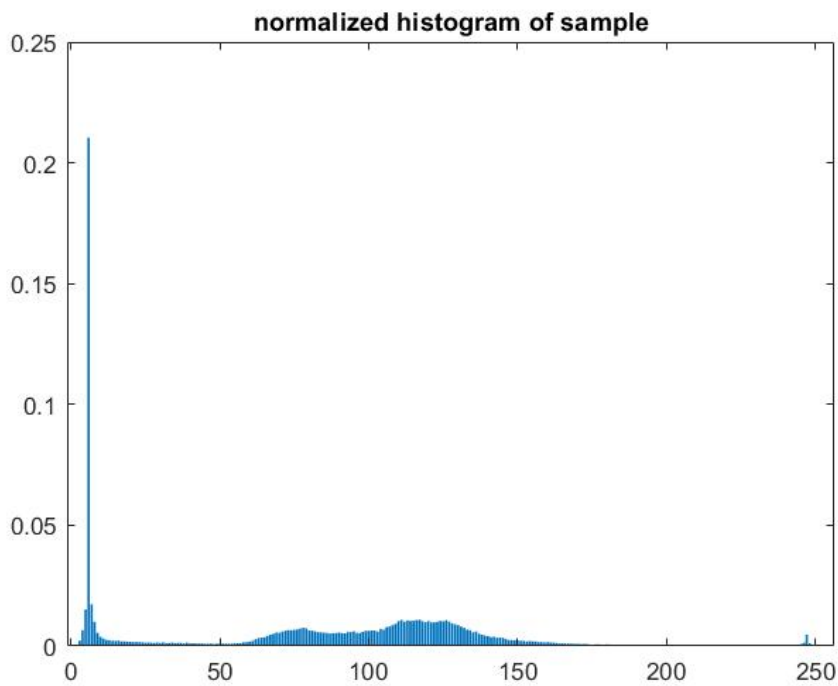
$$mean = \sum_{i=0}^{255} z_i p(z_i) = 79.4222$$

$$variance = \sum_{i=0}^{255} (z_i - mean)^2 p(z_i) = 3239.7$$

$$uniformity = \sum_{i=0}^{255} p^2(z_i) = 0.0496$$

$$entropy = - \sum_{i=0}^{255} p(z_i) \log_2(p(z_i)) = 6.4437$$

ب) قسمت الف را برای تصویر sample تکرار می‌کنیم.



$$mean = 79.4222$$

$$variance = 3239.7$$

$$uniformity = 0.0496$$

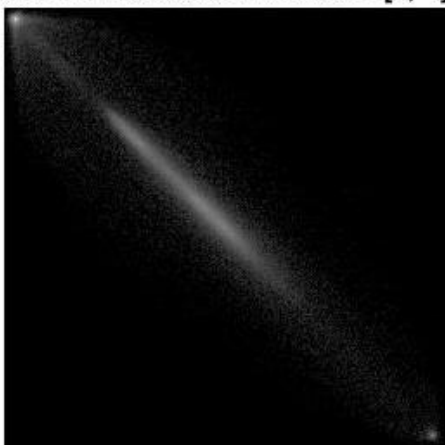
$$entropy = 6.4437$$

ج) برای بدست آوردن ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری، تابع GLCM را پیاده‌سازی می‌کنیم. این تابع تصویر مورد نظر، تعداد سطح‌های ماتریس و offset تعریف ماتریس را به عنوان ورودی دریافت می‌کند و ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری را به عنوان خروجی بر می‌گرداند.

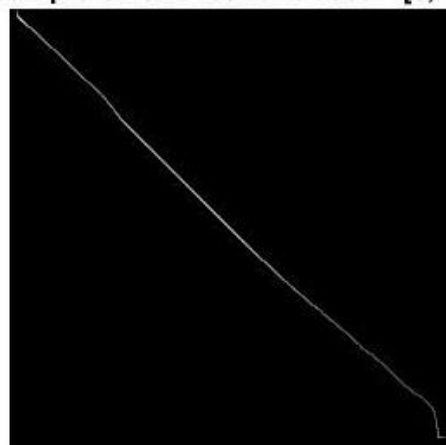
از آن جایی که قرار است ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری را بدون کوانتیزه کردن شدت روشنایی به دست آوریم، باید تعداد سطح‌های ماتریس ۲۵۶ باشد؛ لذا ابعاد این ماتریس ۲۵۶\*۲۵۶ خواهد بود.

به دلیل بزرگ بودن ابعاد ماتریس‌های خواسته شده، آن‌ها در قالب عکس نمایش می‌دهیم.

brain GLCM 256 for offset = [0, 1]



sample GLCM 256 for offset = [0, 1]



د) با استفاده از ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری و بر اساس فرمول‌های زیر موارد خواسته شده را محاسبه می‌کنیم.

تصویر brain با ۲۵۶ سطح روشنایی:

$$contrast = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 p_{ij} = 114.3506$$

$$uniformity = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2 = 0.0375$$

$$homogeneity = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|} = 0.4355$$

$$entropy = - \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} \log_2 p_{ij} = 10.3673$$

تصویر sample با ۲۵۶ سطح روشنایی:

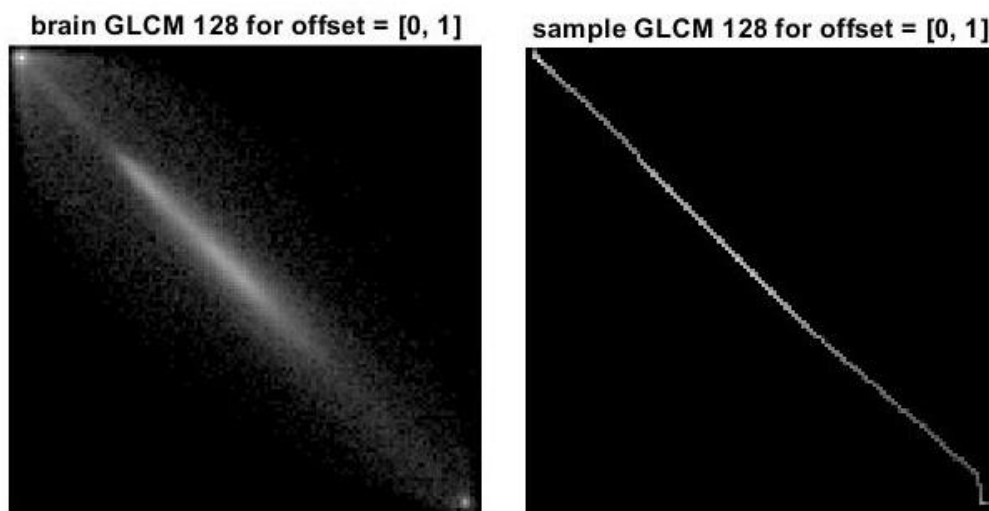
$$contrast = 2.9840$$

$$uniformity = 0.0463$$

$$homogeneity = 0.7526$$

$$entropy = 7.1545$$

ه) برای کاهش ابعاد ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری، به طوری که ماتریس حاصل  $\frac{1}{4}$  ماتریس قسمت ج باشد، باید هر یک از بعدهای این ماتریس  $\frac{1}{2}$  شود؛ لذا باید تعداد سطوح روشنایی از ۲۵۶ به ۱۲۸ کاهش یابد. برای کاهش محاسبات می‌توان ماتریس هم رخدادی سطح خاکستری جدید را از روی ماتریس قسمت ج بدست آورد. برای این کار باید از چپ به راست و از بالا به پایین، ماتریس قسمت ج را به بلوک‌های  $2 \times 2$  تقسیم کرد و سپس مجموع مقدارهای هر بلوک را به عنوان یک مقدار جدید در نظر گرفت. این کار زمانی ممکن است که ضریب کاهش بعد، توانی از ۲ باشد.



تصویر brain با ۱۲۸ سطح روشنایی:

$$contrast = 28.6877$$

$$uniformity = 0.0434$$

$$homogeneity = 0.5378$$

$$entropy = 8.8091$$

تصویر sample با ۱۲۸ سطح روشنایی:

$$contrast = 0.8370$$

$$uniformity = 0.0576$$

$$homogeneity = 0.8496$$

$$entropy = 6.1775$$

ی) در روش GLDM مانند روش GLCM، ابتدا یک offset به صورت  $\Delta = (\Delta x, \Delta y)$  تعیین می‌شود و سپس یک بردار  $L$  تایی، که  $L$  بزرگ‌ترین سطح روشنایی خاکستری است، به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$D(i|\Delta) = \# [ |S(x, y) - S(x + \Delta x, y + \Delta y)| = i ]$$

در واقع در این روش تعداد جفت پیکسل‌هایی که قدرمطلق اختلاف سطح روشنایی آن‌ها عدد مشخصی است، شمرده می‌شود.

در روش GLRLM ابتدا یک جهت از ۸ جهت ممکن انتخاب می‌شود و سپس به ازای هر سطح روشنایی و هر طول ممکن، تعداد رشته‌هایی از پیکسل‌های متوالی که در جهت مشخص شده قرار دارند، همه پیکسل‌های آن‌ها دارای سطح روشنایی مشخص شده هستند و طول رشته برابر طول مشخص شده است، شمرده می‌شود.

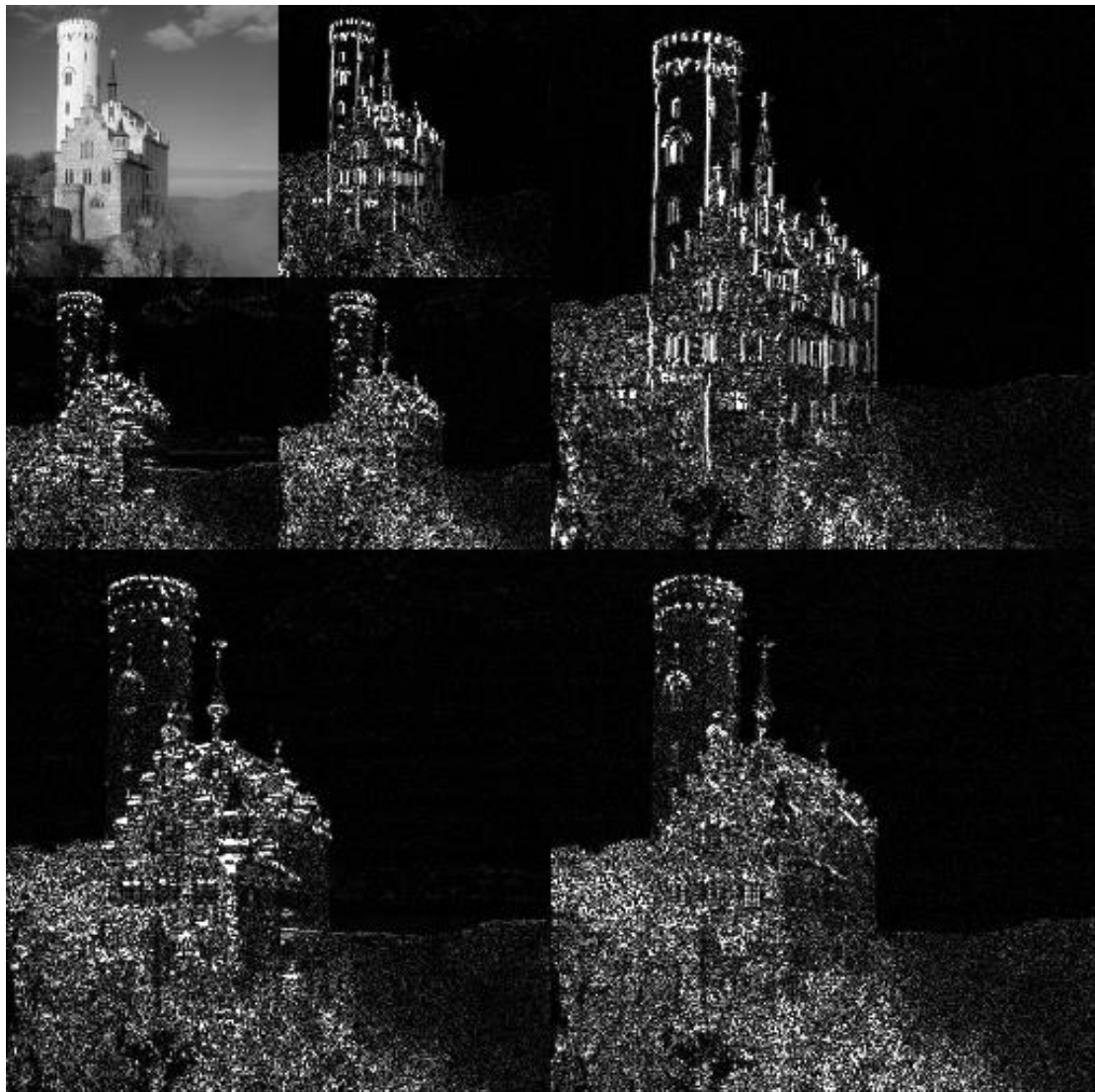
در نتیجه خروجی یک ماتریس  $L * \max(m, n)$  به صورت زیر است:

$$R((i, j)|\theta) = \text{Number of runs with gray level } i, \text{ length } j, \text{ and angle } \theta$$

سوال ۳: الف) روش تحلیل موجک، یک روش تحلیل زمان-فرکانس است که باند فرکانسی مناسب را بر اساس ویژگی‌های سیگنال، انتخاب می‌کند. سپس این باند فرکانسی با طیف فرکانسی منطبق می‌شود. روش تحلیل موج اثری آشکار در حذف نویز موجود در سیگنال دارد.

تبدیل‌های موجک، تبدیل‌هایی هستند که در زمان و فرکانس حول یک نقطه خاص متمرکز می‌شوند. این روش تبدیل، برای غلبه کردن بر مشکلات روش تبدیل فوریه استفاده می‌شود. در واقع تبدیل فوریه اگر چه جزئیات فرکانسی را به خوبی نمایش می‌دهد، در مورد جزئیات زمانی عملکرد ضعیفی دارد. بنابر اصل عدم قطعیت Heisenberg، تنها می‌توان رزولوشن فرکانسی بالا و رزولوشن زمانی پایین یا بر عکس آن را داشت. تبدیل‌های موجک مانند پلی میان این دو حالت عمل می‌کنند.

تبدیل‌های موجک، بهترین عملکرد خود را در برخورد با سیگنال‌های غیر ایستادن نشان می‌دهند. این تبدیل رزولوشن فرکانسی بالا برای فرکانس‌های پایین و رزولوشن زمانی بالا برای فرکانس‌های بالا را نتیجه می‌دهد. تبدیل‌های موجک گسسته کاربردهای بسیاری در زمینه‌های گوناگون دارند.



ب) موارد خواسته شده را بر روی تصویر boat اعمال می کنیم. خروجی به صورت زیر بدست می آید:

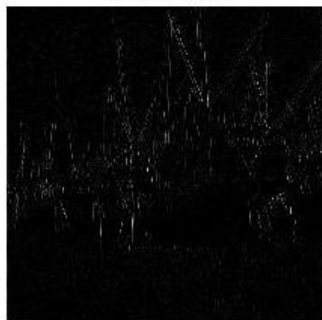
**A**



**D horizontal**



**D vertical**



**D diagonal**



(ج) موارد خواسته شده را انجام می‌دهیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

**reconstructed boat image**



$$rmse = 27.7971$$

(د) موارد خواسته شده را انجام می‌دهیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

۵ درصد از بزرگ‌ترین ضرایب:

**5% compressed reconstructed boat image**



$$rmse = 71.6655$$



۴۰ درصد از بزرگ‌ترین ضرایب:

**40% compressed reconstructed boat image**



$$rmse = 28.0481$$

۹۵ درصد از بزرگ‌ترین ضرایب:

**95% compressed reconstructed boat image**

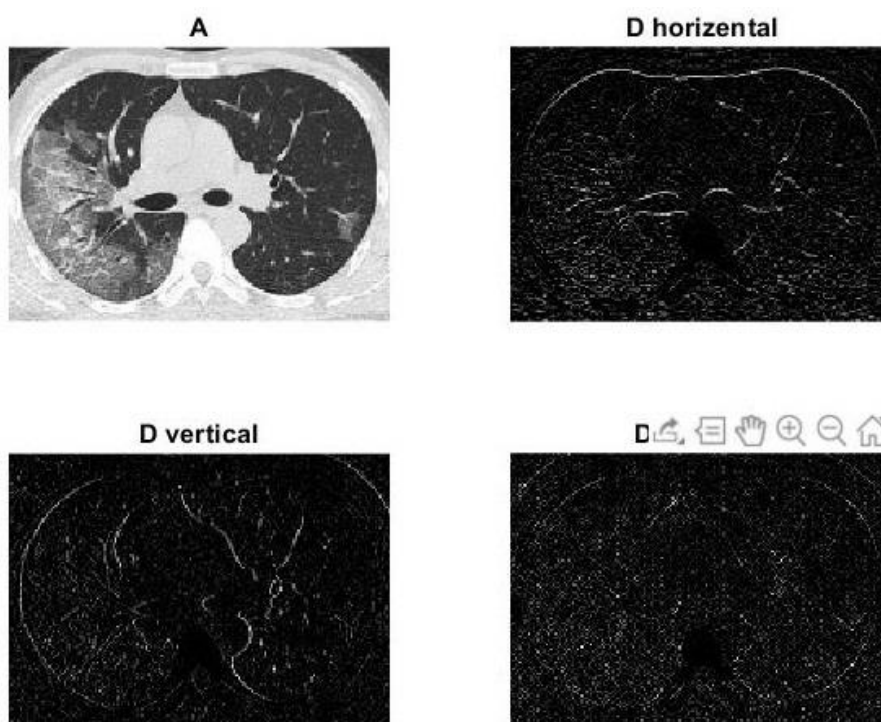


$$rmse = 27.8831$$

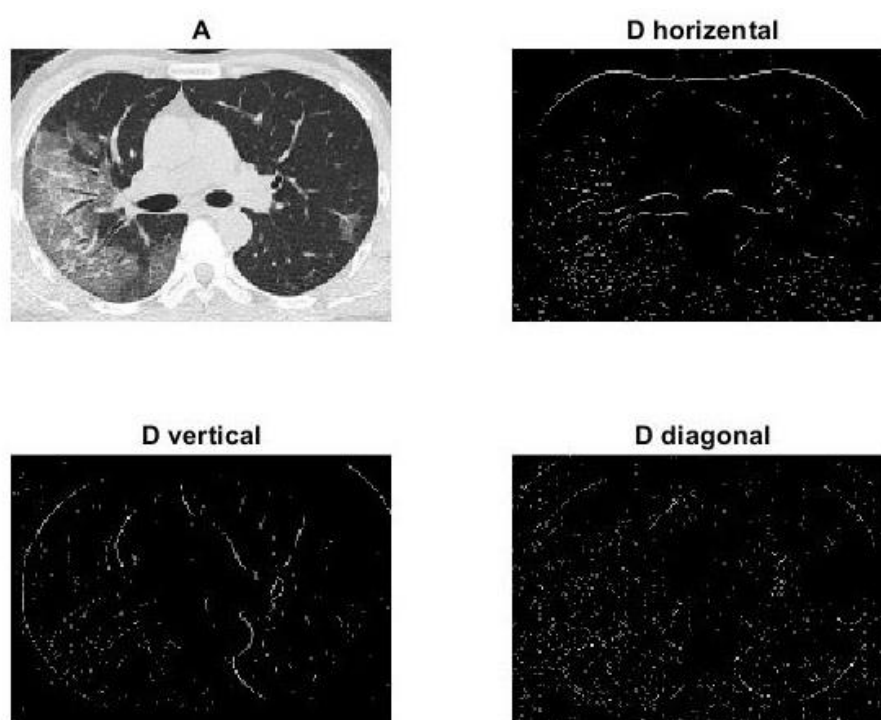
ه) نسبت فشرده‌سازی برابر با درصد ضرایبی است که بازسازی از روی آن‌ها صورت گرفته است. در تبدیل DWT تعداد مولفه‌های تاثیرگذار نسبت به تبدیل DFT بیشتر است. لذا سرعت افزایش خطای بازسازی بر حسب افزایش نسبت فشرده‌سازی نیز در آن بیشتر خواهد بود. به عنوان مثال اگر به گونه‌ای مشابه بخشی از ضرایب DFT را حذف کنیم، تا حدود ۸۵ درصد تصویر بازسازی شده تغییر چندانی نمی‌کند.

سوال ۴: الف) موارد خواسته شده را بر روی تصویر covid اعمال می‌کنیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

نتایج تبدیل موجک Haar قبل از اعمال آستانه:



نتایج تبدیل موجک Haar بعد از اعمال آستانه:



ب) موارد خواسته شده را انجام می‌دهیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

**denoised covid image using Haar wavelet**



نویز تصویر به مقدار کمی کاهش یافته است.

ج) موارد خواسته شده را انجام می‌دهیم. خروجی به صورت زیر بدست می‌آید:

**denoised covid image using DFT wavelet**



به ازای تخریب یکسان، عملکرد DWT نسبت به DFT در حذف نویز بهتر است. به طور کلی DWT برای تصاویر غیر ایستان و DFT برای تصاویر تقریباً ایستان انتخاب‌های مناسب‌تری هستند.