-1

برای حل این سوال همانطور که در کلاس گفته شد ابتدا باید تصویر باینری را لبه گیری کنیم و پس از آن روش تبدیل هاف را برای یافتن دایره روی تصویر لبه گیری شده پیاده سازی کنیم. روش هاف دایره های موجود در عکس را با توجه به range شعاع های وارد شده پیدا می کند.

به همین منظور در کد ابتدا نام تصویر دلخواه را به تابع S1 می دهیم(دو تصویر برای این سوال وجود دارد)، پس از نمایش آن در (figure(original)، تصویر را باینری و لبه گیری می کنیم. در اینجا لبه گیری با متد figure(black & white edges)، با انجام شد. سپس بعد از نمایش تصویر باینری لبه گیری شده در (Imfindcircles("image name", "radious range"، بعنوان آرگومان دستور و محدودهی شعاع دایره ها را به عنوان آرگومان دوم دادیم. با توجه به محدودهی شعاع دایره های دو تصویر widget1 و widget2 و widget2.

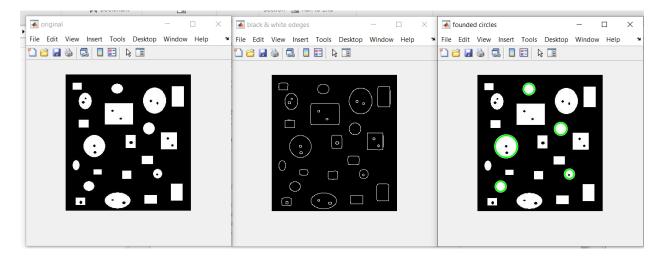
در نهایت هم دایره های پیدا شده را در figure(founded circles)، با رنگ سبز نمایش دادیم.

در ادامهی سوال برای محاسبهی مساحت دایره ها، تمام شعاع های دایره های پیدا شده در قسمت قبل را با فرمول مساحت که عدد pi در شعاع به توان دو هست در متغیر a قرار میدهیم و نمایش میدهیم.

#### کد :

```
| Current Folder | Curr
```

# خروجی برای تصویر widget1:



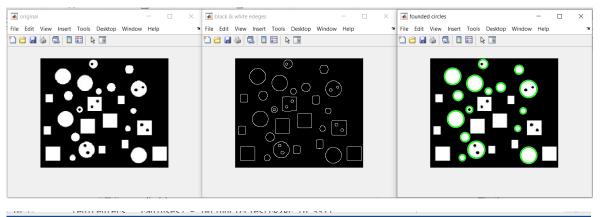
```
Command Window

New to MATLAB? See resources for Getting Started.

>> S1 ("widget1.jpg")
radiuses =>
10.4625
13.5601
11.5920
12.3214
25.1789

free
```

# خروجی برای تصویر widget2:



```
Command Window
New to MATLAB? See resources for Getting Started.
  >> S1("widget2.jpg")
  radiuses =>
      8.5650
      7.8964
      8.1815
      7.6845
     12.0017
     11.9937
     12.8424
     11.5242
     12.0248
     22.0641
     21.9028
      21.6928
     22.6696
      21.8011
      22.8895
fx
```

```
New to MATLAB? See resources for Getting Started.
                                                                                                                 ×
 areas =>
    1.0e+03 *
      0.2284
      0.2305
     0.1959
     0.2103
      0.1855
      0.4525
      0.4519
      0.5181
      0.4172
      0.4543
      1.5294
      1.5071
      1.4784
      1.6145
      1.4932
     1.6460
```

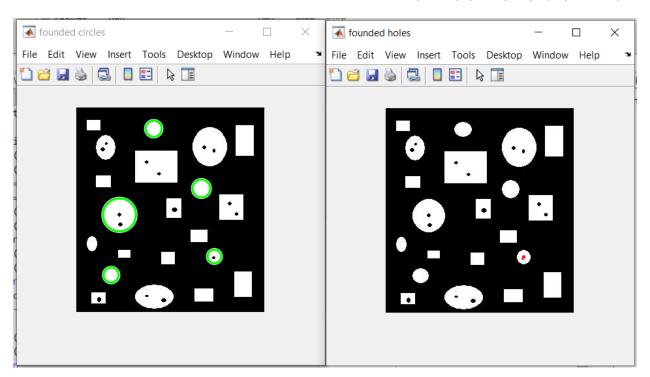
#### تشخيص حفره:

برای تشخیص حفره دوباره از تبدیل هاف استفاده کردیم ولی این بار محدوده ی شعاع و حساسیت آن را تغییر دادیم زیرا تمام حفره ها به صورت دایره ی کامل نبودند و به همین دلیل تشخیص آن مانند تشخیص دایره به راحتی با تبدیل هاف ممکن نبود.

#### كد تشخيص حفره:

#### خروجي :

در میان دایره های تشخیص داده شده، حفره ای که شباهت بیشتری به دایره داشت و توسط Imfindcircles قابل تشخیص بود را با رنگ قرمز نمایش داد.



فیلتر میانگین های غیرمحلی(NLM) یک روش بسیار ساده و موثر برای کاهش نویز است که کمترین تاثیر را بر روی ساختار های اصلی تصویر به جا میگذارد. این روش مبتنی بر افزونگی طبیعی الگوها در تصاویر است و اطلاعات edge و تصاویر و پیکسل ها را حفظ می کند. بعد از این از فیلتر بهبودیافته NLM برای حذف نویز در در حوزه ی پردازش تصویر به طور گسترده ای استفاده شد مانند استفاده در تصاویر MRI.

در کلاس هم در مورد این فیلتر گفته شد که در این روش میانگین گیری لزوما با پیکسل هایی که همسایه هستند نیست، ماسک هایی که پیکسل های شبیه به هم دارند در میانگین گیری هم شرکت میکنند. در واقع برخلاف فیلترهای میانگین محلی که مقدار میانگین گروهی از پیکسلها را در اطراف پیکسل هدف میگیرند تا تصویر را صاف کنند، فیلتر میانگین های غیرمحلی، میانگینی از تمام پیکسلهای تصویر را میگیرد که بر اساس شباهت این پیکسلها به پیکسلهای هدف وزن دار شدهاند. در مقایسه با الگوریتمهای میانگین محلی، شفافیت پس از فیلتر کردن بسیار بیشتر است و جزئیات کمتری در تصویر از بین میرود.

پیچیدگی محاسباتی الگوریتم میانگین غیرمحلی از نظر تعداد پیکسلهای تصویر از نوع درجه دوم است و استفاده از آن را بسیار پرهزینه است. چندین تکنیک برای سرعت بخشیدن به اجرا پیشنهاد شد. یکی از ساده ترین آن ها شامل محدود کردن محاسبه میانگین برای هر پیکسل به یک پنجره جستجو متمرکز بر روی خود پیکسل، به جای کل تصویر است.

نحوه ي محاسبه ي الگوريتم:

فرض کنید  $\Omega$  مساحت یک تصویر است و p و p دو نقطه درون تصویر هستند. الگوریتم به صورت زیر است :

$$u(p) = rac{1}{C(p)} \sum_{q \in \Omega} v(q) f(p,q)$$

u(p) : مقدار فیلتر شده تصویر در نقطه

qمقدار فیلتر نشده تصویر در نقطه v(q)

normalizing factor : C(p) به صورت :

$$C(p) = \sum_{q \in \Omega} f(p,q)$$

f(p,q) : تابع وزن به صورت :

$$f(p,q)=e^{-rac{|B(q)-B(p)|^2}{\hbar^2}}$$

که در تابع وزن B(p) به صورت :

$$B(p) = rac{1}{|R(p)|} \sum_{i \in R(p)} v(i)$$

که در آن  $R(p) \subseteq \Omega$  و یک ناحیه مربعی از پیکسل هایی است که p را احاطه کرده است و |R(p)| تعداد پیکسل های منطقه p است.

#### بخش دوم سوال:

برای حل این سوال ابتدا تصویر را به عنوان ورودی به تابع S2 میدهیم با imread آن را میخوانیم و سپس در rgba از rgb2gray از rgba از rgb2gray از rgba به باینری تبدیل می کنیم و تصویر مربوطه را در figure(binary pic) نمایش می دهیم.

حالا باید نویز گوسی خواسته شده در صورت سوال با میانگین 0 و واریانس 0.25 را به تصویر اعمال کنیم این figure(gaussian noised picture) کار را با دستور imnoise انجام می دهیم و تصویر نویزی شده را در نایش می دهیم.

حالا باید طبق صورت سوال با دو روش فیلتر میانگین و NLM رفع نویز را روی تصویر اعمال کنیم.

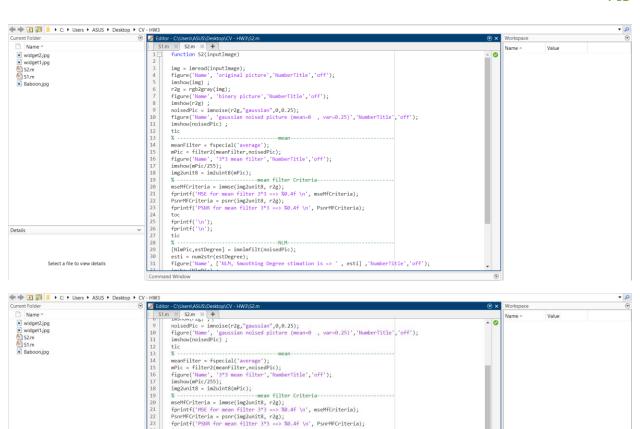
برای فیلتر میانگین باید اول با دستور fspecial و آرگومان average فیلتر میانگین را فراخوانی کنیم(دیفالت و نتیجه را در 3 هست) پس از آن با دستور filter2، فیلتر میانگین را روی تصویر نویزی شده اعمال می کنیم و نتیجه را در (figure(3\*3 mean filter) نمایش می دهیم. پس از این باید معیار های خواسته شده برای این فیلتر را به دست آوریم که معیار های MSE و PSNR هست. هر دو معیار در متلب تابع برای محاسبه دارند که به ترتیب

immse و psnr است. عکس نویزی و رفع نویز شده را به عنوان آرگومان این دو تابع میدهیم و خروجی معیاری های خواسته شده در سوال هست که با دستور fprintf آن را نمایش میدهیم.

سپس باید فیلتر NLM را روی تصویر نویزی شده اعمال کنیم. با دستور imnlmfilt این کار را انجام می دهیم. سپس تصویر رفع نویز شده با این فیلتر را در figure(NLM, Smoothing Degree stimation is) نمایش می دهیم. علاوه بر این می توانیم درجه رفع نویز را به صورت تخمینی نیز نشان دهیم.

مثل فیلتر قبلی برای این فیلتر هم معیار های MSE و PSNR را با همان توابع و این بار فقط با تصویر رفع نویز شده توسط این فیلتر به عنوان آرگومان، اجرا می کنیم.

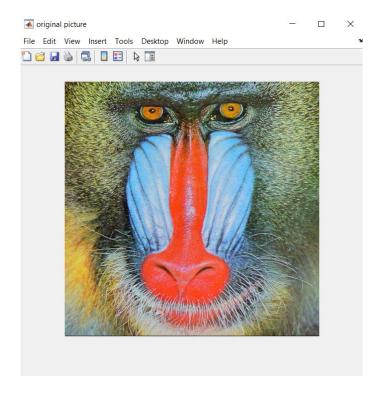
#### کد:



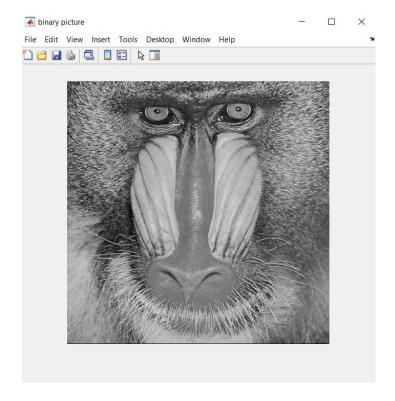
[NUMPic,estDegree] = imnlmfilt(noisePic);
esti = num2str(estDegree);
figure('lame,' ['NLM, Smoothing Degree stimation is => ' , esti] ,'NumberTitle','off');
imshow(NUMPic);

mseMfCriteria = immse(NlmPic, r2g);
fprintf('\n');
fnrintf('\n');
fnrintf('\

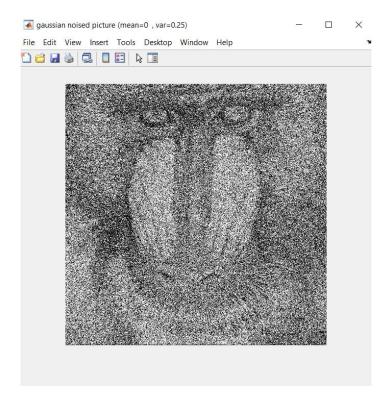
# تصوير اصلى:



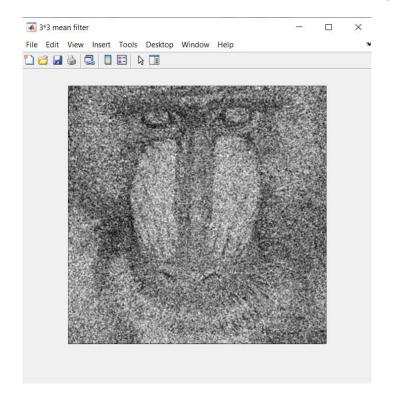
## تصوير gray scale :



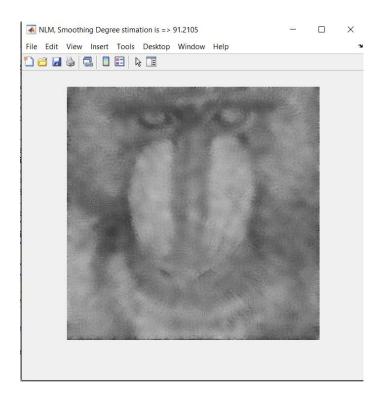
# تصویر با نویز گوسی با میانگین = صفر و واریانس = 0.25:



# تصویر با فیلتر میانگین ساده ی 3\*3:



#### تصوير با فيلتر NLM:



## مقایسهی خروجی ها از نظر کیفیت بصری:

در این سوال خروجی هر دو فیلتر چندان مطلوب نبود و تصویر رفع نویز شده از نظر بصری کیفیت چندان خوبی نداشت. در کل این دو فیلتر برای نویز گوسی با واریانس کمتر عملکرد بهتری نشان میدهند. در فیلتر میانگین ساده 3\*3، تصویر بعد از اصلاح نویز همچنان دارای خرابی های زیادی هست و اختشاشات زیادی دارد ونسبت به تصویر نویزی چندان بهتر نشده است.

با فیلتر NLM بعد از اصلاح نویز تصویر دارای اختشاشات کمتری است و صاف تر شده به نسبت فیلتر میانگین ساده اما همچنان عکس ناواضح هست و جزییات از دست رفته و تار شده است.

در کل می توان گفت فیلتر NLM از نظر کم کردن اختشاشات در مقایسهی بصری بهتر از فیلتر میانگین ساده عمل کرد.

### مقایسهی معیار های MSE و PSNR برای دو فیلتر:

در قسمت MSE هر چقدر کوچک تر باشد عدد فیلتر ما عملکرد بهتری داشته است که در اینجا برای فیلتر NLM عدد کمتر بوده است.

در قسمت PSNR هر چقدر عدد بزرگ تر باشد یعنی فیلتر عملکرد بیشتری دارد که در اینجا عدد فیلتر NLM بیشتر بوده و از نظر کارایی هم این فیلتر بهتر عمل کرده است.

```
>> S2("Baboon.jpg")

MSE for mean filter 3*3 ==> 17513.8611

PSNR for mean filter 3*3 ==> 5.6970

Elapsed time is 0.393487 seconds.

MSE for NLM ==> 873.7296

PSNR for NLM ==> 18.7170

Elapsed time is 0.711832 seconds.
```

برای مقایسه ی زمان اجرای دو فیلتر میبینیم که همانطور که در ابتدای این سوال برای الگوریتم NLM توضیح دادیم زمان اجرای آن طولانی تر است نسبت به فیلتر میانگین ساده هم در اینجا قابل مشاهده است.(با استفاده از دستورات tic قبل از اجرای کد و toc در انتهای اجرا این بازه ی اجرایی فیلتر را به دست آوردیم.)

#### **-3**

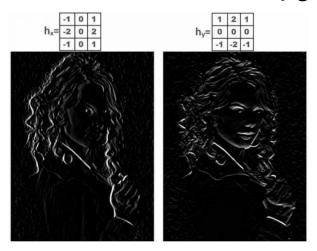
فیلتر canny یکی از معروف ترین روش های لبه گیری در پردازش تصویر است. ساختار فیلتر canny طوری طراحی شده که به نویز حساسیت کمتری دارد. فیلتر canny برای آشکارسازی لبه های تصویر، از یک الگوریتم 5 مرحله ای استفاده می کند. این روش شامل ویژگی هایی است مثل: لبه گیری با خطای کمی همراه است یعنی تا جای ممکن بیشتر لبهی قابل تمایز در تصویر را نشان دهد، نویز لبه های اشتباه ایجاد نکند و نقطه لبهی تشخیص داد شده در مرکز لبه باشد.

#### 5 مرحلهی این فیلتر شامل:

- کاهش نویز تصویر (noise reduction): تصویر ورودی ممکن است حاوی نویز باشد و اگر نویز تصویر کاهش نیابد، بسیاری از نقاط تصویر به اشتباه لبه شناسایی میشوند. همچنین ممکن است تصویر شامل یک سری object های خیلی کوچک باشد که مرتبط با object اصلی تصویر نباشد. برای همین در مرحله اول فیلتر canny یک فیلتر گوسی روی تصویر اعمال می کند تا نویز تصویر را کاهش دهد. علاوه بر کاهش نویز تصویر، object کوچک و غیر ضروری نیز از تصویر محو می شوند.
- محاسبه گرادیان تصویر: در مرحله دوم الگوریتم canny ، مقدار (intensity) و جهت (canny میشود تا گردایان محاسبه می شود. برای اینکار لازم است در ابتدا از فیلترهای sharpening استفاده میشود تا لبه های تصویر برجسته شوند. چون تصویر ممکن است در راستا های مختلفی لبه داشته باشد الگوریتم Canny از 4 فیلتر برای تشخیص لبه های افقی، عمودی و قطری در تصویر بدون نویز استفاده می کند. عملگر هایی مثل Roberts و Prewitt ، مشتق اول را در راستای افقی و عمودی به ما می دهند که با استفاده از آنها می توان گرادیان و راستای لبه را مشخص کرد.

برای مثال با استفاده از sobel برای تصویر زیر داریم:

بعد از اعمال سوبل، دو تصویر ساخته می شود که در یکی از آنها لبه های افقی و در یکی از آنها لبه های عمودی تصویر برجسته می شود:



طبق روابط زیر intensity و direction گردایان محاسبه می شود:

# **Gradient intensity**

## **Gradient Direction**

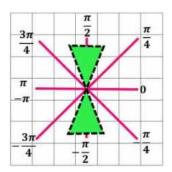
$$M=\sqrt{G_x^2+G_y^2}$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x}$$

در intensity گرادیان لبههای تصویر بهبود پیدا کرده نسبت به direction و از این مرحله به بعد، پردازش ها روی تصویر intensity گرادیان انجام می شود تا لبه های تصویر استخراج شوند.

• مرحله سوم: حذف اسرکوب نقاط غیربیشینه: هدف الگوریتم canny پیدا کردن مرکز لبههای تصویر است. در تصویر intensity گرادیان جاهایی که لبه وجود دارد، ضخامت بالا هست. و اگر از همین تصویر به طور مستقیم در مرحله های بعد استفاده شود، لبههای بدست آمده در تصویر نهایی ضخامت بالایی خواهند داشت که مطلوب نیست. برای حل این مشکل با سرکوب نقاط غیر بیشینه که می تواند باعث صفر کردن همه مقادیر گرادیان به جز بیشینه های محلی که نشان دهنده مکان هایی با سریعترین تغییر در مقدار روشنایی هستند شود و مناسب مراحل بعدی باشند.

برای اینکه متوجه شویم کدام نقاط غیر پیشینه هستند لازم است که تک تک پیکسل های تصویر intensity را پیمایش کنیم، با کمک direction گرادیان دو پیکسل کناری را در یک جهت را پیدا کنیم، سپس مقدار آنها را با مقدار intensity پیکسل مورد نظر مقایسه کنیم. اگر مقدار یکی از دو پیکسل همسایه کمتر باشد، در اینصورت پیکسل مورد نظر یک نقطه غیربیشینه هست و باید حذف شود(به صفر تبدیل شود). در غیر اینصورت پیکسل یک نقطه بیشینه هست و باید حفظ شود(مقدار خودش باقی بماند). برای پیدا کردن دو همسایه کناری به direction هر پیکسل در تصویر گرادیان نگاه می کنیم.



• مرحله چهارم: آستانه گذاری دوگانه: در آستانه گذاری ، دو حد آستانه (حد آستانه بالا و حد آستانه پایین) برای تصویر گرادیان(تصویر خروجی مرحله سوم) انتخاب میکنیم. سپس مقادیر پیکسل های تصویر گرادیان را با دو مقدار حد آستانه مقایسه کرده و پیکسل های تصویر را به سه گروه تقسیم میکنیم: پیکسلهای قوی: پیکسل هایی که مقدار آنها بزرگتر از حد آستانه بالا است. این پیکسل ها روی لبه و قرار گرفته اند و مقدار مقدار آنها بالا است.

پیکسلهای غیرمرتبط: پیکسل هایی که مقدار آنها کمتر از حد آستانه پایین است. این پیکسل ها در یک جایی که لبه وجود ندارد قرار گرفته اند و مقدار intensity آنها پایین است.

پیکسهای ضعیف: پیکسل هایی که مقدار آنها کمتر از حد آستانه بالا و بیشتر از حد آستانه پایین هست. مقدار intensity این پیکسل ها نه به قدری بزرگ هست که به عنوان لبه شناسایی شوند و نه به قدری پایین هست که به عنوان غیرلبه شناسایی شوند.

وضعیت پیکسل های قوی و غیر مرتبط در این مرحله مشخص هست. به پیسکل های قوی مقدار 1(لبه) اختصاص داده می شود. ولی اختصاص داده می شود و به پیکسل های غیر مرتبط مقدار صفر (غیرلبه) اختصاص داده می شود. ولی تکلیف پیکسل های ضعیف در مرحله بعد مشخص می شود.

مرحله پنجم: دنبال کردن لبه های تصویر با روش پسماند: در این مرحله باید برای پیکسل های ضعیف یک تصیمم نهایی گرفته شود، یا باید به لبه تبدیل شوند(پیکسل های قوی) و یا حذف شوند(پیکسل های غیرمرتبط). برای اینکه تصمیم بگیریم یک پیکسل ضعیف، باید صفر شود یا یک، به همسایگی آن نگاه می کنیم تا ببینیم که این پیکسل آیا در کنار یک لبه قوی قرار گرفته است یا نه.

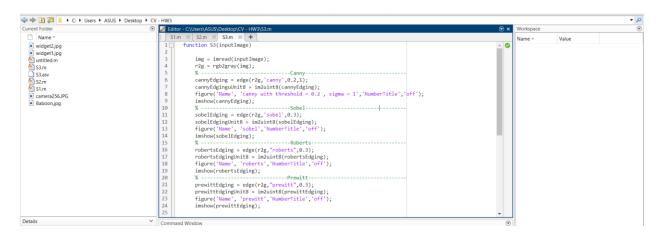
اگر در همسایگی 8×8 یک پیکسل ضعیف، حداقل یک پیکسل قوی باشد، در اینصورت این پیکسل در کنار یک لبه قوی قرار گرفته است و باید به مقدار یک (لبه) تبدیل شود و اگر در همسایگی آن هیچ پیکسل قوی وجود نداشته باشد به مقدار صفر (حذف میکنیم) تبدیل می کنیم.

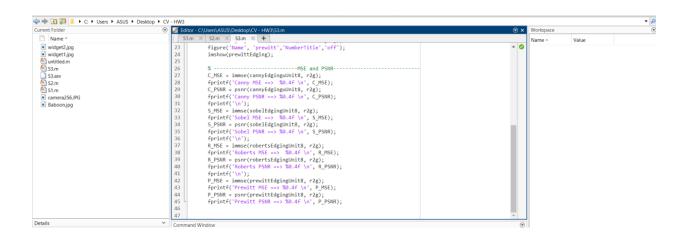
## بخش دوم سوال:

ابتدا تصویر camera256 را به عنوان آرگومان تابع S3 برای اجرا می دهیم. تصویر را با imread دریافت می کنیم و آن را به گری اسکیل تبدیل می کنیم. حال باید لبه گیری ها را اعمال کنیم تا مقایسه انجام دهیم.

برای لبه گیری از دستور edge استفاده می کنیم با نام متدی که برای لبه گیری می خواهیم روی عکس اعمال شود و پس از آن پارامتر های مربوط به روش انتخابی را وارد می کنیم. برای روش روش پارامتر سیگما و threshold را داریم که هر چقدر عدد سیگما برای این روش بزرگ تر باشد جزئیات درون تصویر لبه گیری شده کمتر خواهد بود. سیگما عددی بین 0.6 تا 2.4 هست.

#### کد :

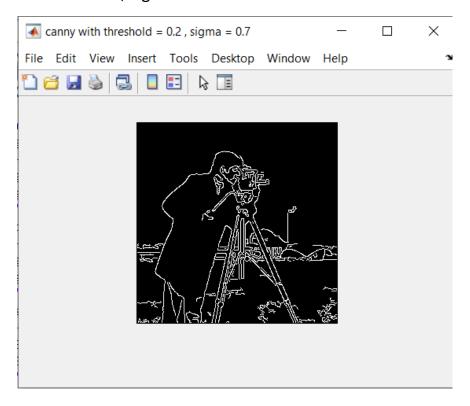




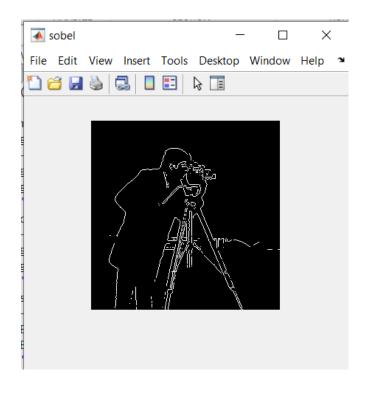
برای اینکه باید تصاویر لبه گیری شده در پارامتر های مختلف بررسی شوند این روش ها را با چند سیگمای متفاوت و چندین آستانهی مختلف اجرا می کنیم.

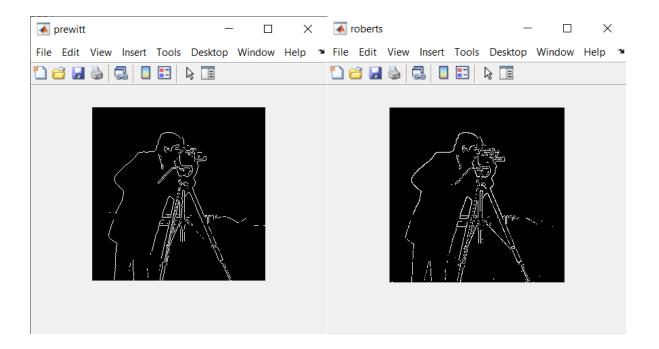
سپس خروجی هرکدام را ابتدا به صورت بصری مقایسه کرده و بعد از معیار های MSE و PSNR را مقایسه می کنیم.

Canny → Threshold = 0.2, sigma = 0.7



Sobel, Roberts, Prewitt → Threshold = 0.2



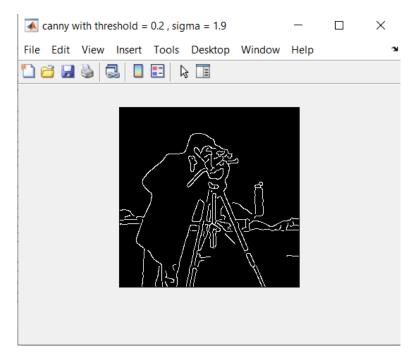


با پارامتر های ذکر شده در بالا روش Canny عملکرد بهتری داشته نسبت به 3 روش دیگر و جزئیات بیشتری را از لبه ها در اختیار ما قرار داد و حتی جزئیات زیادی از پشت تصویر را هم لبه گیری کرده و بخاطر پایین بود سیگما جزئیات داخل تصویر لبه گیری شده هم زیاد است.

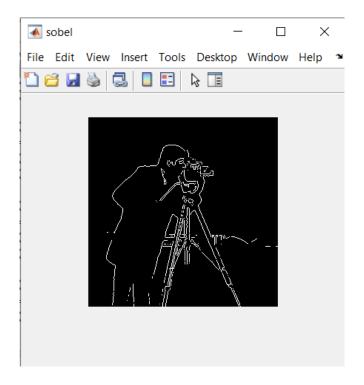
اگر فقط مقدار سیگما برای فیلتر Canny را نسبت به حالت قبل تغییر دهیم همچنان این فیلتر از بقیه عملکرد بهتری دارد فقط بخاطر بیشتر شدن مقدار سیگما جزئیات در تصویر کمتر شده است.

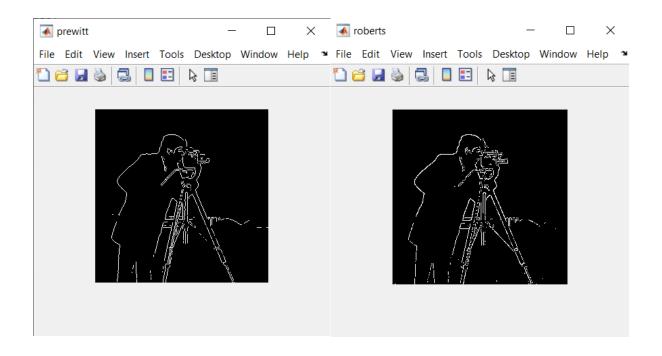
بقیه نیز نتایج قبل را دارند فقط بخاطر سهولت بررسی در گزارش دوباره عکس ها را اینجا در کنار هم قرار میدهیم.

Canny → Threshold = 0.2, sigma = 1.9



### Sobel, Roberts, Prewitt → Threshold = 0.2

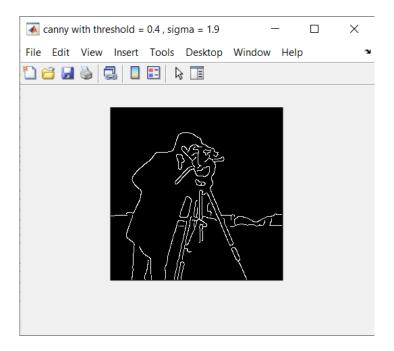




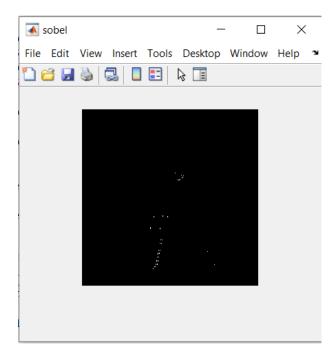
این بار پارامتر آستانه را برای همهی فیلتر ها تغییر میدهیم. و نتایج را دوباره بررسی میکنیم.

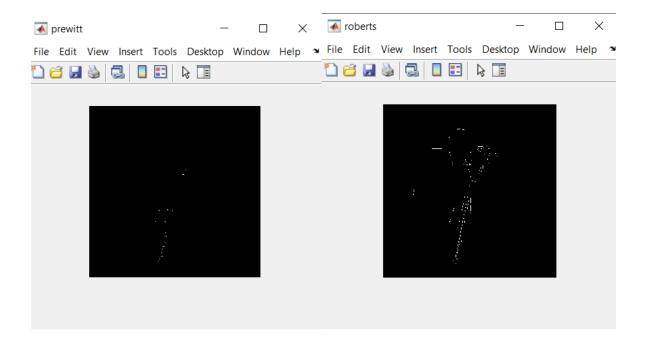
مقدار سیگما را برای فیلتر Canny مشابه حالت قبل نگه میداریم. قابل مشاهده هست که نتایج این فیلتر همچنان از نظر بصری در لبه گیری بسیار بهتر از بقیه است و میزان بالا رفتن پارامتر آستانه تاثیر زیادی در کیفیت فیلتر های دیگه می گذارد و لبه گیری در این حالت با این فیلتر ها بسیار ناکارآمد تر از فیلتر Canny است.

## Canny → Threshold = 0.2, sigma = 1.9



# **Sobel, Roberts, Prewitt →** Threshold = 0.3





از نظر بصری با دستکاری پارامتر های فیلتر ها دیدیم که فیلتر Canny از همه نتایج بهتری را در حالت های مختلف از خود نشان داد. حالا معیار های PSNR و MSE را مقایسه می کنیم.

برای حالت آستانه 0.2 و سیگما 0.7 داشتیم :

#### برای حالت آستانه 0.2 و سیگما 1.9 داشتیم :

## برای حالت آستانه 0.4 و سیگما 1.9 داشتیم :

```
New to MATLAB? See resources for <u>Getting Started.</u>

>> S3("camera256.JPG")

Canny MSE ==> 18404.5019

Canny PSNR ==> 5.4816

Sobel MSE ==> 17760.2860

Sobel PSNR ==> 5.6363

Roberts MSE ==> 17756.4301

Roberts PSNR ==> 5.6372

Prewitt MSE ==> 17752.8036

Prewitt PSNR ==> 5.6381

fx >>
```

## برای مقایسه راحت تر داده های یک بار از اجرا را کنار هم می گذاریم:

Sigma = 07 , Threshold = 0.2	MSE	PSNR
Canny	18655.0272	5.4228
Sobel	18204.5049	5.5290
Roberts	18031.7644	5.5704
Prewitt	18204.3415	5.5291

هر چقدر مقدار PSNR بیشتر و MSE کمتر باشد بهتر است، میتوان دید که مقدار PSNR برای فیلتر بهینه از بقیه بیشتر است و MSE آن نیز از بقیه کمتر است در نتیجه در معیار ها این فیلتر بهتر بوده و عملکرد بهینه تری دارد.