

سوال یک

الف) در قسمت اول که تابعی که یک ماتریس 10×10 را رندوم انتخاب می کند را میزنیم و بعد تابع `convolve` را میزنیم به این صورت که ابتدا به اندازه سائز کرنل تقسیم بر دو `reflect padding` به ماتریس خود اضافه می کنیم و بعد در دو تا حلقه تودرتو هر دفعه اون قسمت از ماتریس که باید با کرنل `conv` بشود را در می اوریم و در نهایت ماتریس نهایی را `return` می کنیم.

و هم چنین می دانیم `sobel` افقی به صورت زیر است:

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

و `sobel` عمودی نیز به صورت زیر است:

-1	-2	-1
0	0	0
+1	+2	+1

اندازه و جهت گرادیان نیز به صورت زیر تعریف میشود

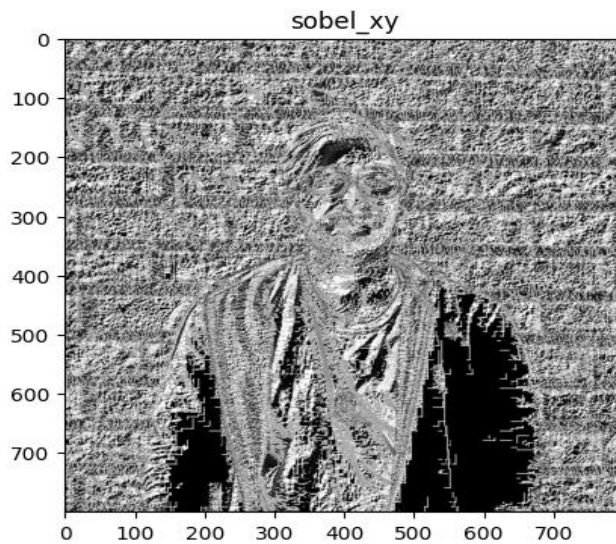
$$M(x, y) = \|\nabla f\| = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

$$\alpha(x, y) = \text{dir}(\nabla f) = \text{atan2}(g_y, g_x)$$

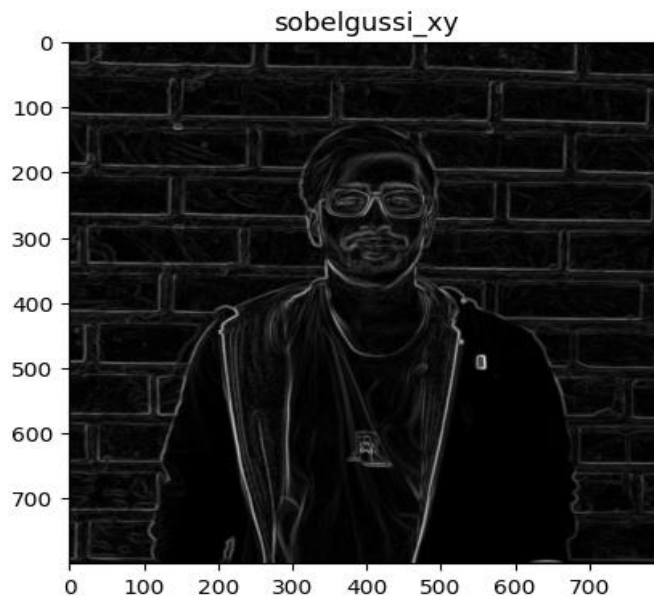
ب) برای این سوال فیلتر گوسی را خودمون پیاده کردیم که فرمول ان طبق زیر است:

$$G(s, t) = Ke^{-\frac{s^2+t^2}{2\sigma^2}} = Ke^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

و بدون فیلتر گوسی تصویر ما بهصورت زیر میشود:



و با فیلتر گوسی به صورت زیر میشود:



با اعمال فیلتر گوسی نویزهای کوچک و پراکنده در تصویر حذف میشوند با ترکیب این دو فیلتر باعث میشود لبه ها با دقت بیشتری شناسایی شوند و کیفیت تصویر نیز بیشتر باشد.

ج) `cv2.sobel` دارای پارامترهای زیر است:

۱. `src`: تصویر ورودی که می‌خواهید لبه‌های آن را تشخیص دهید.

۲. `ddepth`: عمق تصویر خروجی که می‌تواند ۸ بیتی، ۱۶ بیتی و ۳۲ بیتی باشد.

۳. `dx, dy`: مشخص میکند که `sobel` از کدام جهت باید اعمال شود.

۴. `kernel_size`: اندازه فیلتر سوبل که باید عددی فرد باشد

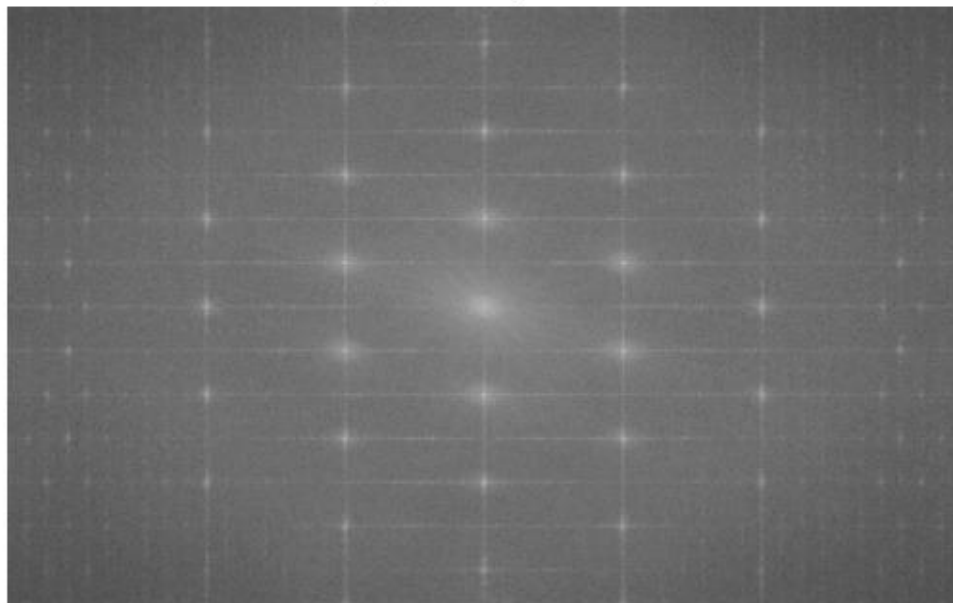
۵. `scale`: مقیاس‌بندی خروجی فیلتر. `Sobel` مقدار پیش‌فرض ۱ است و می‌توان از مقادیر دیگر نیز استفاده کرد.

۶. `delta`: مقدار افست خروجی فیلتر که مقدار پیش‌فرض آن برابر با صفر است.

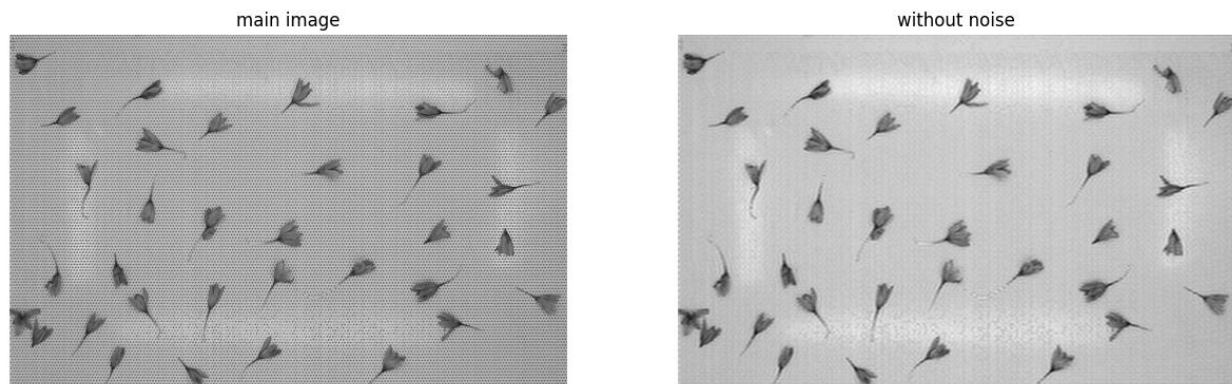
سوال دوم

الف) در ابتدا تصویر تبدیل فوریه را به دست می‌آوریم که به صورت زیر است:

magnitudespectrum



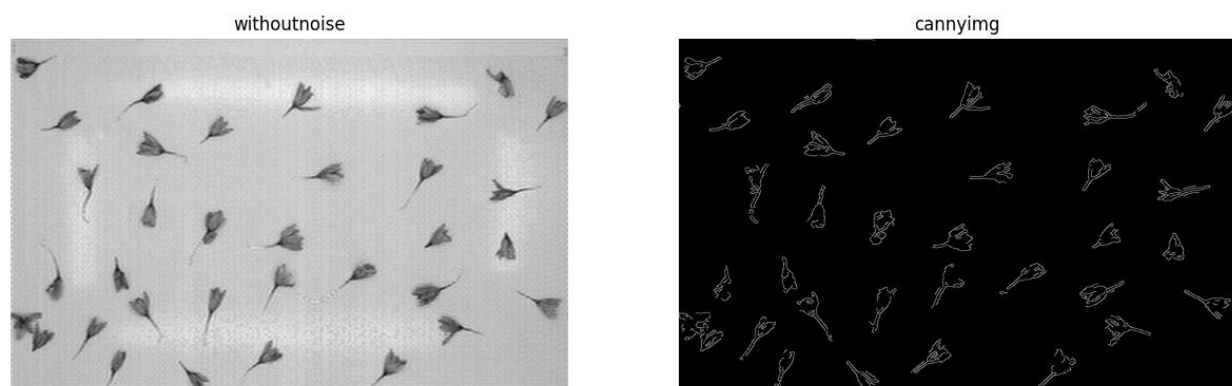
من به نظرم نقاطی که نورانی تر هستند و نزدیک تر به مرکز هستند که مرکز نشان دهنده میانگین پیکسل ها هست نويز نيستند و نقاطی که دورتر از مرکز هستند را بايد حذف کرد من يك فيلتر مستطیلی به نام mask استفاده کردم که مشخص کردم تا چه ابعادی برابر با یک باشد و بیرون از آن ابعاد برابر با ۰ باشد البته اینکه چه ابعادی دقیقاً باید استفاده کرد باید با آزمون و خطا بهش رسید و بعد از اینکه این فیلتر را با تبدیل فوریه conv کردیم فوریه معکوس میزنیم و تصویر را به حوزه مکان می بریم نتیجه به صورت زیر است:



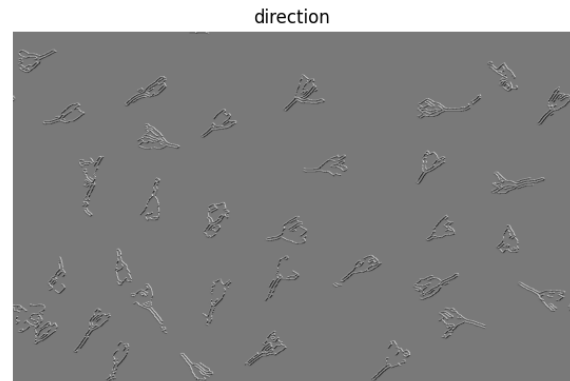
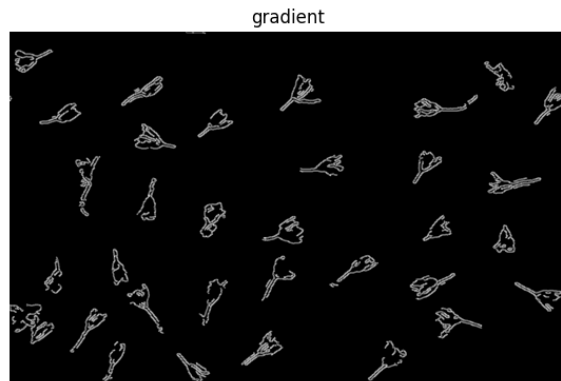
ب) باید threshold ها را جوری گذاشت تا جایی که ممکن هست لبه یابی گل ها دقیق تر بشود

```
edge = cv2.Canny(img,60,150)
```

الان در این کد هر پیکسلی که گرادیان آن از ۶۰ کمتر باشه به عنوان لبه شناسایی نمیشه و اگر بیشتر از ۱۵۰ باشه به عنوان لبه شناسایی میشه بین ۶۰ تا ۱۵۰ هم اگر مجاور پیکسل های پیوسته باشه شناسایی میشه. نتیجه canny به صورت زیر است:



ج) گرادیان و جهت گرادیان نیز به صورت زیر میشود



سوال سوم

الف) فیلترهای پایین گذر برای حذف نویز با فرکانس بالا و هم چنین حذف جزئیات تصویر مورد استفاده قرار می گیرند مثلاً وقتی فیلتر smoothing میزنیم تا حدی نویز حذف میشه ولی جزئیات تصویر نیز کمی از بین می رود فیلتر پایین گذر یکی از ابزارهای مهم در پردازش تصاویر است که به ما این امکان را می دهد تا نویزها و جزئیات نامطلوب تصویر را حذف کنیم معمولاً در پردازش تصاویر پزشکی، تصاویر ماهواره ای و تصاویر حرکتی استفاده میشود.

فیلتر بالاگذر در پردازش تصویر برای حذف نویزهای با فرکانس پایین و همچنین تقویت تصویر مانند لبه ها و تفاوت های رنگی مورد استفاده قرار می گیرد به عنوان یک فیلتر تشدیدکننده (sharpening filter) برای تقویت لبه های تصویر و افزایش وضوح تصویر مورد استفاده قرار گیرد معمولاً در تصاویر ماشینی، تصاویر ترکیبی و تصاویر با شدت نور کم استفاده میشود.

ب) از فیلتر بالاگذر استفاده شده است اگر دقت کنیم در تصویر سمت راست لبه ها تقویت شده اند پس از فیلتر بالاگذر استفاده شده است.

ج) نویز جمع شونده: در این نوع نویز، به تصویر یک سیگنال نویزی با یک شدت خاص اضافه می شود. به عنوان مثال، در تصاویر دیجیتال، نویز جمع شونده ممکن است به دلیل اضافه شدن سیگنال های نویزی از پردازش دیجیتال، نویزهای خطی از سیستم های دوربین و یا نویزهای محیطی مانند نویز موجود در تصاویر گرفته شده با شرایط نوری ضعیف وجود داشته باشد.

نویز ضرب شونده: در این نوع نویز، شدت سیگنال نویزی با شدت سیگنال اصلی ضرب می شود. به عنوان مثال، در تصاویر دیجیتال، نویز ضرب شونده ممکن است به دلیل نویز موجود در تصویر گرفته شده با شرایط نوری ضعیف،

نویزهای غیرخطی از سیستم‌های دوربین و یا نویزهای محیطی مانند نویز موجود در تصاویر گرفته شده با شرایط نوری ضعیف وجود داشته باشد.

برای حذف آن نیز می‌توان از راهکارهای زیر استفاده کرد

فیلترینگ: با استفاده از فیلترهای مختلفی مانند فیلتر گوسی، فیلتر میانگین و فیلتر میانه، می‌توان نویز جمع شونده و ضرب شونده را کاهش داد و تصویر را با کیفیت بهتری ارائه داد.

الگوریتم‌های پردازش تصویر: با استفاده از الگوریتم‌های مختلفی مانند الگوریتم‌های تشخیص لبه و الگوریتم‌های تخمین توزیع تصویر، می‌توان نویز را کاهش داد و تصویر را با کیفیت بهتری بازیابی کرد.

روش‌های تخمین بافت تصویر: با استفاده از روش‌های مختلفی مانند روش‌های کالمن و روش‌های ویولت، می‌توان بافت تصویر را تخمین زد و نویز را از بین برد.

شبکه‌های عصبی عمیق: با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی یا CNN و شبکه‌های عصبی تمام متصل یا MLP، می‌توان نویز را کاهش داد و تصویر را با کیفیت بهتری بازیابی کرد.

استفاده از فناوری‌های مختلف: فناوری‌هایی مانند فناوری‌های موجود در دوربین‌های دیجیتال و فناوری‌های موجود در نرم‌افزارهای پردازش تصویر می‌توانند برای کاهش نویز جمع شونده و ضرب شونده مورد استفاده قرار گیرند.

د) نویز نمک و فلفل یا نویز Salt and Pepper در تصاویر دیجیتال، نوعی نویز است که با ایجاد نقاط سفید و سیاه در تصویر، کیفیت تصویر را کاهش می‌دهد. این نوع نویز معمولاً به دلیل خرابی سنسور دوربین، ارتباط نامناسب با کانال انتقال و یا مشکلات پردازش تصویر ایجاد می‌شود.

یکی از روش‌های موثر برای حذف نویز نمک و فلفل، استفاده از فیلتر میانه (Median Filter) است. در این روش، با استفاده از یک پنجره مربعی با ابعاد مشخص، مقدار وسطی پیکسل‌های هر ناحیه از تصویر به عنوان مقدار پیکسل مرکزی آن ناحیه در نظر گرفته می‌شود. با این کار، نویز نمک و فلفل که به صورت نقاط سفید و سیاه در تصویر وجود دارد، از بین می‌رود و تصویر با کیفیت بهتری بازیابی می‌شود.

سوال چهارم

جواب این سوال در تصاویر زیر آمده است:

$$F(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) e^{+j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}$$

(الف)

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})}$$

الف) طبق سیدنی (دو) تبدیل فوريه را بر روی یک سطر و یک ستون اعمال می‌کنیم و به دست می‌آوریم:

$$F(0,0) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{0x}{M} + \frac{0y}{N})} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) =$$

بارها به یک سطر و یک ستون اعمال می‌کنیم

$$\begin{array}{c|cc} & \xrightarrow{x} & 0 & 1 \\ \hline \downarrow y & 4 & 0 \\ \hline 1 & 3 & 2 \end{array}$$

$$\rightarrow F(0,0) = \sum_{x=0}^1 \sum_{y=0}^1 f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{0x}{2} + \frac{0y}{2})} =$$

(ب)

$$F(0,0) = (4 + 3 + 0 + 2) = 9 \rightarrow \boxed{F(0,0) = 9}$$

$$F(0,1) = \sum_{x=0}^1 \sum_{y=0}^1 f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{0x}{2} + \frac{y}{2})} = \left(4e^{-j2\pi(\frac{0}{2})} + f(0,1)e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} + f(1,0)e^{-j2\pi(\frac{0}{2})} + f(1,1)e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} \right)$$

$$= \left(4 + 3 \times e^{-j\pi} + 0 \times 1 + 2 \times e^{-j\pi} \right) = \left(4 + 3(\cos(-\pi) + j\sin(-\pi)) + 2(\cos(-\pi) + j\sin(-\pi)) \right)$$

$$= \left(4 + 3(-1) + 2(-1) \right) = (4 - 5) = -1 \rightarrow \boxed{F(0,1) = -1}$$

$$\begin{aligned}
 F(1,0) &= \sum_{x=0}^1 \sum_{y=0}^1 f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{x}{2} + \frac{y}{2})} = \\
 &= \left(4 \times e^0 + f(0,1) e^{-j2\pi(0)} + f(1,0) e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} + f(1,1) e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} \right) \\
 &= \left(4 + 3 + 0 + 2 \times e^{-j\pi} \right) = \underline{5} \quad - \boxed{F(1,0) = 5}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 F(1,1) &= \sum_{x=0}^1 \sum_{y=0}^1 f(x,y) e^{-j2\pi(\frac{x}{2} + \frac{y}{2})} = \left(4 \times e^0 + f(0,1) e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} + f(1,0) e^{-j2\pi(\frac{1}{2})} \right. \\
 &\quad \left. + f(1,1) e^{-j2\pi(1)} \right) = (4 - 3 + 0 + 2) = \underline{3}
 \end{aligned}$$

$$F(0,0) = \underline{9} \quad F(0,1) = -1 \quad F(1,0) = 5 \quad F(1,1) = 3$$

$$\begin{array}{c|c}
 & \xrightarrow{y} \\
 \downarrow x & \begin{array}{cc} 0 & 1 \\ 0 & 9 \quad -1 \\ 1 & 5 \quad 3 \end{array}
 \end{array} \quad - \quad \begin{array}{c} \text{ماتریس سیگنل} \\ \text{در ورودی} \end{array}$$

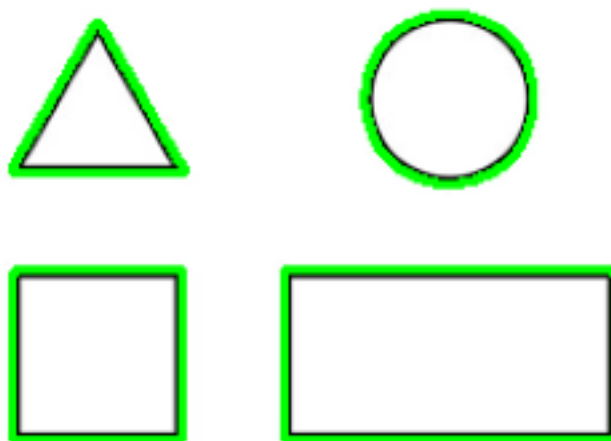
سوال پنج

الف) تصویر خوانده شده است.

ب) تابع `cv2.findContours` یک تصویر سیاه و سفید را دریافت می‌کند و لبه‌های آن را شناسایی کرده، کانتورهای مختلف را در تصویر بازمی‌گرداند. به طور کلی، کانتورها به عنوان مجموعه‌ای از نقاط یا پیکسل‌ها در یک تصویر تعریف می‌شوند که در کنار هم قرار گرفته‌اند و معمولاً برای شناسایی و تفکیک شی‌ها در تصویر استفاده می‌شوند.

برای پیدا کردن مرز یک شکل با استفاده از تابع `cv2.findContours`، اول باید تصویر را سیاه و سفید کنیم. با استفاده از تابع `cv2.Canny`، لبه‌های تصویر را شناسایی می‌کنیم. سپس، با استفاده از تابع `cv2.findContours`، کانتورهای مختلف در تصویر را پیدا می‌کنیم. برای رسم مرز شکل، می‌توانیم از تابع `cv2.drawContours` استفاده کنیم. به طور خلاصه، برای پیدا کردن مرز یک شکل در تصویر، ابتدا تصویر را سیاه و سفید می‌کنیم و سپس با استفاده از تابع `cv2.Canny` لبه‌های تصویر را شناسایی کرده و با تابع `cv2.findContours` کانتورهای مختلف را پیدا کرده و با تابع `cv2.drawContours` مرز شکل را رسم می‌کنیم. در این روش، تابع `cv2.Canny` برای پیدا کردن لبه‌های تصویر و تابع `cv2.findContours` برای پیدا کردن کانتورها استفاده می‌شود. دلیل استفاده از `canny` نیز به این علت است که تابع `findContours` برای پیدا کردن کانتورها در یک تصویر، باید با تصویری کار کند که لبه‌های آن به خوبی تشخیص داده شده باشند. بنابراین، اگر از تصویر اصلی به عنوان ورودی به `findContours` استفاده کنید، ممکن است که کانتورهایی که شامل لبه‌های ضعیف یا ناواضح هستند، شناسایی نشوند.

خروجی تصویر قسمت ب به صورت زیر است:



قسمت ج) تابع `approxPolyDP` برای تخمین یک کانتور با یک چندضلعی ساده کاربرد دارد. این تابع با استفاده از یک الگوریتم خاص، تعدادی نقطه را از یک کانتور استخراج می‌کند که می‌توانند به عنوان نقاط گوشه کانتور استفاده شوند.

توضیح کد: در ابتدا یک حلقه بر روی کل کانتورها می‌زنیم و برای هر کانتور نقاط گوشه را پیدا می‌کنیم پارامترهای تابع `approxPolyDP` مطابق زیر است:

epsilon : این پارامتر مشخص می کند که تقریبی چه میزان از نواحی منحنی را در نظر بگیرد. معمولاً این پارامتر به صورت طولی مشخص می شود و برابر با یک عدد ضرب شده در طول نواحی منحنی است.

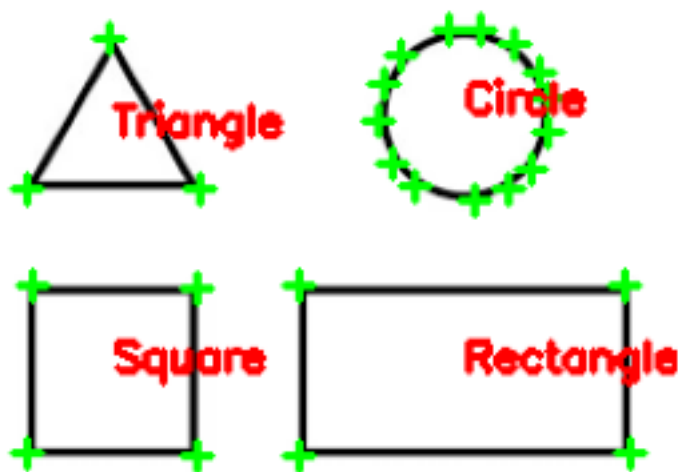
closed : این پارامتر مشخص می کند که خروجی چندضلعی تقریبی با خطوط کاملاً بسته باشد یا نه. اگر این پارامتر **True** باشد، خروجی چندضلعی به صورت بسته خواهد بود و اگر **False** باشد، خروجی چندضلعی به صورت باز خواهد بود. پیشفرض برای این پارامتر نیز **True** است.

```
for contour in contours:
    # Approximate the contour to a polygon
    approx = cv2.approxPolyDP(contour, 0.01*cv2.arcLength(contour, True), True)
```

و در ادامه برای که نقاط گوشه را علامت بگذاریم یک **for** بر روی **approx** میزنیم و **x,y** گوشه را به دست می آوریم و علامت می گذاریم.

```
for point in approx:
    x, y = point[0]
    # Draw a marker at the corner point
    cv2.drawMarker(image2, (x, y), (0, 255, 0), markerType=cv2.MARKER_CROSS, markerSize=10)
```

و بعد بر اساس **length approx** مشخص می کنیم متعلق به چه کلاسی هست. فقط با استفاده از **cv2.boundingRect** تشخیص می دهیم که شکل ما مستطیل است یا مربع یعنی عرض و ارتفاع را به دست می آوریم اگر برابر بودند مربع است. و در نهایت نوع کلاس را داخل شکل می نویسیم که شکل مطابق زیر است



د) می‌توانیم از ویژگی‌های مختلفی استفاده کنیم که مرتبط با خصوصیات هندسی شکل‌ها هستند. برخی از ویژگی‌هایی که می‌توان برای تشخیص اشکال هندسی استفاده کرد عبارتند از:

تعداد گوشه‌ها: تعداد گوشه‌های هر شکل می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص نوع شکل مورد استفاده قرار گیرد.

نسبت اضلاع: در برخی از اشکال هندسی مانند مربع، اضلاع با طول یکسان است. در برخی دیگر اشکال، نسبت اضلاع ثابت است. این ویژگی نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص شکل مورد استفاده قرار گیرد.

مساحت: مساحت شکل نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص شکل استفاده شود.

قطر: در برخی از اشکال هندسی مانند دایره، قطرها به طور یکسان هستند. این ویژگی نیز می‌تواند در تشخیص شکل مورد استفاده قرار گیرد.

محیط: محیط شکل نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص شکل استفاده شود.

زوایای داخلی: تعداد و اندازه زوایای داخلی شکل نیز می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص شکل مورد استفاده قرار گیرد.

تقارن: در برخی از اشکال هندسی، تقارن بر روی اندازه و شکل اجزای شکل وجود دارد که می‌تواند به عنوان یک ویژگی مفید در تشخیص شکل استفاده شود.

سوال شش

الف) در این قسمت سعی داریم که با سه فیلتر متوسط گیر ، میانه و گوسی آشنا شویم. ابتدا برای padding باید تابع `reflect101` را کامل نماییم و برای این کار مجاز به استفاده از حلقه‌ها `for` ، `while` و... (نیستید . همچنین تاثیر ساین کرل در خروجی را نیز تحلیل کنید .) در تمامی این بخش مجاز به استفاده از کتابخانه‌های تخصصی پردازش تصویر نیستید

در ابتدا تابع `refelected` را پیاده سازی کردم در ابتدا یک ارایه نامپای با ساین خود تصویر ولی به علاوه ساین فیلتر می‌گیرم و بعد تصویر را در وسط این ارایه نامپای می‌گیرم و بعد و بعد برای سمت‌های بالا و پایین و چپ و راست و سمت گوشه‌ها یا همان `corner` ها مقدار را به دست می‌آورم هر چند با `np.pad` نیز میشد این سوال را زد. برای فیلتر متوسط گیر دو حلقه تودرتو بر روی ساین‌های تصویر داریم و بعد پنجره‌ای که میانگین آن را به می‌خواهیم به دست می‌آوریم و میانگینش را برابر با پیکسل وسط می‌گذاریم

برای فیلتر میانه دقیقاً مشابه بالا فقط میانه را برابر با پیکسل وسط میگذاریم.

برای فیلتر گوسی باید مقدارهای کرنل را محاسبه کنیم مشابه بالا دو حلقه تو در تو داریم و برای هر خانه کرنل تفاوت x, y آن را با خانه وسط به دست می آوریم و مقدار آن خانه طبق فرمول زیر به دست می آید

$$G(s, t) = Ke^{-\frac{s^2+t^2}{2\sigma^2}} = Ke^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

که k برای نرمال سازی هست که جمع همه خانه های کرنل برابر با یک شود

در هر سه فیلتر ما اگر سایز کرنل را کم بگیریم نویزهای کمتری از بین رفته اند ولی جزئیات بیشتری از تصویر مشخص است و اگر سایز کرنل خیلی بزرگ بگیریم نویزهای بیشتری از بین میروند ولی جزئیات کمتری از تصویر مشخص است و تصویر مات تر و تارتر نسبت به کرنل کوچک تر است در واقع یک trade off بین جزئیات تصویر و از بین بردن نویز است.

ب) در این قسمت میخواهیم با فیلتر Bilateral آشنا شویم . ابتدا درباره ی آن در اینترنت جستجو کرده و فرمول آن، پارامترهای آن و چرایی استفاده از آن را در گزارش خود شرح دهید . همچنین درباره ی تاثیر مقادیر کم و زیاد دو انحراف معیار توضیح دهید. (در تمامی این بخش مجاز به استفاده از کتابخانه های تخصصی پردازش تصویر نیستید.)

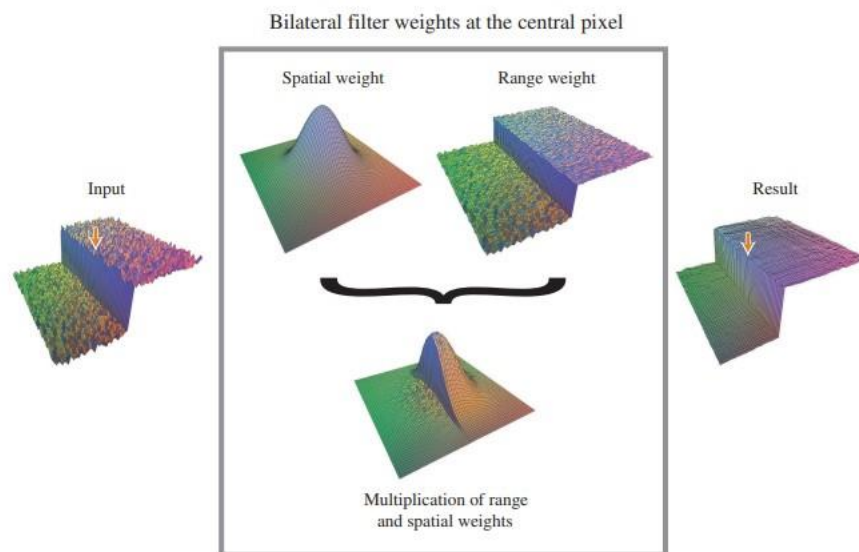
مشکل فیلتر گوسی این بود که در کرنل آن خانه هایی که فاصله یکسانی با مرکز داشتند مقدار یکسانی می گرفتند بدون توجه به این نکته که آن خانه ها میتوانند تفاوت رنگی زیادی با مرکز و حتی خودشان داشته باشند و در این صورت اگر فیلتر گوسی میزدیم باعث میشد لبه هایی که جهش رنگی داریم و این لبه ها در شناسایی اجسام بسیار مهم هستند از بین بروند و تصویر مات شود در bilateral filter این نکته تفاوت رنگی را در نظر می گیریم فرول آن به صورت زیر است:

$$BF[I]_p = \underbrace{\frac{1}{W_p}}_{\text{Normalization Factor}} \sum_{q \in S} \underbrace{G_{\sigma_s}(\|p - q\|)}_{\text{Space Weight}} \underbrace{G_{\sigma_r}(|I_p - I_q|)}_{\text{Range Weight}} I_q$$

که در ابتدا قسمت **space weight** ان را توضیح میدهم منظور از $\|p - q\|$ فاصله ی این دو پیکسل با هم هست و فرمول G به صورت زیر است:

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right).$$

که x همان فاصله دو پیکسل p, q است و ϕ برابر با همان ϕ is هست که در کد با std مشخص کردیم در قسمت **range weight** منظور از $|I_p - I_q|$ تفاوت رنگی دو پیکسل p, q است همان طور که میبینید تفاوت رنگی بین دو پیکسل نیز در این فرمول در نظر گرفته شده است. W_p نیز برای نرمال سازی هست که جمع همه خانه های کرنل برابر با ۱ شود. در ادامه نیز یک شکل اوردم که به فهم بیشتر این فرمول کمک می کند



هر چقدر پارامتر std که مربوط به فاصله پیکسل تا پیکسل وسط در کرنل هست مقدار بیشتری باشه تصویر تارتر هست و لبه های تصویر به خوبی مشخص نیست و هر چقدر کم تر باشه جزئیات بیشتر هست ولی نویز بیشتر هست

هر چه پارامتر `rstd` که مربوط به فاصله رنگی پیکسل تا پیکسل وسط در کرنل هست هر چه مقدار بیشتر باشد لبه ها و انجازهایی که جهش رنگی داریم بیشتر مشخص است و هر چقدر کمتر باشد لبه های تصویر کمتر مشخص هست و نویز هم بیشتر است

در مورد خود پیاده سازی تابع نیز مراحل زیر را طی کردم:

در ابتدا یک تابع برای فاصله دو پیکسل و یک تابع برای تابع گوسی مطابق زیر تعریف کردم

```
def gaussian(x,sigma):  
    return (1.0/(2*np.pi*(sigma**2)))*np.exp(-(x**2)/(2*(sigma**2)))  
  
def distance(x1,y1,x2,y2):  
    return np.sqrt(np.abs((x1-x2)**2+(y1-y2)**2))
```

در ادامه یک آرایه نامپای به نام `mask` تعریف کردم و نقاطی در کرنل که فاصله آن از `center` بیشتر هست `index` آن ها را برای موقعی که لوپ میزنم در نظر نمی گیریم (این قسمت برای کمتر شدن خطا و محاسبات انجام دادم)

```
# Create a circular mask with the given diameter  
mask = np.ones((filter_size, filter_size))  
center = filter_size // 2  
for i in range(filter_size):  
    for j in range(filter_size):  
        if distance(i, j, center, center) > center:  
            mask[i, j] = 0  
  
# Get the indices of the non-zero elements in the mask  
mask_indices = np.where(mask)
```

و در ادامه سه حلقه تودرتو داریم و کرنل مناسب برای هر پیکسل را طبق فرمولی که گفته شد به دست می آوریم.

ج) در این قسمت هدف، نوشتن تمام فیلترهای قسمت های الف و ب با کتابخانه ی `OpenCV` و مقایسه ی آن با پیاده سازی خودمان است. (راهنمایی: اگر کدهای شما درست باشد، خروجی ها باید کاملاً یکسان باشد خروجی ها یکسان است و به صورت زیر است

Averaging Blurring



Averaging Blurring



عکس بالاتر مربوط به پیاده سازی خودم هست و عکس پایین تر مربوط به پیاده سازی opencv هست در بقیه موارد نیز به همین صورت است.

Median Blurring



Median Blurring



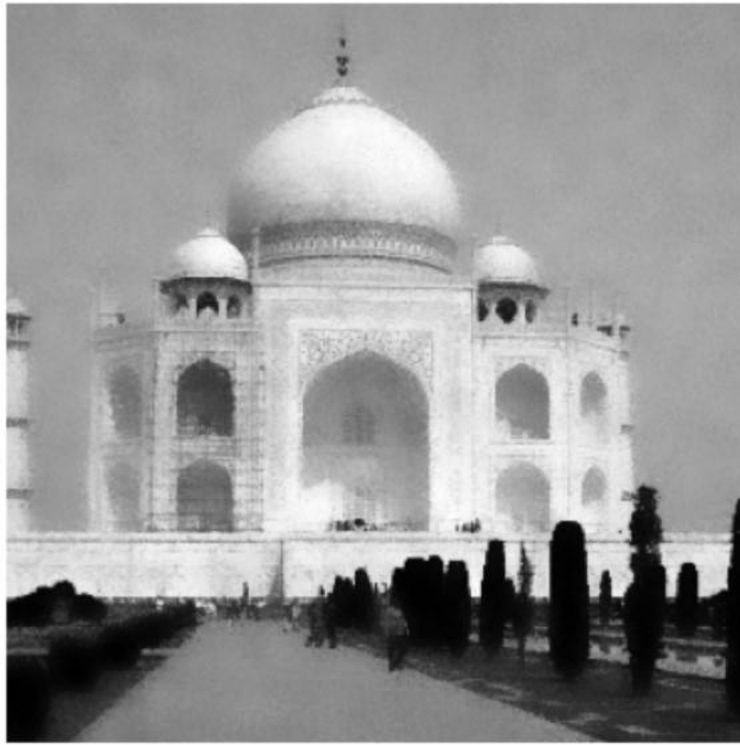
Gaussian Blurring



Gaussian Blurring



Bilateral blurring



Bilateral blurring

