

دانشگاه صنعتی امیر کبیر
(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیوتر

تمرین دوم درس بینایی ماشین

دکتر صفابخش

غلامرضا دار ۴۰۰۱۳۱۰۱۸

بهار ۱۴۰۱

فهرست مطالب

سوال ۱.....	۳
سوال ۲.....	۴
سوال ۳.....	۱۲
سوال ۴.....	۱۶
سوال ۵.....	۱۷

سوال ۱)

با توجه به شکل ۱ که از وبسایت رسمی OpenCV آورده شده است، این تابع پارامترهای زیر را به عنوان ورودی می-گیرد.

شماره	نام پارامتر	توضیح
۱	image	تصویر ورودی جهت یافتن خطوط
۲	rho	رزولوشن مکانی جدول A'
۳	theta	رزولوشن زاویه ای جدول A
۴	threshold	حداقل مقدار مورد نیاز در جدول A جهت تایید شدن یک خط
۵	minLineLength	حداقل طول خط جهت تایید شدن
۶	maxLineGap	حداکثر فاصله خالی بر روی یک خط جهت تایید شدن

◆ HoughLinesP()

```
void cv::HoughLinesP ( InputArray  image,
                      OutputArray lines,
                      double      rho,
                      double      theta,
                      int          threshold,
                      double      minLineLength = 0 ,
                      double      maxLineGap = 0
                      )
```

Python:

```
cv.HoughLinesP( image, rho, theta, threshold[, lines[, minLineLength[, maxLineGap]]) -> lines
```

پارامترهای تابع HoughLinesP

تفاوت این تابع با تابعی که در درس مورد بحث واقع شد، این است که تابع HoughLinesP نسخه احتمالاتی این تابع است و برخلاف تابع درس که به ازای هر خط θ, ρ را خروجی می‌داد، این تابع موقعیت دکارتی نقاط دو سر خط یعنی x_1, y_1, x_2, y_2 را خروجی می‌دهد.

^۱ طبق اسلایدهای درس، جدولی که به عنوان شمارنده خطوط عمل میکند.

سوال ۲)

یافتن خطوط جاده (Lanes) طی چندین مرحله پی در پی انجام شد. در اکثر مرحله ها، با استفاده از قابلیت ویجت های Jupyter، مقدار پارامترهای مناسب پیدا شد. در ادامه این مراحل را به صورت تصویری بررسی خواهیم کرد.

مرحله اول – خواندن تصویر (خواندن تصویر)



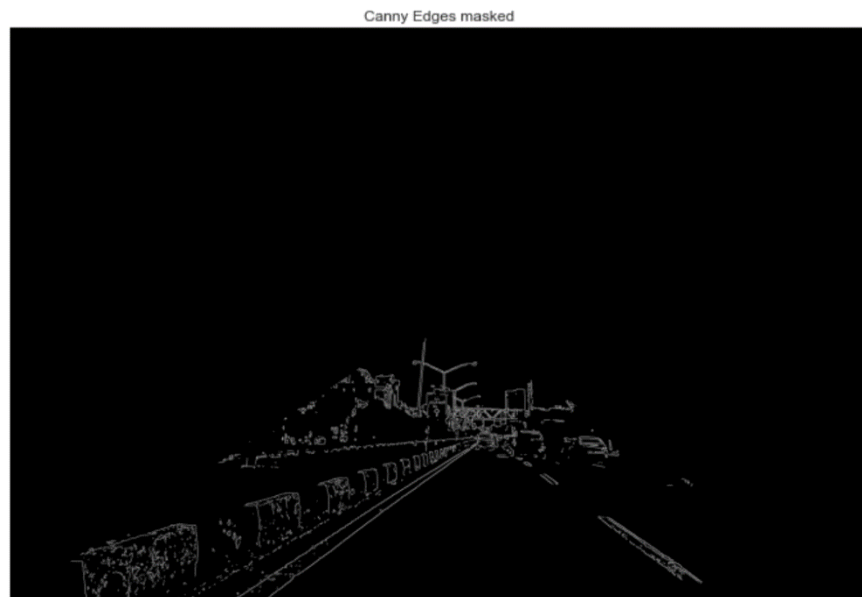
مرحله دوم – بهبود تصویر برای انجام مراحل بعد) اعمال عملیات مقدماتی رنگی بر روی تصویر



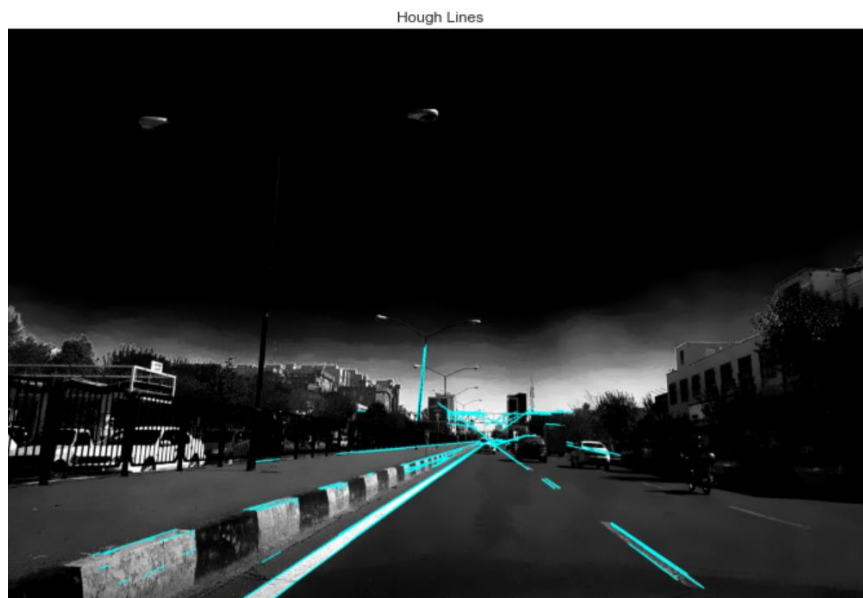
مرحله سوم - لبه یابی) به کمک الگوریتم Canny لبه های تصویر پیدا شدند.



مرحله چهارم - ماسک کردن ناحیه پایین تصویر) انتخاب ناحیه مثلی از پایین تصویر

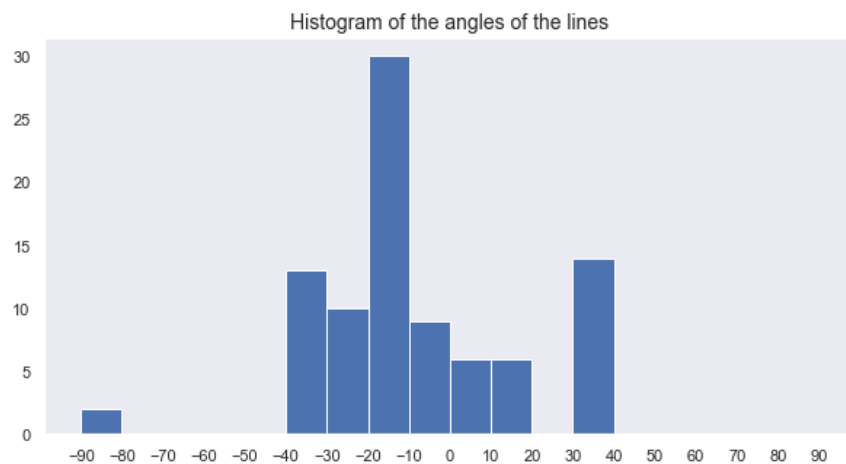


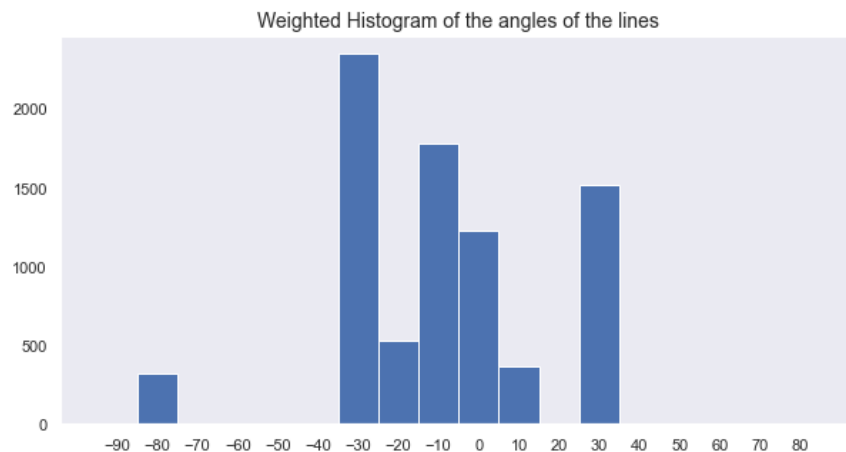
مرحله پنجم - خواندن تصویر) یافتن پاره خط های موجود در تصویر به کمک HoughLinesP



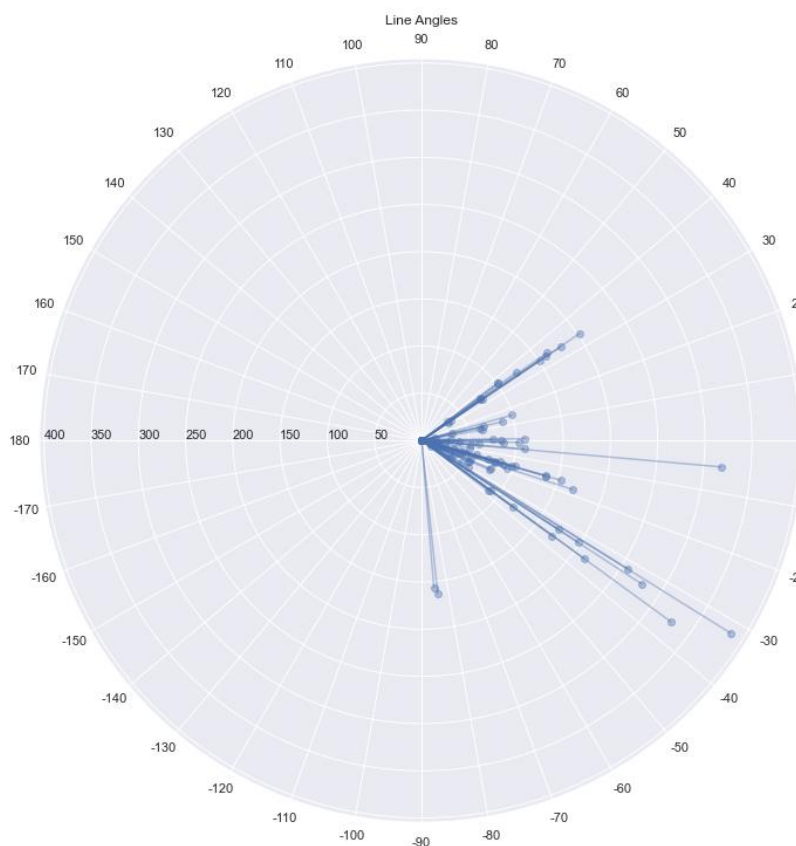
مرحله ششم - تحلیل خطوط از روی زاویه

در این بخش می خواهیم با کمک اطلاعات موجود از خطوط به دست آمده (طول و زاویه آنها) خطوط موجود را به دسته های مختلف طبقه بندی کنیم. ابتدا نمودار تعداد خطوط با زوایای مختلف را رسم میکنیم. این نمودار اطلاعات مفیدی به ما نمی دهد زیرا اهمیت اندازه خطوط را در نظر نمی گیرد. در این نمودار یک خط بسیار کوچک و یک خط بسیار بزرگ یک میزان اهمیت دارند.

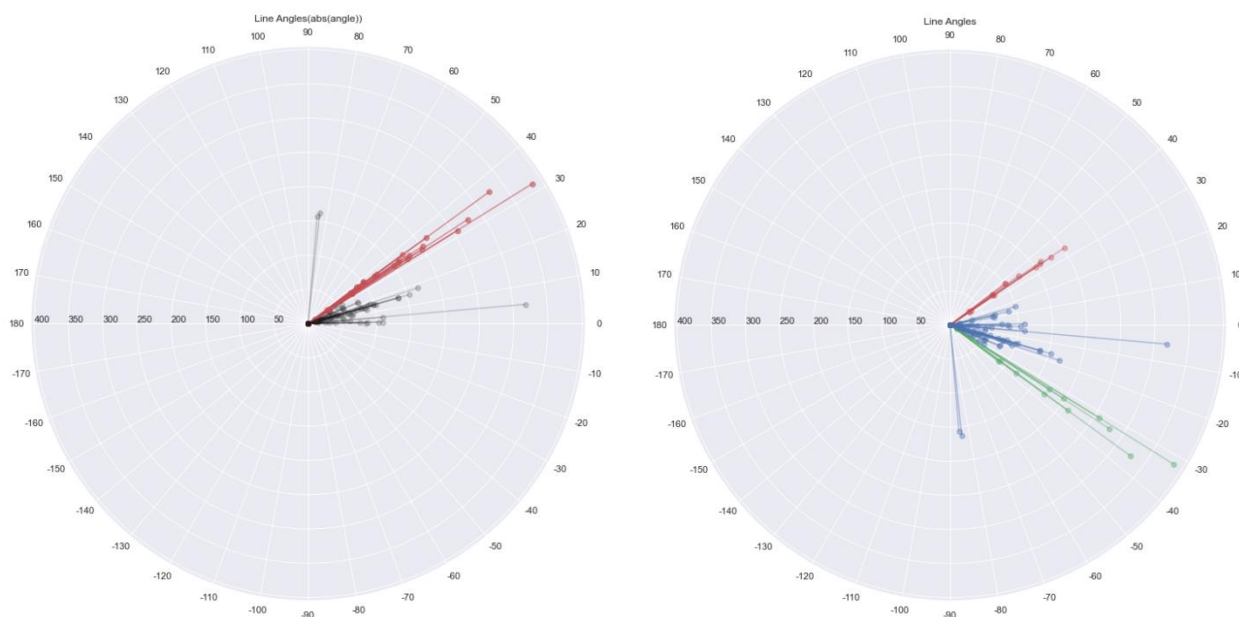




برای رفع این مشکل، ارتفاع barها در این نمودار را برابر با مجموع طول خطوط با آن زاویه قرار می‌دهیم. در این نمودار مشاهده می‌شود که تعداد زیادی از خطوط زاویه ای حدود ۳۰ و تعداد زیاد دیگری زاویه حدود ۳۰- دارند. با توجه به دانشی که از مسئله داریم می‌دانیم که این زوایا برای خطوط دو طرف جاده معقول هستند.



راه بهتری که برای نمایش اطلاعات گفته شده وجود دارد نمودار قطبی بالا است. در این نمودار هر پاره خط از مبدا، معادل یک پاره خط در تصویر است. زاویه در این نمودار برابر با زاویه خط و شعاع در این نمودار نشان دهنده‌ی اندازه خط در تصویر است. در این نمودار نیز واضح است که تعداد زیادی از خطوط در حدود ۳۵ و ۳۵- درجه قرار دارند.



در نمودار سمت راست این خطوط را دسته بندی کرده ایم و در نمودار سمت چپ، قدر مطلق زوایا را نمایش داده ایم که در این نمودار بزرگترین قله مربوط به اندازه زاویه ۳۵ درجه است.

توجه: دقت کنید که با وجود اینکه می‌توانیم به صورت پویا، برای هر مسئله این زوایا را محاسبه کنیم، اما با توجه به ثابت بودن این زوایا در بسیاری از شرایط، صرفاً می‌توانیم با قبول کردن زوایا در بازه ۳۰ تا ۴۰، این خطوط را در بسیاری از مسائل به درستی طبقه بندی کنیم. عواملی که در تغییر این زوایا دست دارند عواملی نظیر استفاده از لنزهایی با فاصله کانونی بسیار کم (Wide) یا قرارگیری دوربین در ارتفاع‌های مختلف هستند. در نهایت منطقی است که شرکت سازنده خودرو، بهترین مقادیر را موقع تولید هر خودرو محاسبه کند.

مرحله هفتم - دسته بندی خطوط) با استفاده از اطلاعات بدست آمده در بخش قبل خطوط را به دسته های "خطوط چپ"، "خطوط راست" و "سایر خطوط" دسته بندی می کنیم.



مرحله هشتم - ترکیب خطوط هر دسته) برای ترکیب خطوط هر دسته راه های زیادی وجود دارد. در این پیاده سازی، نقاط دوسر هر پاره خط استخراج شد، با استفاده از رگرسیون خطی، یک خط از بین این نقاط استخراج شده عبور داده شد. این کار برای خطوط موجود در دسته های راست و چپ انجام شد.



همچنین در این محله با برخورد دادن دو خط به دست آمده، نقطه محوشدگی افق (Vanishing Point) نیز محاسبه شد و خطوط از پایین تصویر تا این نقطه ترسیم شدند.

نتیجه نهایی



ماسک تهیه شده



نکته آموزشی برای آیندگان!

برای یافتن پارامترهای بهینه الگوریتم‌هایی مانند Canny یا HoughLinesP می‌توان از decorator **@interact**، از کتابخانه ipywidgets استفاده کرد.

طریقه استفاده:

```
1 from ipywidgets import interact
2
3 @interact(x=(0,255,10)) # from 0 to 255, step 10
4 def function(x=1):
5     return x
```

✓ 0.3s

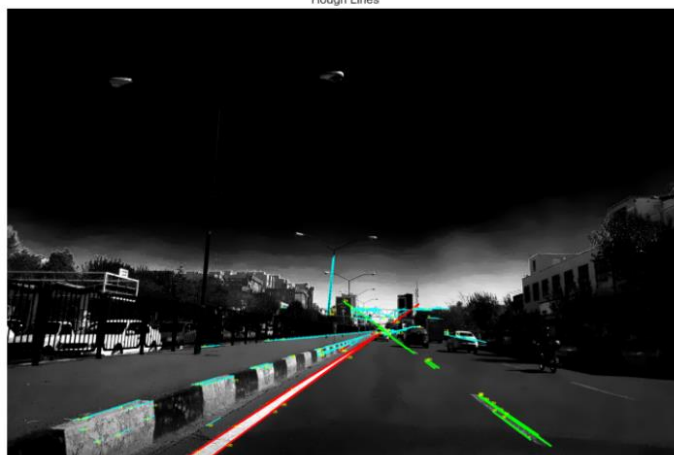
x  90

90

نمونه کاربرد:

CANNY	<input type="text" value="CANNY"/>
blur_size	<input type="range" value="3"/> 3
low	<input type="range" value="199"/> 199
high	<input type="range" value="203"/> 203
HOUGH	<input type="text" value="HOUGH"/>
rho	<input type="range" value="1"/> 1
theta	<input type="range" value="0.02"/> 0.02
threshold	<input type="range" value="100"/> 100
min_line_len...	<input type="range" value="10"/> 10
max_line_gap	<input type="range" value="12"/> 12

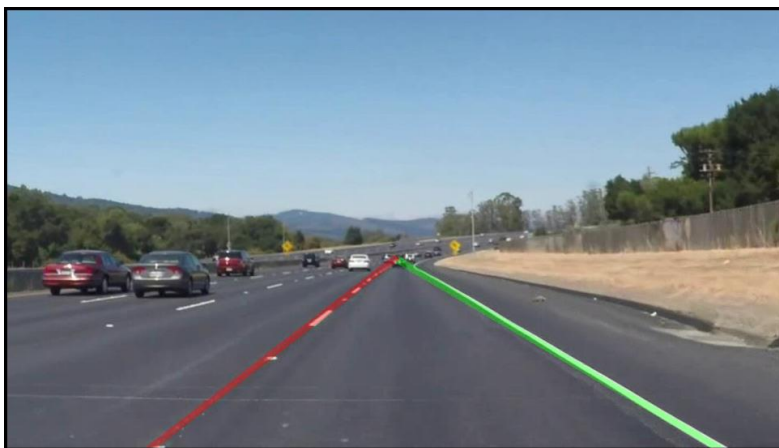
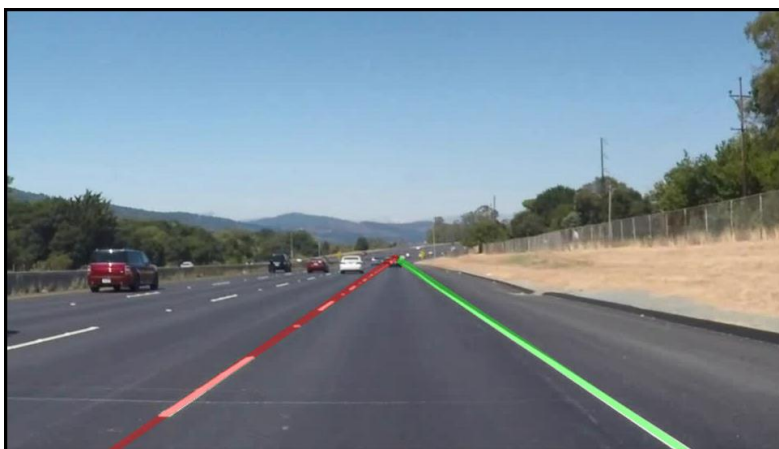
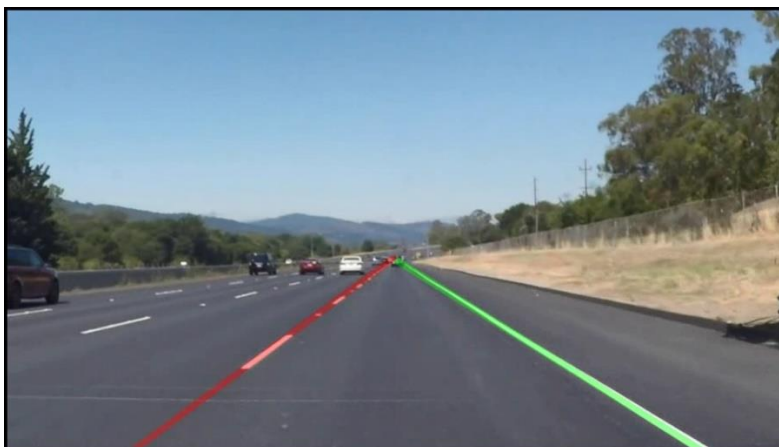
Hough Lines



سوال (۳)

در این سوال می‌خواهیم الگوریتم استفاده شده در بخش قبل را بر روی ویدیو اعمال کنیم. به دلیل ماهیت ویدیویی بودن خروجی‌ها، برای مشاهده نتیجه الگوریتم به ویدیوهای پیوست شده مراجعه کنید.

تصاویری از چند فریم رندوم از ویدیو ۱ (vid_1_v1.mp4)



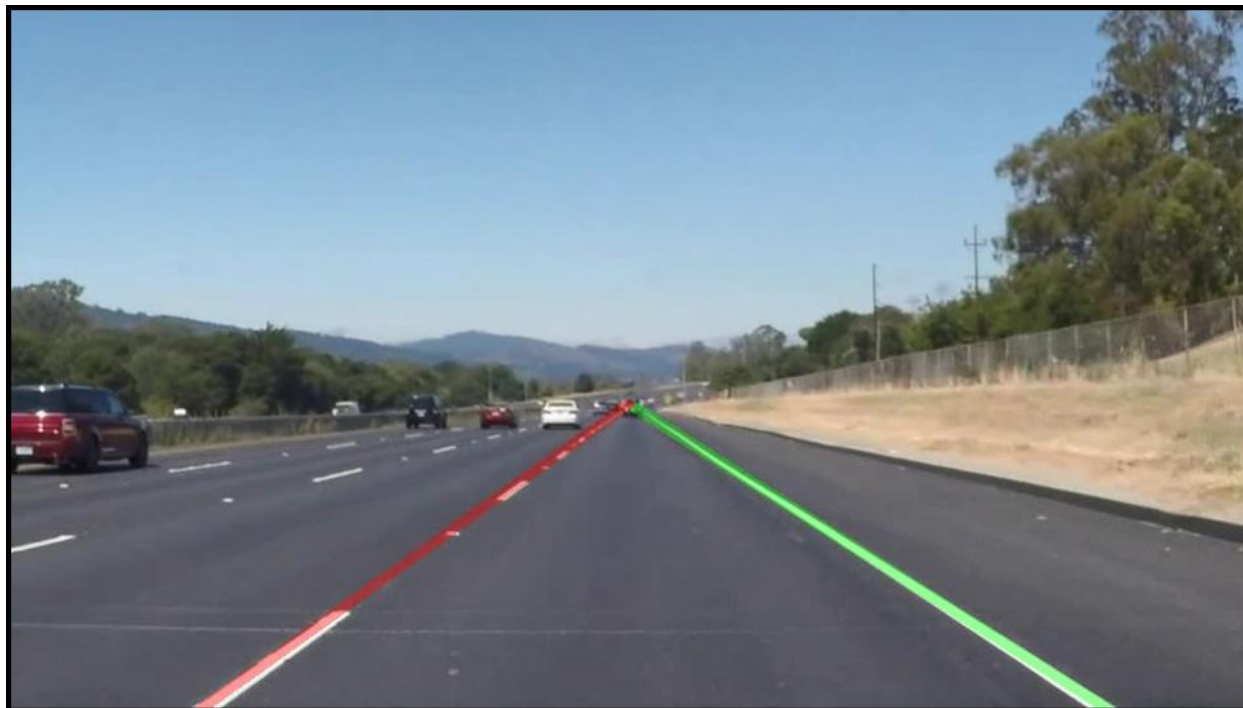
همان‌طور که در تصاویر می‌بینید الگوریتم سوال قبل بدون نیاز به تغییر خاصی بر روی فریم‌های مختلف این ویدیو نیز جواب خوبی می‌دهد. اما اگر به ویدیو کامل این تشخیص نگاه کنید متوجه می‌شوید که نتیجه بسیار نویزی و دارای لرزش زیادی است. دلیل این اتفاق این است که الگوریتم برای پیش‌بینی فقط به اطلاعات موجود در همان فریم نگاه می‌کند. اما با توجه به اینکه در این سوال با یک ویدیو روبه‌رو هستیم، می‌توانیم از اطلاعات فریم‌های قبلی نیز بهره ببریم. ایده‌اولی که مورد آزمایش قرار گرفت، استفاده از موقعیت خطوط تشخیص داده شده در چند فریم قبل برای هموارسازی موقعیت فعلی بود. به این ترتیب، پس از محاسبه موقعیت خطوط در فریم t ، موقعیت Smooth شده این خطوط از رابطه زیر بدست می‌آید.

$$X'_t = (\alpha) X_t + (1 - \alpha) X'_{t-1} \quad (1)$$

که در آن X موقعیت تشخیص داده شده خطوط توسط الگوریتم سوال قبل، X' موقعیت Smooth شده با کمک فریم‌های قبلی و α ضریب Smooth شدن است.

برای مشاهده نتیجه این تکنیک به ویدیو `vid_1_v4_smooth_60.mp4` مراجعه کنید.

نمایی از ویدیوی `vid_1_v4_smooth_60.mp4`



در بخش بعدی سوال سراغ **ویدیوی شماره ۲** می‌رویم. امیدواریم تکنیک‌های استفاده شده تا اینجا بر روی این ویدیو نیز نتیجه قابل قبولی بدهد.

نتایج اولیه بدون تغییر اضافه ای بر روی این ویدیو بسیار خراب بود. برای بهبود نتایج تشخیص خطوط بر روی این ویدیو، نیاز شد تعداد زیادی از پارامترهای توابعی مانند Canny و HoughLinesP را تغییر دهیم. پس از تنظیم کردن پارامترها برای این ویدیو، نتیجه قابل مشاهده در ویدیوی vid_2_v5_smooth_80.mp4 بدست آمد. با مقایسه این ویدیو و ویدیوی vid_2_v5_smooth_0.mp4 می‌توان اهمیت Smoothing را مشاهده کرد. عمل Smoothing باعث می‌شود در فریم‌هایی که اطلاعات کافی برای تشخیص درست موقعیت خطوط راهنمایی وجود ندارد (وجود مه فراوان)، از اطلاعات موجود در فریم‌های قبل استفاده شود.

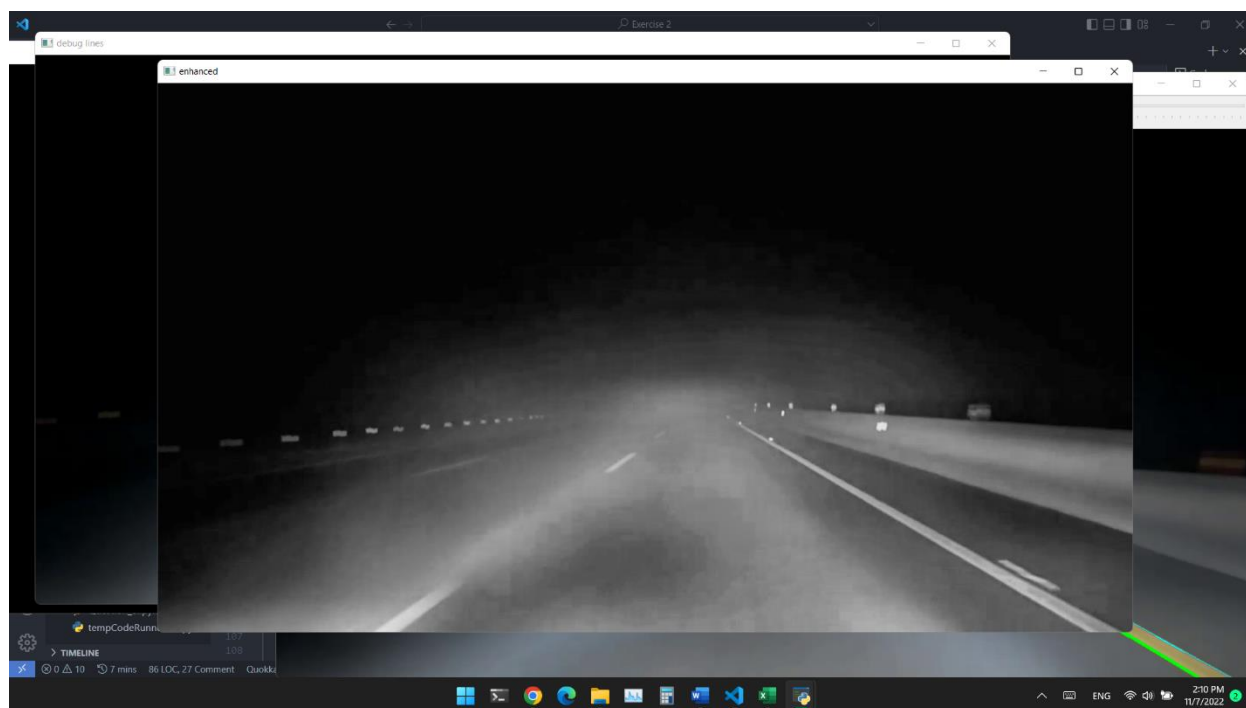
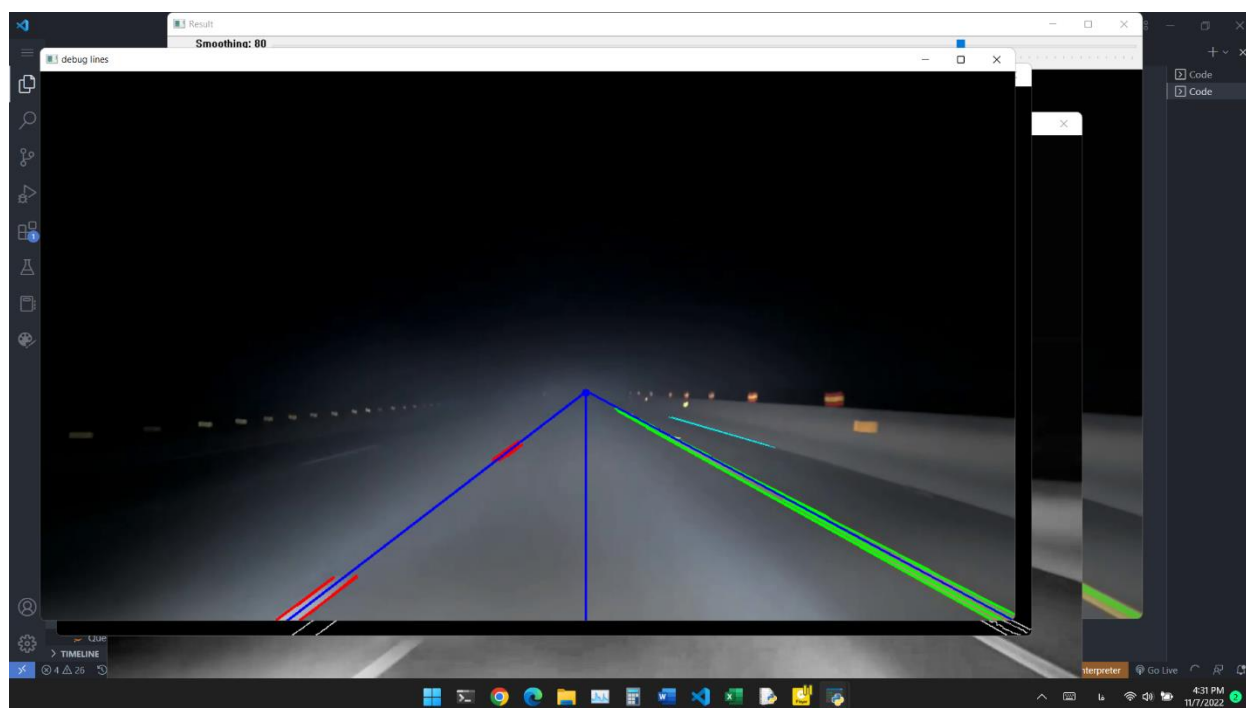
نمونه ای از مشکلات در صورت عدم استفاده از Smoothing



حل مشکل بالا به کمک Smoothing



تصاویری از محاسبات میانی برای حل این سوال را در این صفحه مشاهده می کنید.



سوال ۴)

پارامترهای تابع `active_contour` از کتابخانه `scikit_image`

شماره	نام پارامتر	توضیح
۱	<code>image</code>	تصویر ورودی شامل اطلاعات مورد نیاز برای ردیابی لبه
۲	<code>snake</code>	موقعیت ابتدایی کانتور
۳	<code>alpha</code>	سرعت حرکت کانتور به سمت لبه‌ها
۴	<code>beta</code>	ضریب نرم بودن کانتور پیدا شده
۵	<code>w_line</code>	وزن تاثیرگذاری خودِ مقادیر پیکسل‌ها
۶	<code>w_edge</code>	وزن تاثیرگذاری لبه‌ها (بر روی <code>image</code> الگوریتم لبه‌یابی اجرا می‌شود)
۷	<code>gamma</code>	پارامتر قدم زمانی
۸	<code>max_px_move</code>	بیشینه اندازه مجاز حرکت در هر مرحله (پیکسل)
۹	<code>max_num_iter</code>	بیشینه تعداد مرحله مجاز برای جستجو
۱۰	<code>convergence</code>	معیار همگرایی (اگر از این حد نزدیک تر شدیم کافی است)
۱۱	<code>boundary_condition</code>	شرایط انتهای <code>snake</code> (با مشخص کردن فلگ‌های مختلف تعیین می‌کنیم الگوریتم جستجو با نقاط انتهایی <code>snake</code> اولیه چگونه برخورد کند، به عنوان مثال در حالت <code>fixed</code> ، الگوریتم تنها نقاط میانی را جابجا می‌کند)

`active_contour`

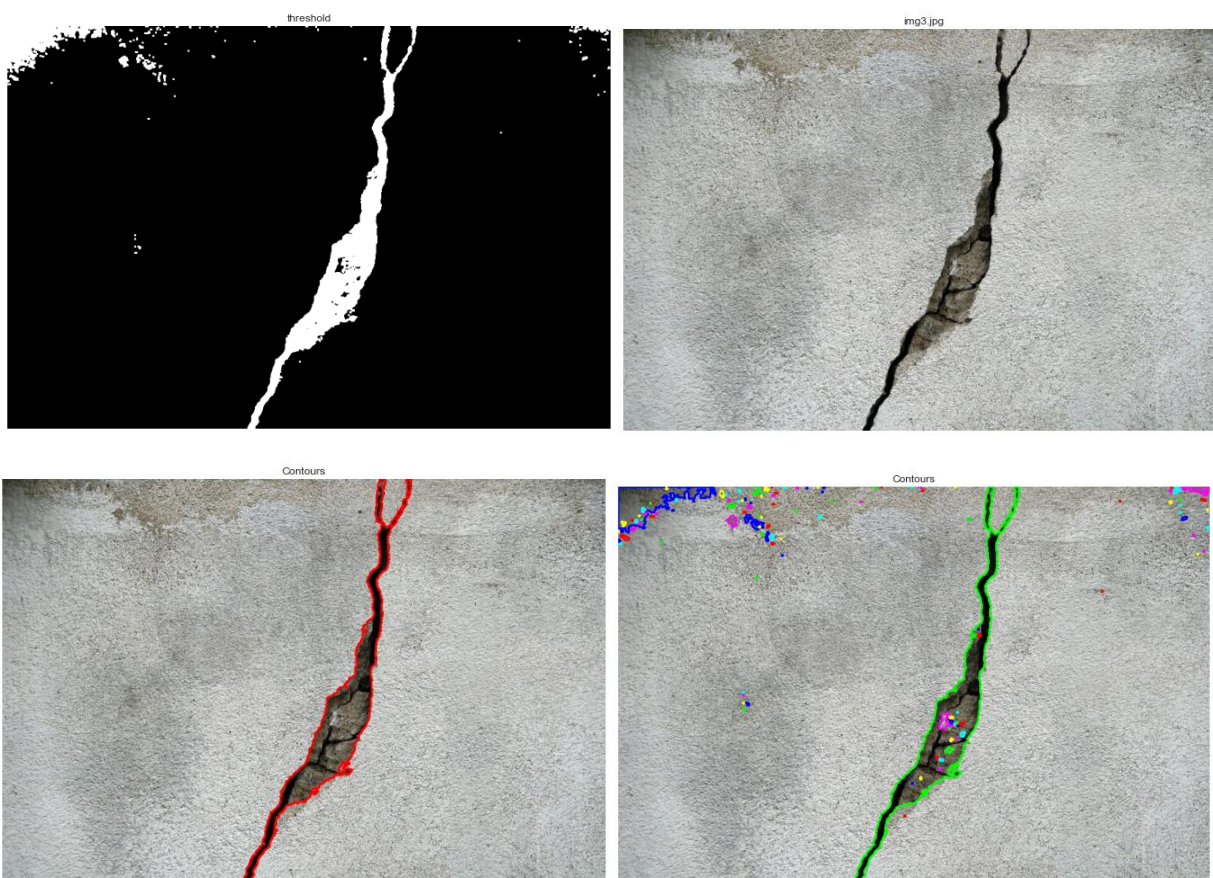
```
skimage.segmentation.active_contour(image, snake, alpha=0.01, beta=0.1, w_line=0, w_edge=1,
gamma=0.01, max_px_move=1.0, max_num_iter=2500, convergence=0.1, *,
boundary_condition='periodic', coordinates='rc')
```

[source]

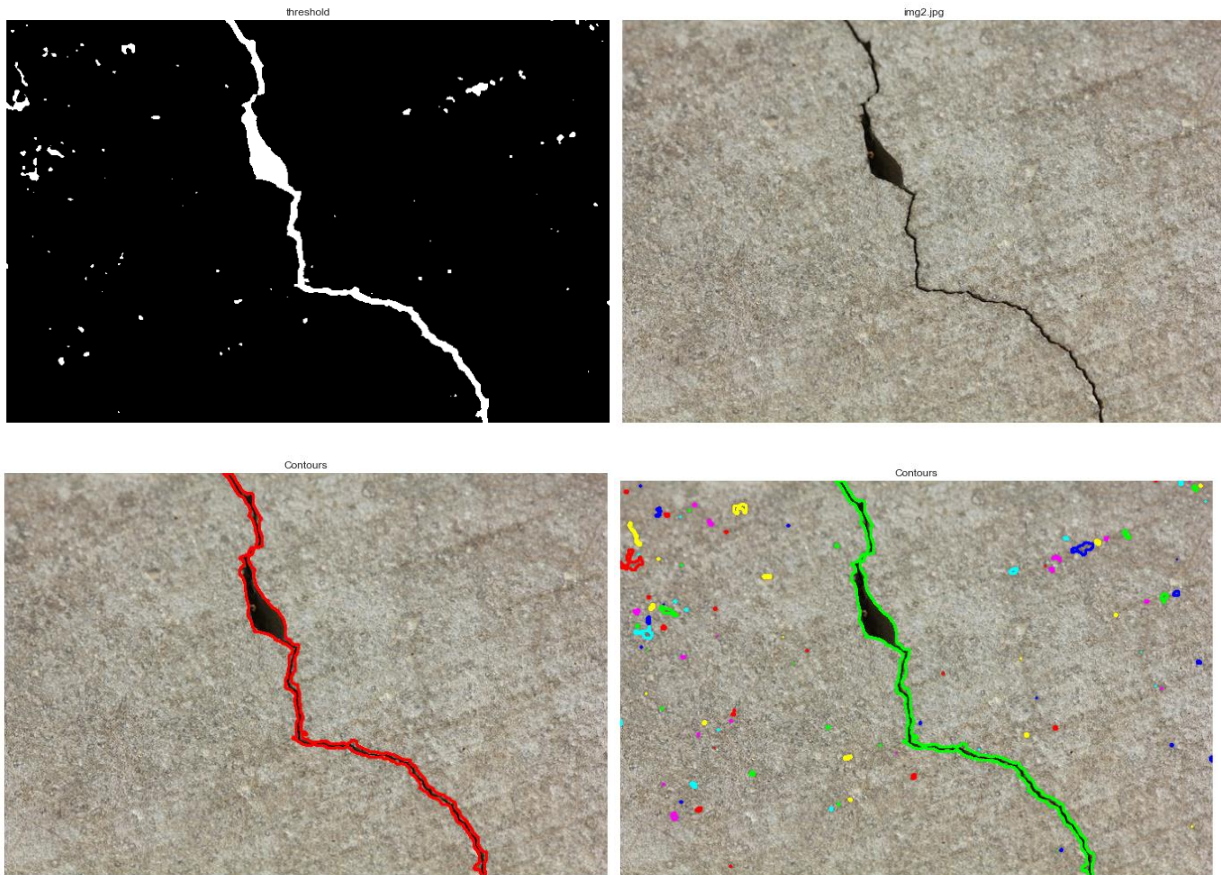
سوال ۵)

طبق آزمایش‌های انجام شده، به این نتیجه رسیدیم که این الگوریتم برای یافتن ترک‌ها مناسب نیست. این الگوریتم قسمت زخمیم این ترک‌ها را تقریباً خوب جداسازی می‌کند اما در بخش‌های باریک به مشکل می‌خورد.

روش جایگزین پیشنهادی، استفاده از آستانه‌گیری تصویر و یافتن کانتورهای تصویر به کمک الگوریتم `find_contours` از کتابخانه OpenCV است که به خوبی این ترک‌ها را جداسازی می‌کند.



تصویر بالا راست: تصویر اصلی، تصویر بالا چپ: آستانه‌گیری، تصویر پایین راست: یافتن کانتورها، تصویر پایین چپ: فیلترکردن کانتورهای بسیار کوچک



تصویر بالا راست: تصویر اصلی، تصویر بالا چپ: آستانه‌گیری، تصویر پایین راست: یافتن کانتورها، تصویر پایین چپ: فیلترکردن کانتورهای بسیار کوچک

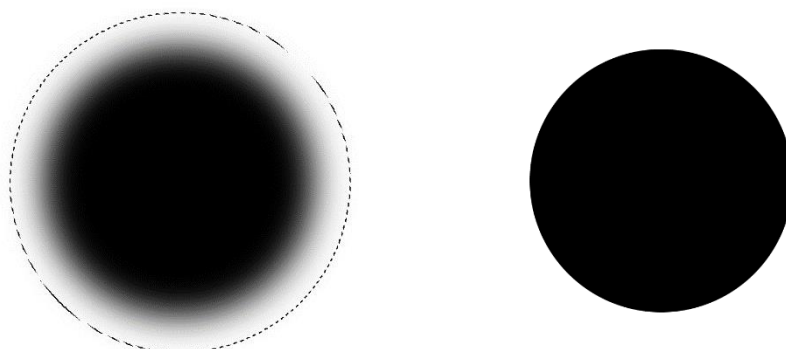
نتایج نامناسب با استفاده از active_contour:



نتیجه مناسب active_contour برای اشکال محدب و غیرنازک:



دلیل عملکرد نامناسب الگوریتم active_contours برای بخش‌های باریک ترک‌ها را در ادامه بررسی می‌کنیم.



در تصویر دایره بالا پس از اعمال مقداری Blur اطلاعات لازم برای محاسبه جهت حرکت کانتور اولیه موجود می‌شود و نقاط مختلف کانتور به سمت رسیدن به بیشترین امتیاز هدایت می‌شوند و در نهایت در لبه‌های تصویر متوقف می‌شوند.



اما در تصویر خط، به دلیل باریک بودن خط، پس از اعمال Blur، ناحیه مشکی رنگ وسط خط از بین رفته و نقاط روی کانتور از هر دو سمت خط سعی می‌کنند از خط عبور کنند و در این بین نوسان می‌کنند. اگر مقدار Blur را کمتر در نظر بگیریم، باید کانتورهای اولیه را بسیار به خط نزدیک کنیم تا بتوانند از اطلاعات ساخته شده توسط Blur با اندازه کم استفاده کنند و به سمت خط حرکت کنند.

منبع بخشی از توضیح : اسلایدهای Shree Nayar (<https://fpcv.cs.columbia.edu/Monographs>)

Attracting Contours to Edges



Maximize Sum of Gradient Magnitude Square

\equiv Minimize -ve (Sum of Gradient Magnitude Square)

\equiv Minimize $E_{image} = -\sum_{i=0}^{n-1} \|\nabla n_\sigma * I(v_i)\|^2$ 1

ویدیوی مکمل: <https://www.youtube.com/watch?v=FR0JUMk9P3Y>

پایان