开发者说 | 初识图像之初级车道线检测

知识点

敲黑板，本文需要学习的知识点有

OpenCV库　计算机视觉

光的三原色　Sobel算法

有效距离　绿色通道　Canny算法

无人车的车道线级绝对定位是个难题，无人车需要更高精度的厘米级定位。

日本为解决这个问题，研发准天顶卫星系统（QZSS），在2010年发射了一颗卫星，2017年又陆续发射了3颗卫星，构成了三颗人造卫星透过时间转移完成全球定位系统区域性功能的卫星扩增系统，今年4月1日将正式商用，配合GPS系统，QZSS可以做到6厘米级定位。

QZSS系统的L5信号频点也是采用1176.45MHz，而且采用的码速率与GPS在该频点的码速率一样，都是10.23MHz。意味着芯片厂商在原有支持GPS系统芯片上无需改动硬件，只需在软件处理上作更改就可以实现对Galileo、QZSS系统的兼容，相当于软件实现上需要多搜索几颗导航卫星。几乎不增加成本，而北斗系统是需要改硬件的，非常麻烦。

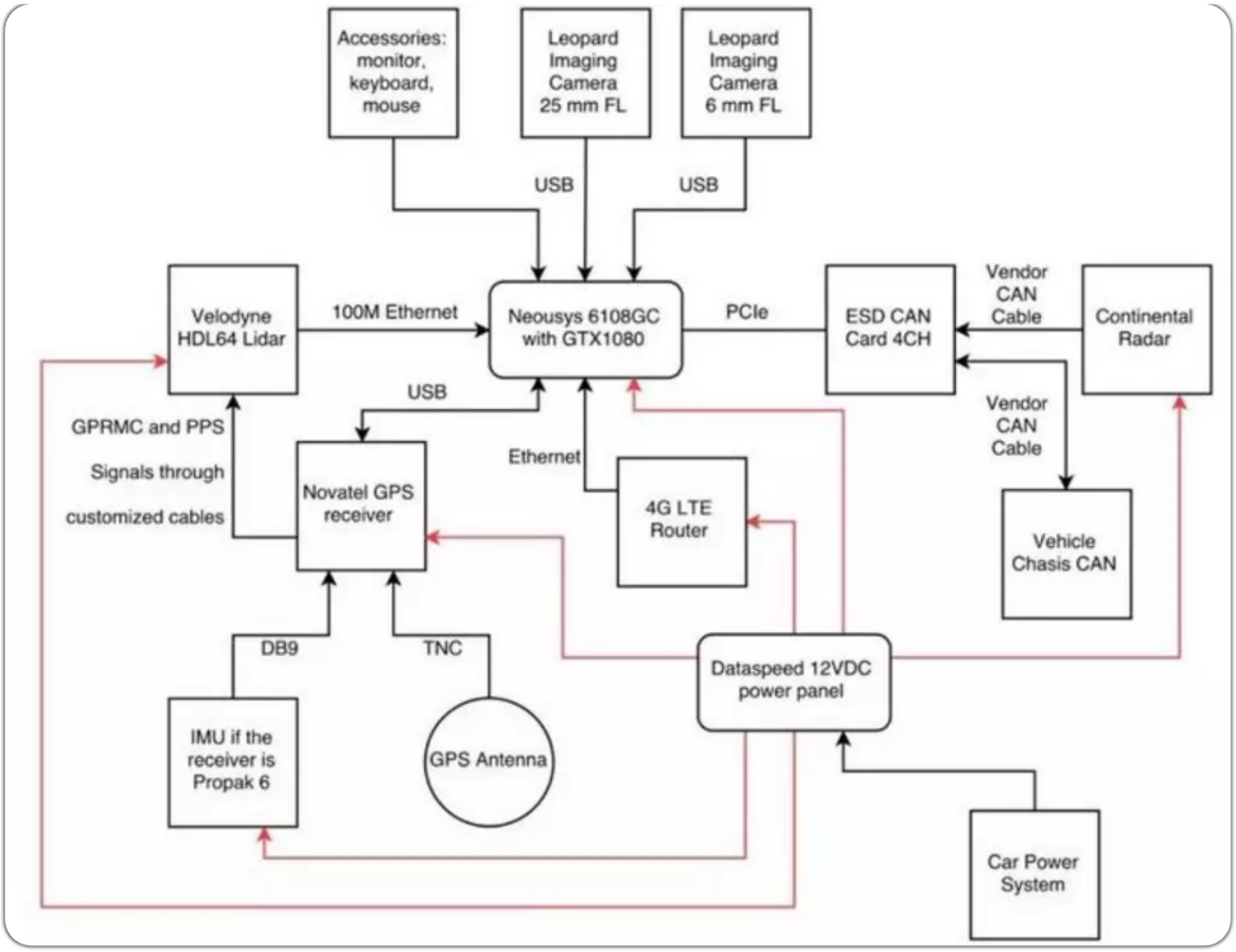
国内大部分厂家都采用GPS RTK做绝对定位，不过RTK缺点也是很明显的。RTK确定整周模糊度的可靠性为95~99%，在稳定性方面不及全站仪，这是由于RTK较容易受卫星状况、天气状况、数据链传输状况影响的缘故。

首先，GPS在中、低纬度地区每天总有两次盲区（中国一般都是在下午），每次20～30分钟，盲区时卫星几何图形结构强度低，RTK测量很难得到固定解。其次，白天中午，受电离层干扰大，共用卫星数少，因而初始化时间长甚至不能初始化，也就无法进行测量。

根据实际经验，每天中午12点～13点，RTK测量很难得到固定解。再次，依赖GPS信号，在隧道内和高楼密集区无法使用。

Apollo的定位技术

先进的无人车方案肯定不能完全基于RTK，百度Apollo系统使用了激光雷达、RTK与IMU融合的方案，多种传感器融合加上一个误差状态卡尔曼滤波器使得定位精度可以达到5-10厘米，且具备高可靠性和鲁棒性，达到了全球顶级水平。市区允许最高时速超过每小时60公里。



百度Apollo自动驾驶传感器、计算单元、控制线的连接图

以下，ENJOY

上一期的无人驾驶技术入门，我们以障碍物的跟踪为例，介绍了卡尔曼滤波器的原理、公式和代码的编写。接下来的几期无人驾驶技术入门，我会带大家接触无人驾驶技术的另一个重要的领域——**计算机视觉**。

在无人驾驶技术入门（五）| 没有视觉传感器，还谈什么无人驾驶？中，我介绍了车载视觉传感器能够实现车道线、障碍物、交通标志牌、可通行空间、交通信号灯的检测等。这些检测结果都离不开计算机视觉技术。

本次分享，我将以优达学城（Udacity）无人驾驶工程师学位中提供的初级车道线检测项目为例，对课程中使用到的计算机视觉技术进行分享。分享内容包括OpenCV库的基本使用，以及车道线检测中所用到的计算机视觉技术，包括其基本原理和使用效果，以帮助大家由浅入深地了解计算机视觉技术。

在介绍计算机视觉技术前，我想先讨论一下这次分享的输入和输出。

一张摄像机拍摄到的道路图片，图片中需要包含车道线。如下图所示。

图片出处：https://github.com/udacity/CarND-LaneLines-P1/blob/master/test_images/whiteCarLaneSwitch.jpg

输出

图像坐标系下的左右车道线的直线方程和有效距离。将左右车道线的方程绘制到原始图像上，应如下图所示。

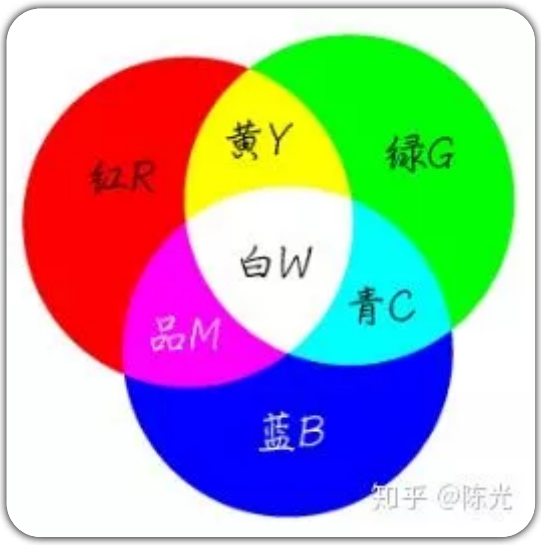
输出结果

在输入和输出都定义清楚后，我们就开始使用计算机视觉技术，一步步完成对原始图像的处理。

原始图像

apollo 开发者社区

认识图像前，我们需要先回顾一下在初中所学的物理知识——光的三原色，光的三原色分别是红色（Red）、绿色（Green）和蓝色（Blue）。通过不同比例的三原色组合形成不同的可见光色。如下图所示。



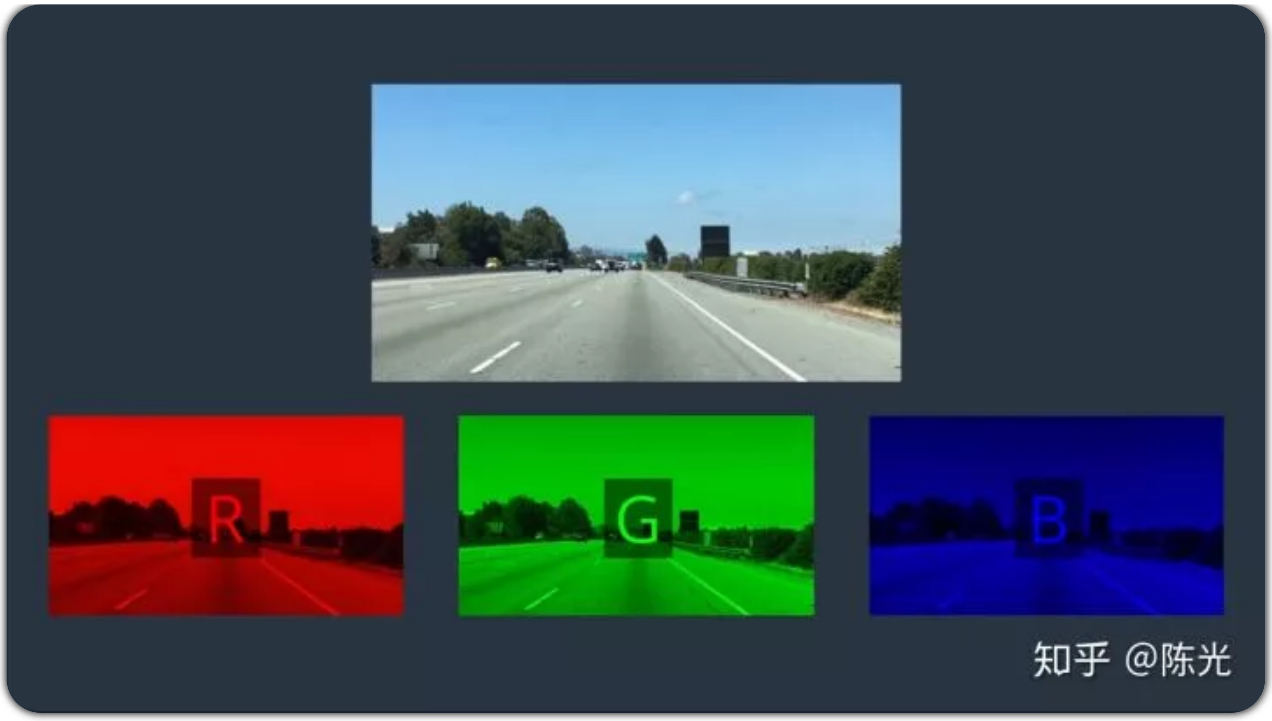
图片出处：

https://zhidao.baidu.com/question/197911511.html

图像中的每个像素点都是由RGB（红绿蓝）三个颜色通道组成。为了方便描述RGB颜色模型，在计算机中约束了每个通道由暗到亮的范围是0~255。

当某个像素点的R通道数值为255，G和B通道数值为0时，实际表现出的颜色就是最亮的红色；当某个像素点的RGB三通道都为255时，所表示的是最亮的白色；当某个像素点的RGB三通道都为0时，就会显示最暗的黑色。在RGB颜色模型中，不会有比[255,255,255]的组合更亮的颜色了。

根据以上理论基础，一幅彩色图像，其实就是由三幅单通道的图像叠加，如下图所示。



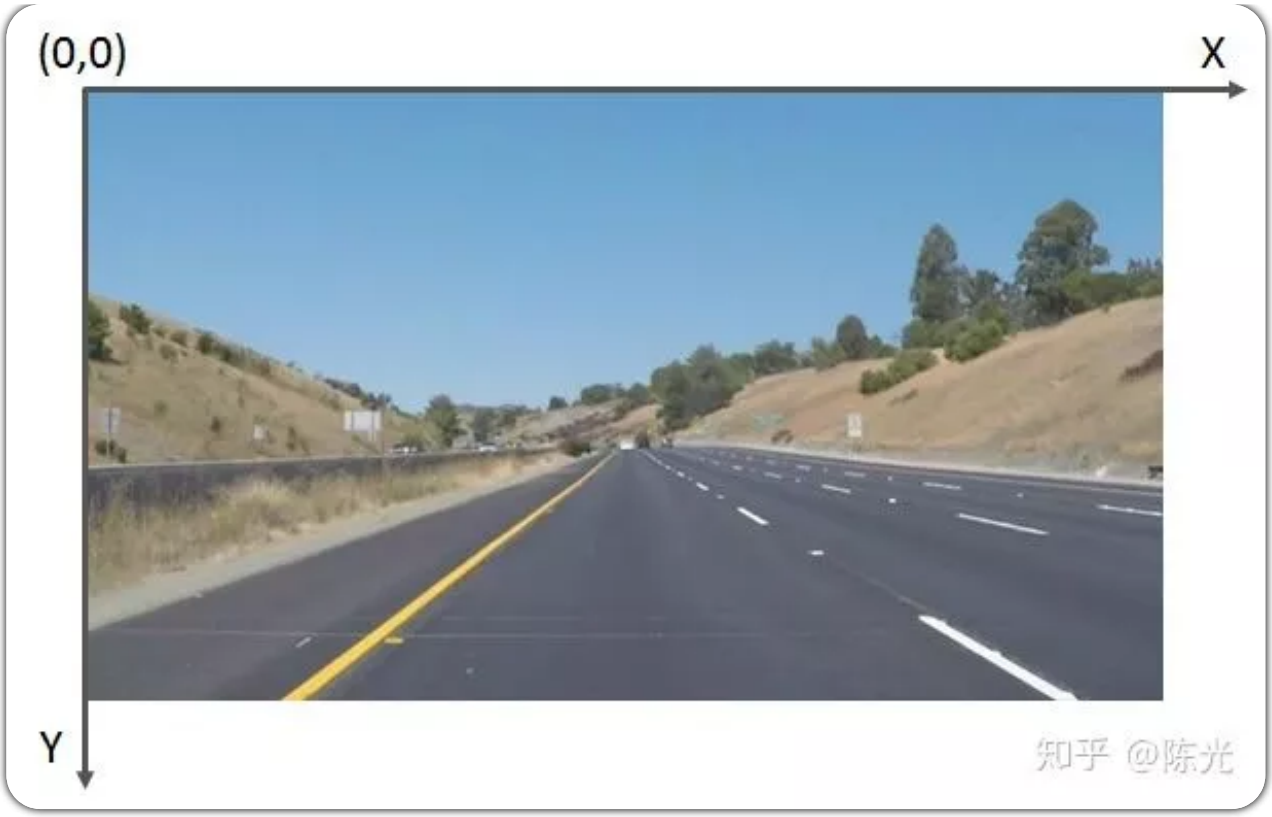
图片出处：优达学城（Udacity）无人驾驶工程师学位

以基于python的OpenCV为例，读取名为test_img.jpg的图片到计算机内存中的代码如下：

```
1   import cv2
2   img = cv2.imread('image_name.jpg')
```

读取图像后，我们可以将图像看做一个二维数组，每个数组元素中存了三个值，分别是RGB三个通道所对应的数值。

OpenCV定义了，图像的原点（0，0）在图片的左上角，横轴为X，朝右，纵轴为Y，朝下，如下图所示。



原始图像

需要注意的是，由于OpenCV的早期开发者习惯于使用BGR顺序的颜色模型，因此使用OpenCV的imread()读到的像素，每个像素的排列是按BGR，而不是常见的RGB，代码编写时需要注意。

考虑到处理三个通道的数据比较复杂，我们先将图像进行灰度化处理，灰度化的过程就是将每个像素点的RGB值统一成同一个值。灰度化后的图像将由三通道变为单通道，单通道的数据处理起来就会简单许多。

通常这个值是根据RGB三通道的数值进行加权计算得到。人眼对RGB颜色的敏感度不同，对绿色最敏感，权值较高，对蓝色最不敏感，权值较低。坐标为(x,y)的像素点进行灰度化操作的具体计算公式如下：

$$Gray(x,y) = 0.299 * Red(x,y) + 0.587 * Green(x,y) + 0.114 * Blue(x,y)$$

图像灰度处理计算公式

调用OpenCV中提供的cvtColor()函数，能够方便地对图像进行灰度处理

```
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
# 由于使用cv2.imread()读到的img的数据排列为BGR，因此这里的参数为BGR2GRAY
```

灰度处理后的图像如下图所示：

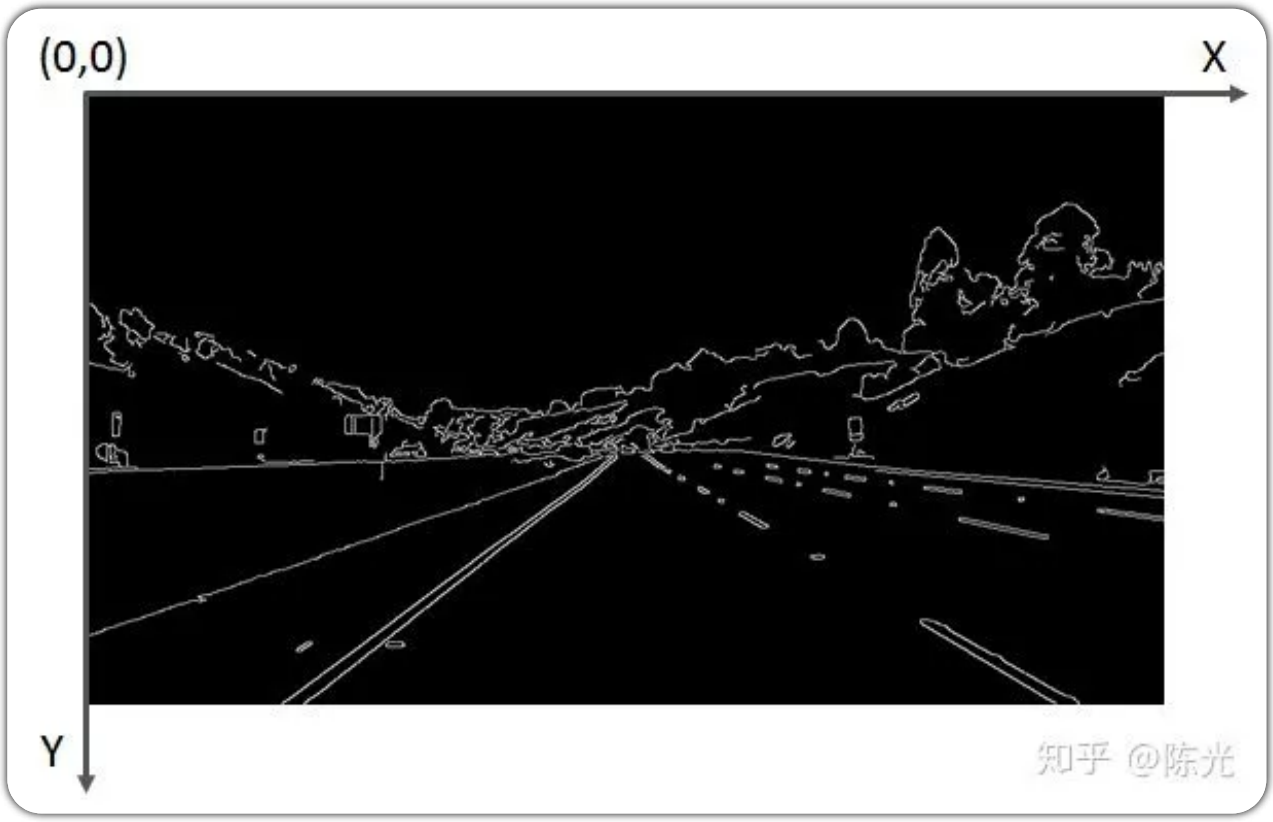
灰度处理

为了突出车道线，我们对灰度化后的图像做边缘处理。“边缘”就是图像中明暗交替较为明显的区域。车道线通常为白色或黄色，地面通常为灰色或黑色，因此车道线的边缘处会有很明显的明暗交替。

常用的边缘提取算法有Canny算法和Sobel算法，它们只是计算方式不同，但实现的功能类似。可以根据实际要处理的图像，选择算法。哪种算法达到的效果更好，就选哪种。

以Canny算法为例，选取特定的阈值后，对灰度图像进行处理，即可得到的边缘提取的效果图。

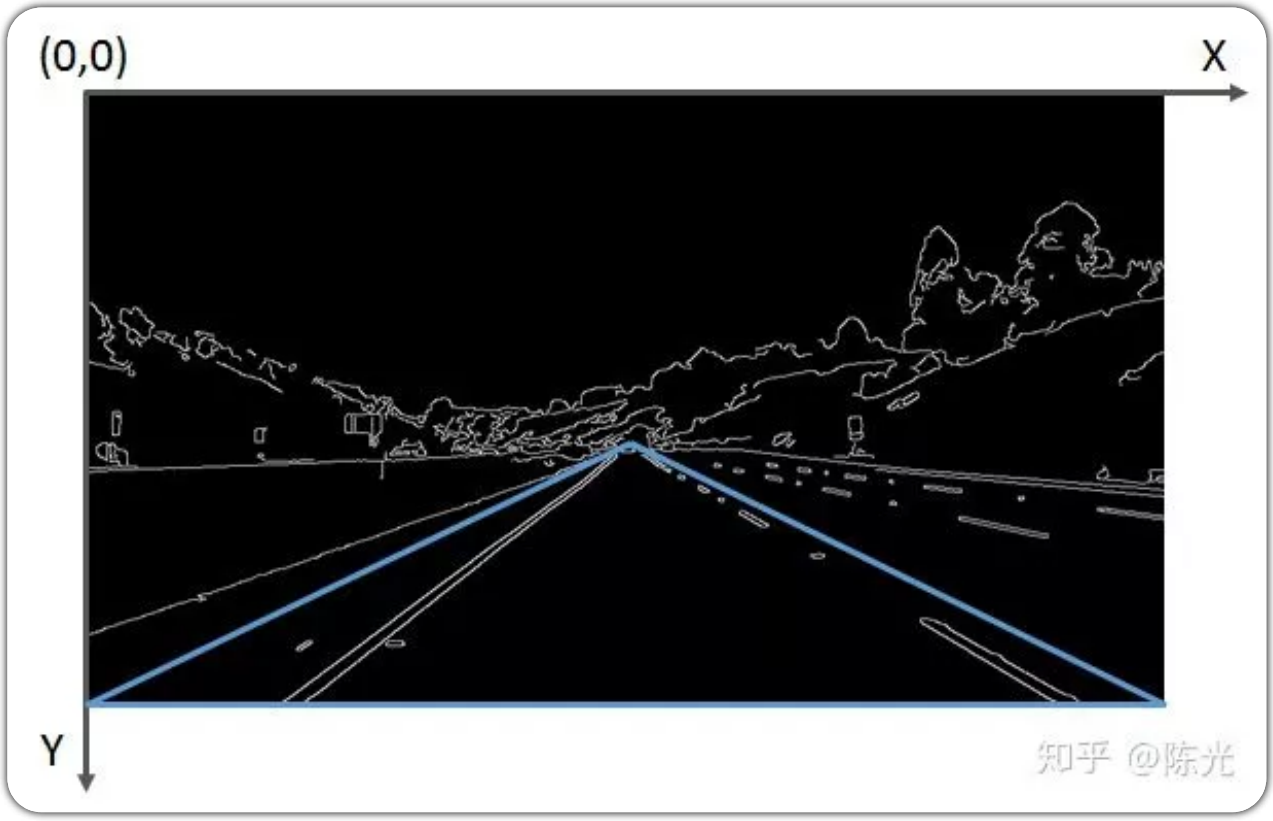
```
low_threshold = 40
high_threshold = 150
canny_image = cv2.Canny(gray, low_threshold, high_threshold)
```



Canny边缘提取

边缘提取完成后，需要检测的车道线被凸显出来了。为了实现自车所在车道的车道线检测，我们需要将感兴趣的区域（Region of Interest）提取出来。提取感兴趣区域最简单的方式就是“截取”。

首先选定一个感兴趣区域，比如下图所示的蓝色三角形区域。对每个像素点的坐标值进行遍历，如果发现当前点的坐标不在三角区域内，则将该点涂“黑”，即将该点的像素值置为0。



感兴趣区域选定

为了实现截取功能，可以封装一下OpenCV的部分函数，定义一个region_of_interest函数：

```
def region_of_interest(img, vertices):
    #定义一个和输入图像同样大小的全黑图像mask，这个mask也称掩膜
    #掩膜的介绍，可参考：https://www.cnblogs.com/skyfsm/p/6894685.html
    mask = np.zeros_like(img)

    #根据输入图像的通道数，忽略的像素点是多通道的白色，还是单通道的白色
    if len(img.shape) > 2:
        channel_count = img.shape[2]  # i.e. 3 or 4 depending on your image
        ignore_mask_color = (255,) * channel_count
    else:
        ignore_mask_color = 255


    #[vertices]中的点组成了多边形，将在多边形内的mask像素点保留，
    cv2.fillPoly(mask, [vertices], ignore_mask_color)

    #与mask做"与"操作，即仅留下多边形部分的图像
    masked_image = cv2.bitwise_and(img, mask)


    return masked_image
```

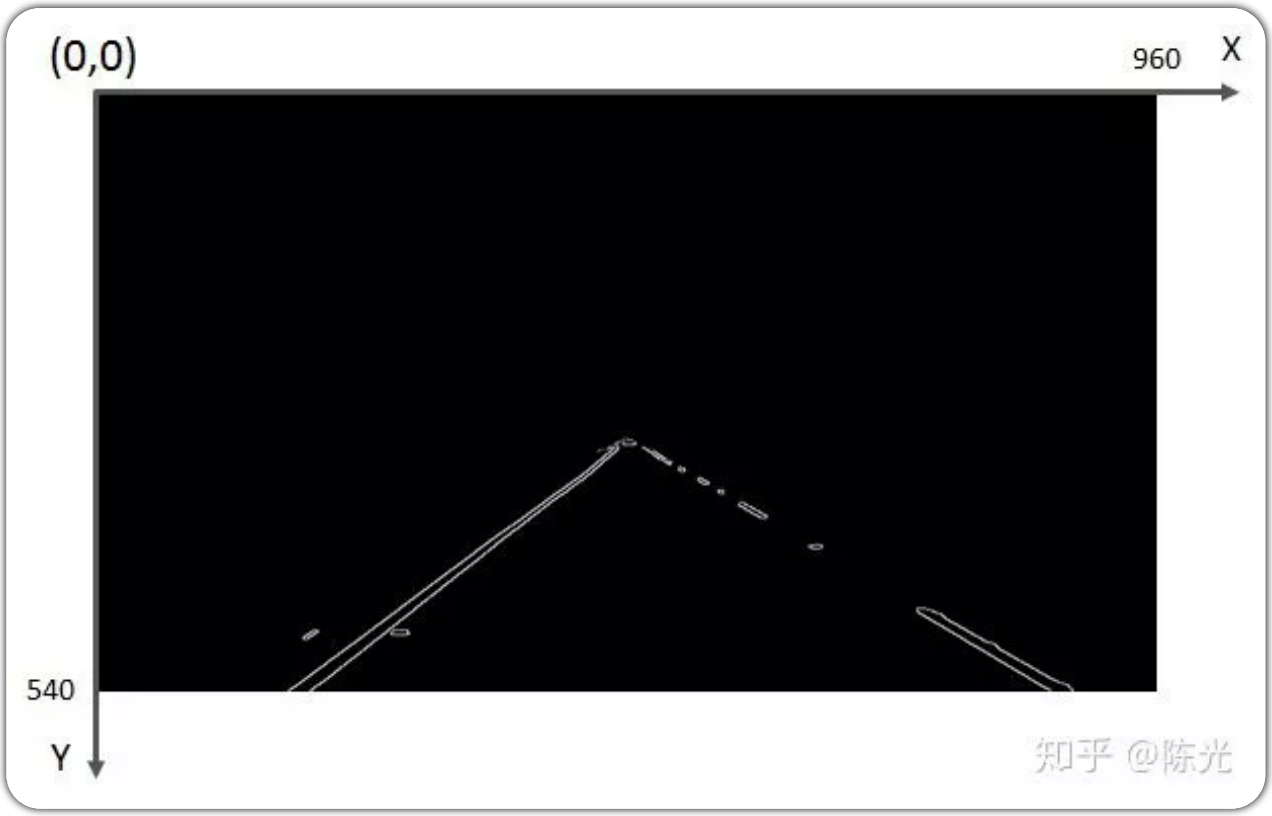
源码出自：

https://github.com/udacity/CarND-LaneLines-P1/blob/master/P1.ipynb

封装完函数后，我们将感兴趣的区域输入，实现边缘提取后的图像的截取。

```
#图像像素行数 rows = canny_image .shape[0]  540行
#图像像素列数 cols = canny_image .shape[1]  960列
left_bottom = [0, canny_image .shape[0]]
right_bottom = [canny_image .shape[1], canny_image .shape[0]]
apex = [canny_image .shape[1]/2, 310]
vertices = np.array([ left_bottom, right_bottom, apex ], np.int32)
roi_image = region_of_interest(canny_image, vertices)
```

截取后的图像入下图所示：



感兴趣区域截取

经过灰度处理、边缘检测、感兴趣区域截取后，我们终于将左右车道线从复杂的图像中提取出来了。接下来，我们使用霍夫变换来提取图像中的直线（段）。

霍夫变换是一种特征检测方法，其原理和推导过程可以参看经典霍夫变换（Hough Transform）。

在图像中使用霍夫变换不仅能够识别图像中的直线，还能识别出图像中的圆、椭圆等特征。OpenCV为我们提供了霍夫变换检测直线的函数，可以通过设置不同的参数，检测不同长度的线段。由于车道线存在虚线的可能，因此线段的检测长度不能设置地太长，否则短线段会被忽略掉。

OpenCV的霍夫变换直线检测函数使用方法如下：

```
rho = 2 # distance resolution in pixels of the Hough grid
theta = np.pi/180 # angular resolution in radians of the Hough grid
threshold = 15     # minimum number of votes (intersections in Hough grid cell)
min_line_length = 40 #minimum number of pixels making up a line
max_line_gap = 20    # maximum gap in pixels between connectable line segments
# Hough Transform 检测线段，线段两个端点的坐标存在lines中
lines = cv2.HoughLinesP(roi_image, rho, theta, threshold, np.array([]),
                            min_line_length, max_line_gap)
```

封装一个绘图函数，实现把线段绘制在图像上的功能，以实现线段的可视化

```
def draw_lines(img, lines, color=[255, 0, 0], thickness=2):
    for line in lines:
        for x1,y1,x2,y2 in line:
            cv2.line(img, (x1, y1), (x2, y2), color, thickness) # 将线段绘制在img上
```

将得到线段绘制在原始图像上

```
import numpy as np
line_image = np.copy(img) # 复制一份原图，将线段绘制在这幅图上
draw_lines(line_image, lines, [255, 0, 0], 6)
```

结果如下图：

霍夫变换直线检测

可以看出，虽然右车道线的线段不连续，但已经很接近我们想要的输出结果了。

霍夫变换得到的一系列线段结果跟我们的输出结果还是有些差异。为了解决这些差异，需要对我们检测到的数据做一定的后处理操作。

实现以下两步后处理，才能真正得到我们的输出结果。

1. **计算左右车道线的直线方程**
   根据每个线段在图像坐标系下的斜率，判断线段为左车道线还是右车道线，并存于不同的变量中。随后对所有左车道线上的点、所有右车道线上的点做一次最小二乘直线拟合，得到的即为最终的左、右车道线的直线方程。
2. **计算左右车道线的上下边界**
   考虑到现实世界中左右车道线一般都是平行的，所以可以认为左右车道线上最上和最下的点对应的y值，就是左右车道线的边界。

基于以上两步数据后处理的思路，我们重新定义draw_lines()函数，将数据后处理过程写入该函数中。

```
1   def draw_lines(img, lines, color=[255, 0, 0], thickness=2):
2       left_lines_x = []
3       left_lines_y = []
4       right_lines_x = []
```

```
    right_lines_y = []
    line_y_max = 0
    line_y_min = 999
    for line in lines:
        for x1,y1,x2,y2 in line:
            if y1 > line_y_max:
                line_y_max = y1
            if y2 > line_y_max:
                line_y_max = y2
            if y1 < line_y_min:
                line_y_min = y1
            if y2 < line_y_min:
                line_y_min = y2
            k = (y2 - y1)/(x2 - x1)
            if k < -0.3:
                left_lines_x.append(x1)
                left_lines_y.append(y1)
                left_lines_x.append(x2)
                left_lines_y.append(y2)
            elif k > 0.3:
                right_lines_x.append(x1)
                right_lines_y.append(y1)
                right_lines_x.append(x2)
                right_lines_y.append(y2)
    #最小二乘直线拟合
    left_line_k, left_line_b = np.polyfit(left_lines_x, left_lines_y, 1)
    right_line_k, right_line_b = np.polyfit(right_lines_x, right_lines_y, 1)

    #根据直线方程和最大、最小的y值反算对应的x
    cv2.line(img,
             (int((line_y_max - left_line_b)/left_line_k), line_y_max),
             (int((line_y_min - left_line_b)/left_line_k), line_y_min),
             color, thickness)
    cv2.line(img,
             (int((line_y_max - right_line_b)/right_line_k), line_y_max),
             (int((line_y_min - right_line_b)/right_line_k), line_y_min),
             color, thickness)
```

根据对线段的后处理，即可得到符合输出要求的两条直线方程的斜率、截距和有效长度。将后处理后的结果绘制在原图上，如下图所示：

数据后处理

视频其实就是一帧帧连续不断的图像，使用读取视频的库，将视频截取成一帧帧图像，然后使用上面的灰度处理、边缘提取、感兴趣区域选择、霍夫变换和数据后处理，得到车道线检测结果，再将图片结果拼接成视频，就完成了视频中的车道线检测。

由视频可以看出，当汽车在下坡时，车头会发生俯仰，造成感兴趣区域的变化，因此检测到的有效长度有所变化。可见本算法需要针对车辆颠簸的场景进行优化。