۱. همانطور که در صورت سوال ذکر شده است $interest\ point$ های بدست آمده در عکس $res\cdot 1.png$ ضمیمه شده است. شده است که برای بدست آوردن آنها از cv 1.orb استفاده شده است.

سپس با استفاده از $cv \, r.sift$ نقاط متناظر را پیدا کردیم که در عکس $res \cdot r.png$ ذخیره شده است.

با کمک matplotlib نقاط متناظر را بهم وصل کردیم و عکس به دست آمده را در $res \cdot extbf{r}.png$ ذخیره کردیم.

حال ۲۰ نقطه اول متناظر را در $res \cdot \epsilon.png$ نمایش دادیم.

inlier سپس با کمک skimage و ransak ماتریس فاندامنتال و inlierها را پیدا به دست آوردیم که نقاط ransak در تصویر $res \cdot \delta.png$ ذخیره شدهاند.

$$N = \frac{log(\mathbf{1} - p)}{log(\mathbf{1} - w^s)}$$

N=0فرض میکنیم p=0.99, s=0 و میدانیم w=0.7 و میدانیم p=0.99, s=0 میباشد. با توجه به فرمول به دست میآید v=0 و میدانیم v=0 و میدانیم v=0 و میدانیم میشود.

برای بررسی نقاط inlier تک تک آنها را در تصویری که در پوشهی inlier میباشد ذخیره کردهایم و همانطور که مشاهده می شود بعضی از آنها اشتباه هستند که در پوشه ی inlier می توان آنها را دید.

برای بررسی نقاط outlier تک تک آنها را در تصویری که در پوشهی outlier میباشد ذخیره کردهایم و همانطور که مشاهده می شود بهضی از آنها درست هستند و نباید outlier می بودند.

ماتریس فاندامنتال ماتریس زیر میباشد.

$$6.37440503e - 07 - 9.42484957e - 07 1.72297021e - 03$$

$$1.48420269e - 06$$
 $1.39967505e - 06$ $- 3.22057002e - 03$

$$-4.78575160e - 03 - 2.46856699e - 03 6.27029668e + 00$$

١

اصول بينايي كامييوتر

میانگین inlier ارور: ۱۲۱۱۱، ۰٫۷۸۸۸۳۸۰

ارور inlier کمینه:۱۹۶

ارور inlier بیشینه: ۲,۱۵۹۸۳۸۰۳۳۲۲

انحراف از معیار inlier ارور: ۰٫۷۲۲۲۱۸۲۶۳۴۴۳

میانگین outlier ارور : ۱٫۸۳۶۰۲۲۴۱۵۴۳

ارور outlier کمینه:۰٫۰۰۷۳۶۴۳۸۴۳۱۷۷

ارور outlier بیشینه: ۸,۸۵۷۶۱۴۳۰۳۴۵

انحراف از معیار outlier ارور: ۱٫۸۳۹۴۶۷۰۹۸۲۹

برای محاسبه ی نقاط epipolar از ماتریس F و روش svd استفاده کرده ایم.

که apipolar point عکس اول برابر است با:

(-2030.5819982032838, -1.4286479858064898)

و برای عکس دوم داریم:

(1324.5654243166346, 2655.5806548337127)

برای ران کردن کد این قسمت python prob ۱.py را ران کنید. (دقت داشته باشید که عکس ها باید موجود باشند)

۲. ابتدا ترتیب مناسب عکسهارا پیدا کردم، سپس ماتریس تبدیل هر عکس با عکس مجاور آن را در تابع sift ماتریس $get_sift_homography$ ماتریس tomography ماتریس tomography به دست می آید.

سپس، ماتریس تبدیل هر عکسرا به عکس مرجع که عکس چهارم میباشد محاسبه میکنیم به این صورت که $H_{i,\mathfrak{k}}=I$ و به ازای هر عکس $i=\mathfrak{k}$ داریم $i=\mathfrak{k}$ به ازای هر عکس $i=\mathfrak{k}$ به ازای هر عکس $i=\mathfrak{k}$ به ازای هر $i=\mathfrak{k}$ به ازای هر $i=\mathfrak{k}$ در آن $H_{\mathfrak{k},i-1}\times H_{i+1,\mathfrak{k}}\times H_{i+1,\mathfrak{k}}$ میباشد. سپس در تابع و به ازای هر $i=\mathfrak{k}$ میباشد. سپس در تابع و به ازای هر $i=\mathfrak{k}$ عکسهارا در یک صفحه به صورت پانارووما نمایش میدهیم.

در این تابعهای get_stitched_images_blend و get_stitched_images_mean با استفاده از ماتریسهای تبدیل و ترتیب عکسها مختصات نقاط گوشهای عکس را بدست می آوریم و برای حذف مختصات منفی همهی

اصول بینایی کامپیوتر

عکسها را به اندازه گوشههای منفی shift می دهیم که این کار را با کمک ماتریس $transform_array$ انجام می دهیم. سپس با کمک ماتریس تبدیل ($H_{i,\mathfrak{k}}$) و $transformed_array$ جای هر عکس را در صفحه $transformed_array$ و $transformed_array$ بانارومیک به دست می آورم و با استفاده از توابع $transformed_color$ و $transformed_array$ و $transformed_array$ و $transformed_array$ بانارومیک به دست می آورم و با استفاده از توابع $transformed_array$ و $transformed_array$ و $transformed_array$ بانارومیک به دست می آورم و با استفاده از توابع $transform_array$ و $transformed_array$ و $transformed_array$ بانارومیک به دست می آورم و با استفاده از توابع

تابع mean_normalize_color : در این تابع پس از اضافه کردن هر عکس به ازای هر پیکسل در عکس جدید مقدار آن را در صورت وجود در عکس قبلی برابر با میانگین این دو نقطه می گذاریم.

تابع get_stitched_images_blend در این تابع به ازای هر پیکسل نگه می داریم کدام پیکسلهای عکسها روی این پیکسل قرار می گیرند و به هر پیکسل وزنی برابر با فاصله ی آن عکس با پس زمینه می دهمیم و میانگین وزن دار این پیکسل قرار می گیرند و به هر پیکسل وزنی برابر با فاصله ی آن عکس با پس زمینه برای هر پیکسل در عکسها از دار این پیکسلها را محاسبه می کنیم. برای محاسبه ی نزدیک ترین نقطه ی پس زمینه برای هر پیکسل در عکسها از دار این پیکسلها را محاسبه می کنیم. (در تابع های get_nearest_white_up_left ، get_nearest_white_down_right ، get_nearest_white_down_left (get_nearest_white_down_left)

برای ران کردن کد این قسمت python prob ۲.py را ران کنید. (دقت داشته باشید که عکس ها باید موجود باشند)

۳. ابتدا دو نقطه نمایانگر قد خانم که در بالا و پایین تصویر او میباشد و دو نقطه نمایانگر قد دیوار در تصویر ابتدا دو نقطه نمایانگر قد خانم که در بالا و پایین تصویر او میباشد و در دو جهت مختلف ۲ vanishing point به دست می آوریم و با استفاده از این دو نقطه vanishing line را پیدا می کنیم.

میدانیم که همه $vanishing\ point$ هدست میدانیم که همه $vanishing\ point$ میان خط هستند حال با توجه به مباحث گفته شده در کلاس برای بدست آوردن ارتفاع واقعی دیوار نقطه vanishingline به دست میآوریم و آن را v مینامیم. حال از نقطه v به بالای سر خانم وصل کرده و برخورد آن خط را با خط مربوط به قد دیوار را v مینامیم. حال اگر نقطه v بایینی دیوار v و نقطه v باشد و ارتفاع واقعی خانم v به قد دیوار را v مینامیم. حال اگر نقطه v بایینی دیوار v باشد و ارتفاع واقعی خانم v و ارتفاع واقعی دیوار v باشد، میدانیم تمام v باشد، میدانیم تمام v باشد و ارتفاع واقعی دیوار v باشد، میدانیم تمام v با توجه به فرمول داریم.

$$R = H \times \frac{|b-t||v_z-r|}{|b-r||v_z-t|}$$

برای پیادهسازی این روش ابتدا ۲ نقطه ی گفته شده را به دست می آوریم سپس با کمک $vanishing\ point$ $vanishing\ point$ vanishing

و برای روش دستی python prob manual را ران کنید

مشاهده می شود که عدد بدست آمده تقریبا ۶ متر می باشد.

اصول بینایی کامپیوتر