PracticaCalib2018

November 20, 2018

1 Práctica de reconstrucción. Parte I. Calibración de cámaras

Visión Computacional 2018-19 Practica 2. 29 de octubre de 2018

Este enunciado está en el archivo "PracticaCalib2018.ipynb" o su versión "pdf" que puedes encontrar en el Aula Virtual.

1.1 Objetivos

Los objetivos de esta práctica son: * Calibrar una cámara usando el método de calibración de Zhang, que está implementado en OpenCV. * Hacer uso de los resultados de la calibración en un sistema simple de realidad aumentada que proyecte un modelo 3D sintético sobre imágenes reales. Esta parte es opcional. * Calibrar un par de cámaras y deducir información sobre la posición relativa de las mismas.

1.2 Requerimientos

Para esta práctica es necesario disponer del siguiente software: * Python 2.7 ó 3.X * Jupyter http://jupyter.org/. * Las librerías científicas de Python: NumPy, SciPy, y Matplotlib. * La librería OpenCV.

El material necesario para la práctica se puede descargar del Aula Virtual en la carpeta `MaterialesPractica`. Esta carpeta contiene: * El enunciado de esta práctica. * Dos secuencias de imágenes tomadas con un par de cámaras (izquierda y derecha) en los directorios `left` y `right`. * Tres modelos tridimensionales: la tetera de Utah (teapot), el conejo de Stanford (bunny) y un cubo (cube).
La carga de un modelo en Python se realiza como si fuera un módulo. Por ejemplo: `from models import bunny`. El módulo cargado contiene dos variables: - `bunny.vertices` es una matriz $4N_v$ con las coordenadas homogéneas de los N_v vértices del modelo (en este caso, el conejo de Stanford). Cada columna son las coordenadas de un vértice. - bunny.edges es una matriz 2ŒN e con los N e arcos del modelo. Cada columna contiene los índices de los dos vértices que une un arco.

1.3 Condiciones

- La fecha límite de entrega será el martes 20 de noviembre a las 23:55.
- La entrega consiste en dos archivos con el código, resultados y respuestas a los ejercicios:

1. Un "notebook" de Jupyter con los resultados. Las respuestas a los ejercicios debes introducirlas en tantas celdas de código o texto como creas necesarias, insertadas inmediatamente después de un enuciado y antes del siguiente.

2. Un documento "pdf" generado a partir del fuente de Jupyter, por ejemplo usando el comando `jupyter nbconvert --execute --to pdf notebook.ipynb`, o simplemente imprimiendo el "notebook" desde el navegador en la opción del menú "File->Print preview". Asegúrate de que el documento "pdf" contiene todos los resultados correctamente ejecutados.

- Esta práctica puede realizarse en parejas.

1.4 1. Calibración de una cámara

En esta parte se trabajará con la secuencia de imágenes del directorio `left`. Esta secuencia contiene una serie de imágenes de la plantilla de calibración. Para la calibración se debe tener en cuenta que el tamaño de cada escaque de la plantilla es de 30 mm en las direcciones X e Y.

```
In [1]: import cv2
        import glob
        import copy
        import math
        import numpy as np
        import scipy.misc as scpm
        import matplotlib.pyplot as plt

        from pprint import pprint as pp
```

Implementa la función `load_images(filenames)` que reciba una lista de nombres de archivos de imagen y las cargue como matrices de NumPy. Usa la función `scipy.misc.imread` para cargar las imágenes. La función debe devolver una lista de matrices de NumPy con las imágenes leídas.

```
In [2]: def load_images(filenames):
            return [scpm.imread(filename) for filename in filenames]
```

Usa `load_images` para cargar todas las imágenes del directorio `left` por orden alfabético (la función `glob.glob` permite generar la lista de nombres de archivo, y, por ejemplo, la función `sorted()` de Python ordena alfabéticamente una lista de cadenas de texto).

```
In [3]: filenames = list(sorted(glob.glob("left/*.jpg")))
        imgs = load_images(filenames)
```

```
/home/vision/.local/lib/python3.6/site-packages/ipykernel_launcher.py:2: DeprecationWarning: `i
`imread` is deprecated in SciPy 1.0.0, and will be removed in 1.2.0.
Use ``imageio.imread`` instead.
```

La función `cv2.findChessboardCorners` de OpenCV busca la plantilla de calibración en una imagen y devuelve una tupla de dos elementos. El primer elemento es 0 si no consiguió detectar correctamente la plantilla, y es 1 en caso contrario. El segundo elemento contiene las coordenadas de las esquinas de la plantilla de calibración, que sólo son válidas si la detección fue exitosa, es decir, si el primer elemento de la tupla es 1.

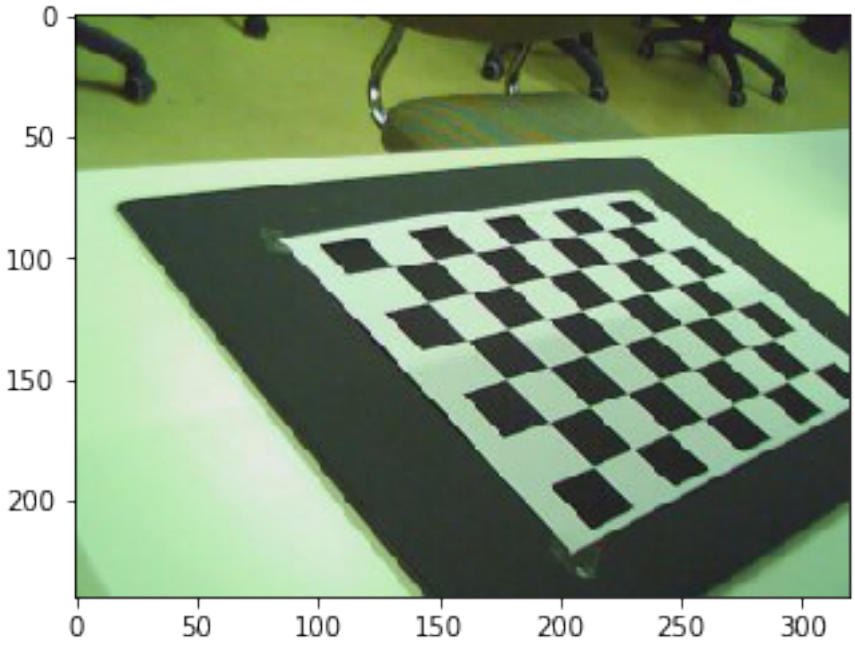
Ejercicio 1. Usa la función `cv2.findChessboardCorners`, y opcionalmente `cv2.cornerSubPix`, para detectar automáticamente el patrón de calibración y sus esquinas en todas las imágenes cargadas. El tamaño de la plantilla de calibración en las imágenes de la práctica es (8, 6) , esto es, 8 filas y 6 columnas. Almacena los resultados de las múltiples llamadas en una lista, de modo que el elemento i de dicha lista corresponda al resultado de `cv2.findChessboardCorners` para la imagen i cargada anteriormente.

```
In [4]: # Para cada imagen ejecutamos findChessboardCorners para encontrar las esquinas
        corners = [cv2.findChessboardCorners(i, (8,6)) for i in imgs]

In [5]: # OPTIONAL => cornerSubPix es destructivo. así que los copiamos a una nueva lista para
        corners2 = copy.deepcopy(corners)

        # termination criteria (https://docs.opencv.org/3.1.0/dc/dbb/tutorial_py_calibration.h
        criteria = (cv2.TERM_CRITERIA_EPS + cv2.TERM_CRITERIA_MAX_ITER, 30, 0.001)
        # Cada una de las imagenes la volvemos a blanco y negro
        imgs_grey = [cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_RGB2GRAY) for img in imgs]
        # Para cada imagen y esquina refinamos las esquinas con cornerSubPix
        cornersRefined = [cv2.cornerSubPix(i, cor[1], (8, 6), (-1, -1), criteria) for i, cor in
        # pp(cornersRefined)
```

El siguiente ejercicio consiste en dibujar sobre las imágenes los puntos detectados por `cv.FindChessboardCorners`. Por motivos de eficiencia, la función empleada para hacerlo modifica directamente las imagen pasadas por parámetro en lugar de hacer una copia. Para evitar perder las imágenes originales es mejor realizar una copia de las mismas con antelación. Una forma de hacerlo es `imgs2 = copy.deepcopy(imgs)` donde `imgs` es la lista de imágenes cargadas. Utiliza estas imágenes copiadas en lugar de las originales en el siguiente ejercicio.

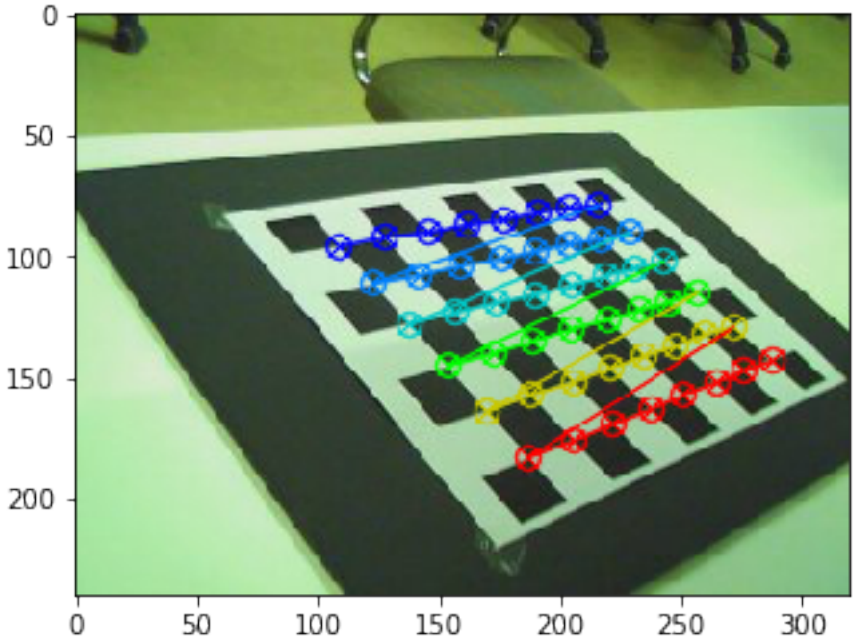
Ejercicio 2. Usa `cv2.drawChessboardCorners` para dibujar las esquinas detectadas en el ejercicio anterior. Aplícalo a todas las imágenes que fueron correctamente detectadas. Ignora el resto. Muestra alguna de las imágenes resultantes.

```
In [6]: # OPTIONAL => drawChessboardCorners es destructivo. así que copiamos a una nueva lista
        imgs2 = copy.deepcopy(imgs)

        # Para cada imagen y esquina previamente calculada hacemos drawChessboardCorners si he
        tmp = [cv2.drawChessboardCorners(img, (8,6), cor[1], cor[0]) for img, cor in zip(imgs2

In [7]: # Imagen original
        plt.figure()
        plt.imshow(imgs2[0])

Out[7]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7fd9765eee80>
```



In [8]:
```
# Imagen con las esquinas dibujadas
plt.figure()
plt.imshow(imgs2[1])
```

Out[8]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7fd97658afd0>



Para calibrar la cámara, además de las coordenadas de las esquinas en cada una de las imágenes, se necesitan las coordenadas tridimensionales de las esquinas en el sistema de referencia de la escena. Para esta práctica consideraremos que el centro del sistema de referencia, esto es, el punto de coordenadas $[0,0,0]^\top$, es la primera esquina de la plantilla de calibración detectada en todas las imágenes. También consideraremos que el eje X corresponde al lado corto de la plantilla de calibración, y el eje Y al lado largo. Esta disposición implica que el eje Z apunta en la dirección normal hacia arriba del plano de calibración.

Para el siguiente ejercicio es muy importante tener en cuenta que las coordenadas de las esquinas en el sistema de referencia de la escena deben darse en el mismo orden que en el que fueron detectadas en cada una de las imágenes.

Ejercicio 3. Implementa la función `get_chessboard_points(chessboard_shape, dx, dy)` que genere una matriz de NumPy (es decir, un ndarray) de tamaño $N3$ con las coordenadas (x, y, z) de las esquinas de la plantilla de calibración en el sistema de referencia de la escena. N es el número de esquinas de la plantilla.

`chessboard_shape` es el número de puntos por filas y por columnas de la plantilla de calibración. Al igual que en el Ejercicio 1, debe ser (8, 6). `dx` (resp. `dy`) es el ancho (resp. alto) de un escaque de la plantilla de calibración. Para la plantilla utilizada en esta práctica, ambos valores son 30mm.

```
In [9]: def get_chessboard_points(chessboard_shape, dx, dy):
            return [[(i%chessboard_shape[0])*dx, (i//chessboard_shape[0])*dy, 0] for i in range

        cb_points = get_chessboard_points((8, 6), 30, 30)
        # pp(cb_points)
```

Ejercicio 4. Calibra la cámara izquierda usando la lista de resultados de `cv2.findChessboardCorners` y el conjunto de puntos del modelo dados por `get_chessboard_points`, del ejercicio anterior.

Para ello usa la función calibrate que se distribuye con el material de la práctica. Guarda el resultado de la calibración, matriz de intrínsecos y matrices de extrínsecos, con el comando np.savez('calib_left', intrinsic=intrinsic, extrinsic=extrinsic)

```
In [10]: # Para cada una de las esquinas sacamos las que el metodo ha encontrado (cor[0] verda
         valid_corners = [cor[1] for cor in corners if cor[0]]

         num_valid_images = len(valid_corners)

         # Matriz 30x3 con las coordenadas de los puntos de las esquinas
         real_points = get_chessboard_points((8, 6), 30, 30)

         # Convertimos nuestra lista de puntos en el sistema de referencia de la escena en un
         object_points = np.asarray([real_points for i in range(num_valid_images)], dtype=np.fl

         # Convertimos nuestra lista de esquinas calculadas en un array
         image_points = np.asarray(valid_corners, dtype=np.float32)
```

```
        # Calibramos
        rms, intrinsics, dist_coeffs, rvecs, tvecs = cv2.calibrateCamera(object_points, image
        # Calculamos las extrinsecas haciendo Rodrigues en cada vector de rotación y añadiend
        extrinsics = list(map(lambda rvec, tvec: np.hstack((cv2.Rodrigues(rvec)[0], tvec)), r
        # Guardamos en un fichero la calibracion
        np.savez('calib_left', intrinsic=intrinsics, extrinsic=extrinsics)

        #Imprimimos
        print("Corners standard intrinsics:\n",intrinsics)
        print("Corners standerd dist_coefs:\n", dist_coeffs)
        print("rms:\n", rms)
```

```
Corners standard intrinsics:
 [[419.43849753   0.         149.75998192]
 [  0.         420.88506799 128.61288037]
 [  0.           0.           1.        ]]
Corners standerd dist_coefs:
 [[ 2.41968122e-02 -3.34181376e+00  4.88732362e-03 -6.97614813e-03
   2.00615341e+01]]
rms:
 0.15256074220148924
```

1.4.1 1.1 Parámetros intrínsecos

Una de las características intrínsecas de una cámara más fácilmente comprensible es su ángulo de visión o campo de visión (FOV), o el campo de visión de cualquier región en ella. El campo de visión es la amplitud angular de una determinada escena y se suele expresar en grados.

Ejercicio 5. Conociendo los intrínsecos K y que la región tiene forma rectangular, su esquina superior izquierda está en la posición (10,10) y tiene un tamaño de (50,50) píxeles, calcula el ángulo de visión diagonal que abarca dicha región. Justifica esta solución.

```
In [11]: def py_ang(v1, v2):
             # Returns the angle in radians between vectors 'v1' and 'v2'
             cosang = np.dot(v1, v2)
             sinang = np.linalg.norm(np.cross(v1, v2))
             return np.arctan2(sinang, cosang)
```

```
In [12]: v1 = np.matmul(np.linalg.inv(intrinsics), [10,10,1])
         v2 = np.matmul(np.linalg.inv(intrinsics), [60,60,1])

         pp("Diagonal FOV: {} degrees".format(math.degrees(py_ang(v1,v2))))
```

```
'Diagonal FOV: 8.571584184207133 degrees'
```

1.4.2 Resultado

Partimos del centro de la camara "C". Calculamos el vector que une este punto con la esquina superior izquierda, y el vector que lo une con la esquina inferior derecha. Para ello, multiplicamos

la inversa de la matriz de intrinsecos por el punto (en homogeneas) respecto al cual queremos calcular el vector.

Una vez tenemos ambos vectores, calculamos el ángulo entre ellos y así obtenemos el FOV.

1.5 2. Realidad aumentada (opcional)

El término *realidad aumentada* hace referencia al conjunto de técnicas que permiten representar información sintética no existente en el mundo real sobre imágenes reales. En nuestro caso, la información sintética son modelos tridimensionales. Los siguientes ejercicios proponen una serie de pasos para implementar un pequeño sistema de realidad aumentada, para lo cual serán necesarios los parámetros obtenidos durante la calibración.

Ejercicio 6. Implementa la función`m = proj(K, T, verts)` que, dada la matriz de intrínsecos K (dimensión 3x3), extrínsecos T (dimensión 3 x 4) y una matriz de vértices expresados en coordenadas homogéneas `verts`, calcule la proyección de los vértices 3D a puntos 2D de la imagen. Las coordenadas 2D resultantes deben ser homogéneas. Es decir, este ejercicio consiste en implementar la ecuación de proyección vista en clase.

```
In [13]: def proj(K, T, verts):
             list_points = []
             # Para cada vertice que nos llegue
             for vert in verts.T:
                 # Lo multiplicamos por la extrinseca
                 rotation = np.dot(T,vert)
                 # Y lo multiplicamos por la intrinseca
                 newVert = np.dot(K, rotation)
                 # Y el vertice generado lo añadimos a nuestra lista de puntos
                 list_points.append(newVert)
             points = np.asarray(list_points)
             return  points.T
```

Ejercicio 7. Implementa una función `plothom(points)` que dibuje un conjunto de puntos 2D de entrada expresados en coordenadas homogéneas.

```
In [14]: def plothom(points):
             # Dibujamos los puntos en las coordenadas
             plt.plot(points[0]/points[2], points[1]/points[2], '.', '.', color='#009999')
```

Ejercicio 8. Usa las funciones implementadas en los ejercicios anteriores para proyectar un modelo sobre las imágenes de la secuencia. Para ello, modifica la función `play_ar`, que se distribuye con la práctica, completando las partes marcadas con TODO:

1. Proyecta los vértices del modelo con `proj` usando los intrínsecos y los extrínsecos de la imagen que corresponda.
2. Dibuja los vértices proyectados o los arcos correspondientes con `plothom`.

Prueba la función `play_ar` una vez terminada.

```
In [15]: def play_ar(intrinsics, rvecs, tvecs, imgs, vertices):
```

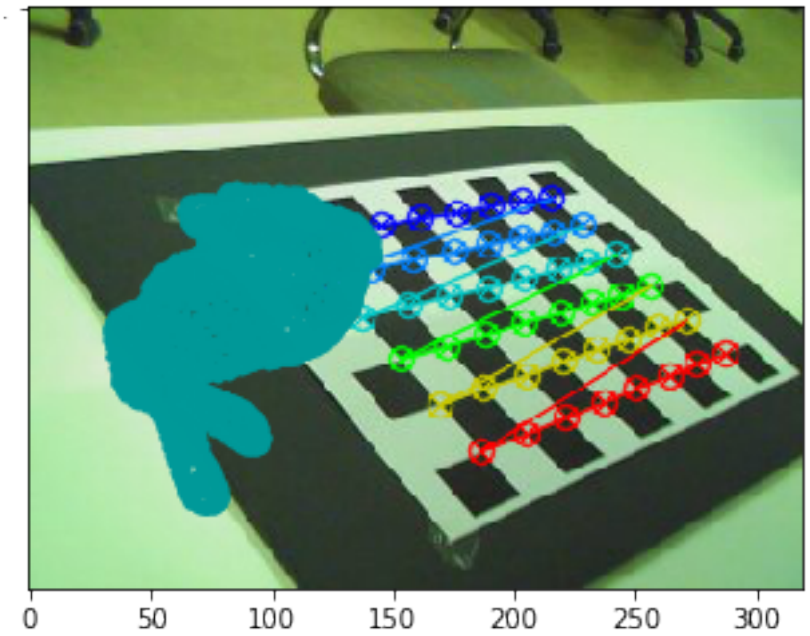
```
    fig = plt.gcf()
    # Para cada imagen cogemos sus vectores de rotacion y vectores de traslacion
    for rv,tv,img in zip(rvecs, tvecs, imgs):
        # Si habia algo, limpiamos
        fig.clf()

        # Creamos la matriz de rotacion con el vector de rotacion mediante Rodrigues
        rm,jacov = cv2.Rodrigues(rv)

        # Creamos nuestra matriz 3x4 de extrinsecos
        T = np.hstack((rm, tv))

        # Traducimos los vertices del conejito a vertices de nuestra imagen
        v2d = proj(intrinsics, T, vertices)

        # Dibujamos los nuevos vertices
        plothom(v2d)

        # Plot the image.
        plt.imshow(img)
        # ppl.draw()
        plt.show()
        plt.pause(0.3)
```

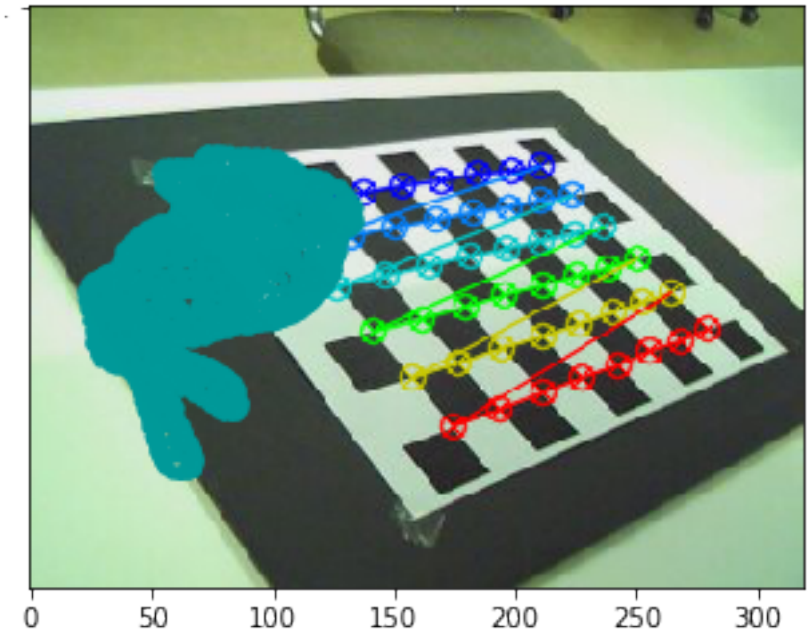
In [16]:
```
# read bunny model
from models import bunny
```

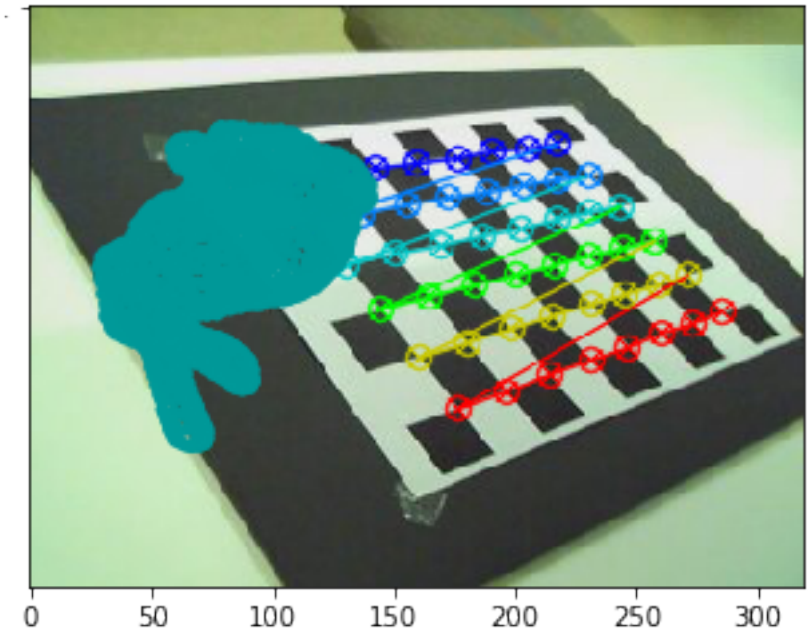
In [17]:
```
# Vamos a sacar las imagenes que tengan bordes detectables
valid_imgs =  []

# Cargamos las imagenes
AR_filenames = list(sorted(glob.glob("left/*.jpg")))
AR_imgs = load_images(AR_filenames)
# Sacamos las esquinas de cada imagen
AR_corners = [cv2.findChessboardCorners(i, (8,6)) for i in AR_imgs]
# Para cada imagen comprobamos si conseguimos sacar esquinas validas y en ese caso
# dibujamos las esquinas, guardamos la imagen como valida y lo guardamos la esquina c
AR_valid_corners = []
for img, cor in zip(AR_imgs, AR_corners):
    if cor[0] == 1:
        cv2.drawChessboardCorners(img, (8,6), cor[1], cor[0])
        valid_imgs.append(img)
        AR_valid_corners.append(cor[1])

AR_num_valid_images = len(valid_corners)
# Sacamos los puntos que deberían de ser en el sistema de referencia de la escena
AR_real_points = get_chessboard_points((8, 6), 30, 30)
# Pasamos las listas a arrays
```

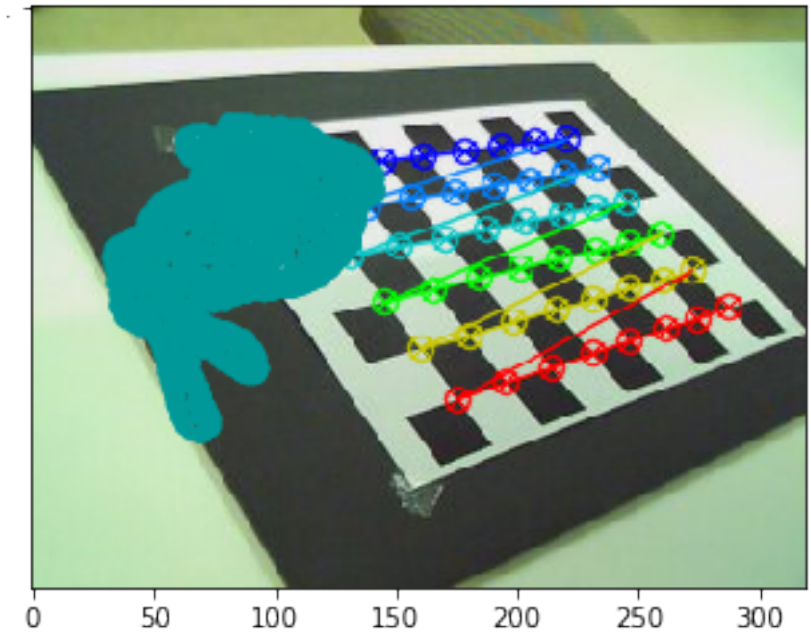
```
        AR_object_points = np.asarray([AR_real_points for i in range(AR_num_valid_images)], dt
        AR_image_points = np.asarray(AR_valid_corners, dtype=np.float32)
        # Calibramos
        AR_rms, AR_intrinsics, AR_dist_coeffs, AR_rvecs, AR_tvecs = cv2.calibrateCamera(AR_obj
        # Pintamos el conejito en nuestras imagenes
        play_ar(AR_intrinsics, AR_rvecs, AR_tvecs, valid_imgs, bunny.vertices)
```

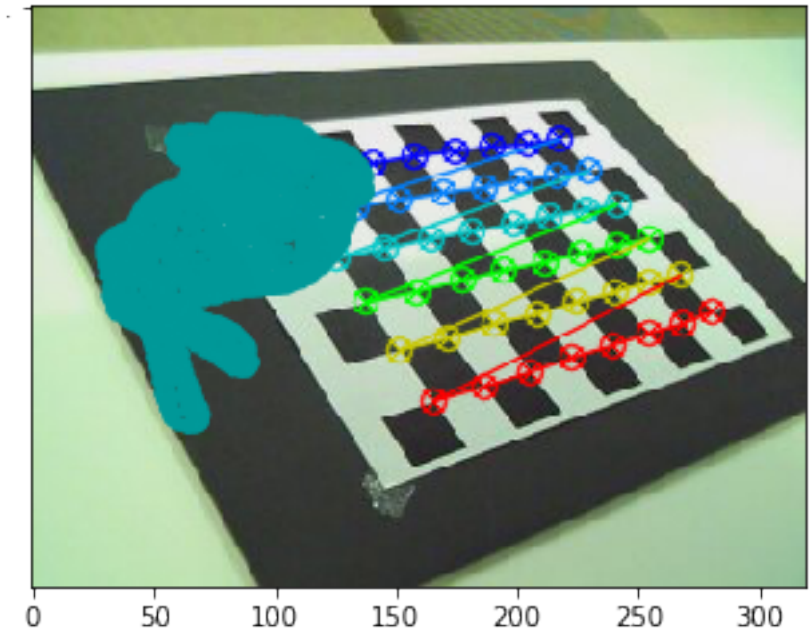
```
/home/vision/.local/lib/python3.6/site-packages/ipykernel_launcher.py:2: DeprecationWarning: `i
`imread` is deprecated in SciPy 1.0.0, and will be removed in 1.2.0.
Use ``imageio.imread`` instead.
```

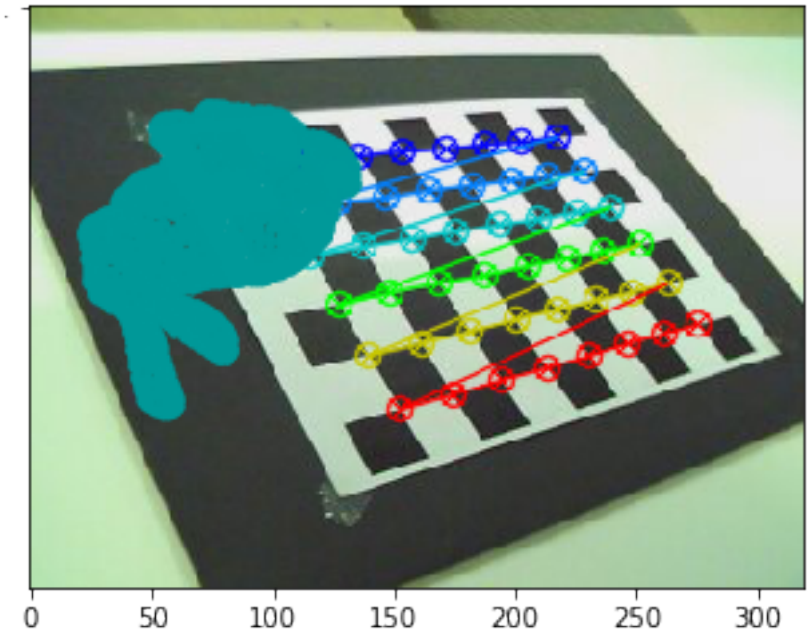


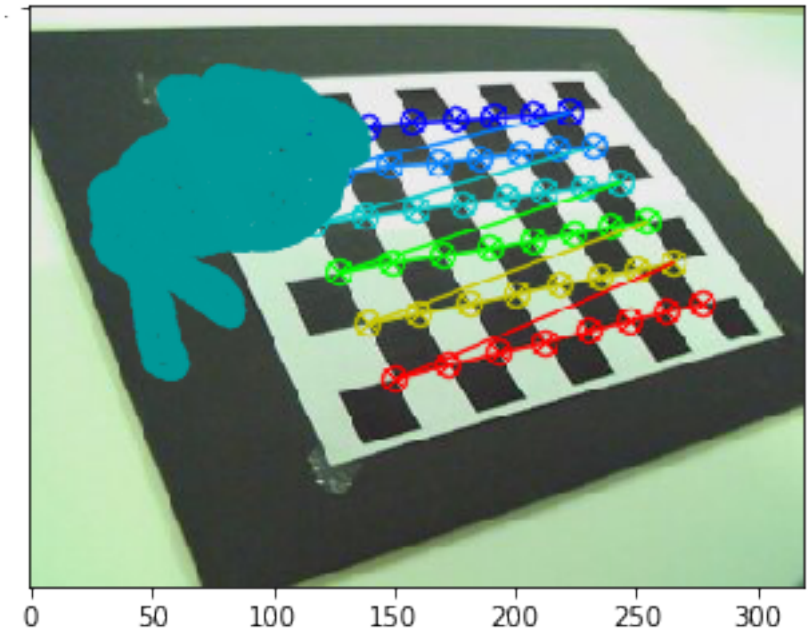

0
50
100
150
200
250
300

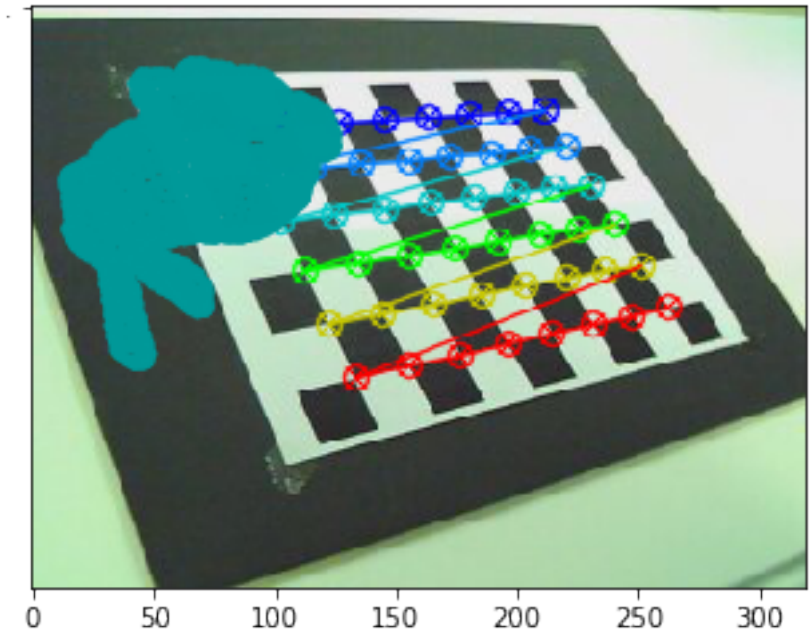

0
50
100
150
200
250
300

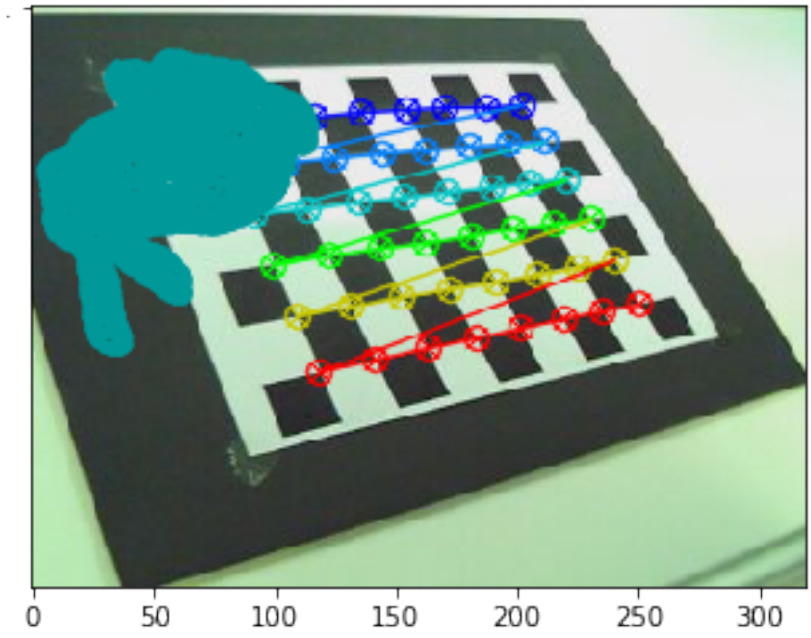

0
50
100
150
200
250
300

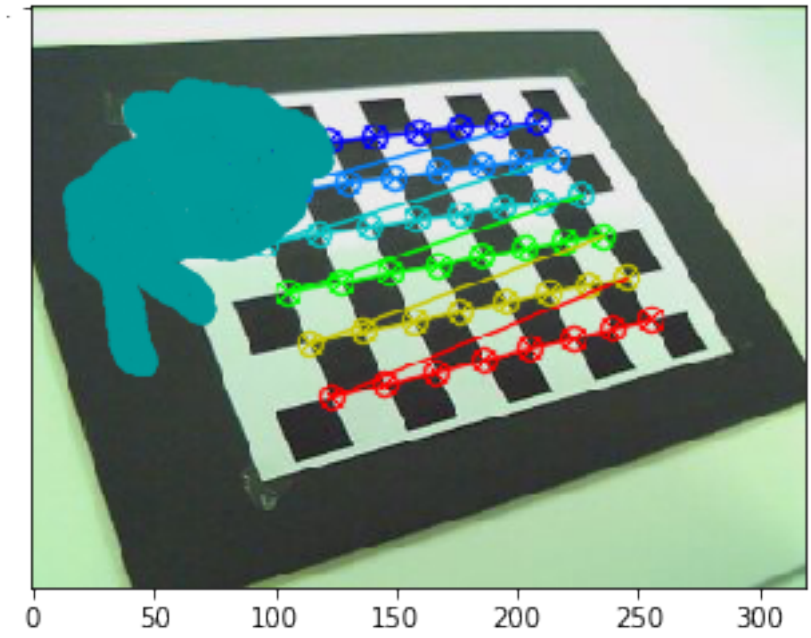

0
50
100
150
200
250
300

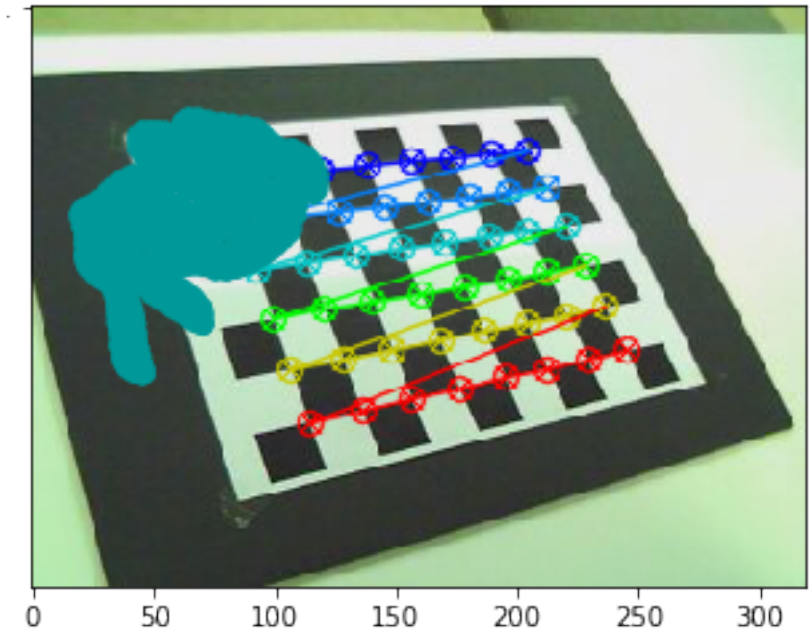

0
50
100
150
200
250
300

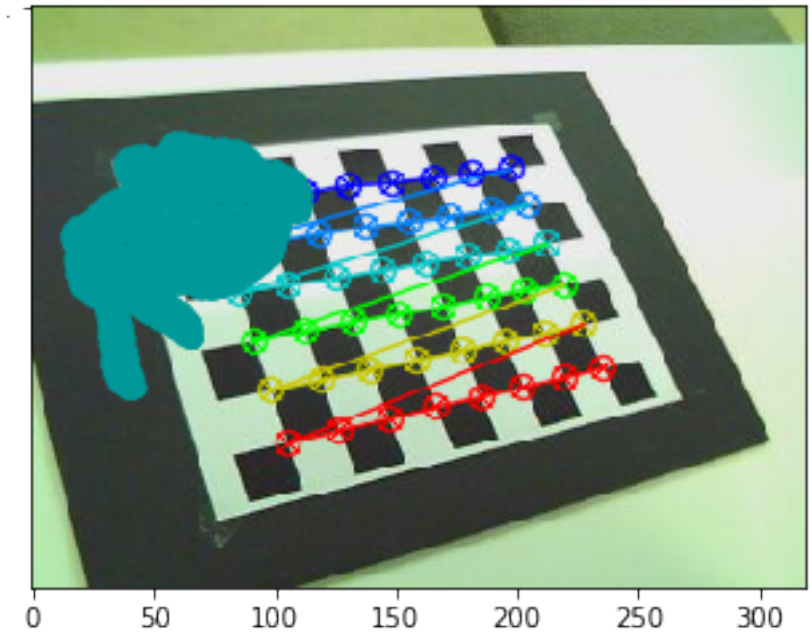

0
50
100
150
200
250
300

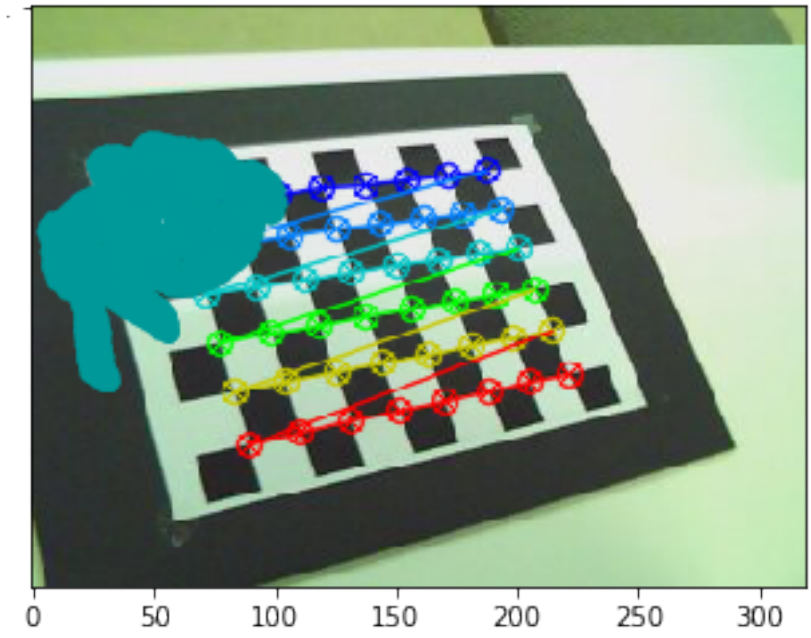

0
50
100
150
200
250
300

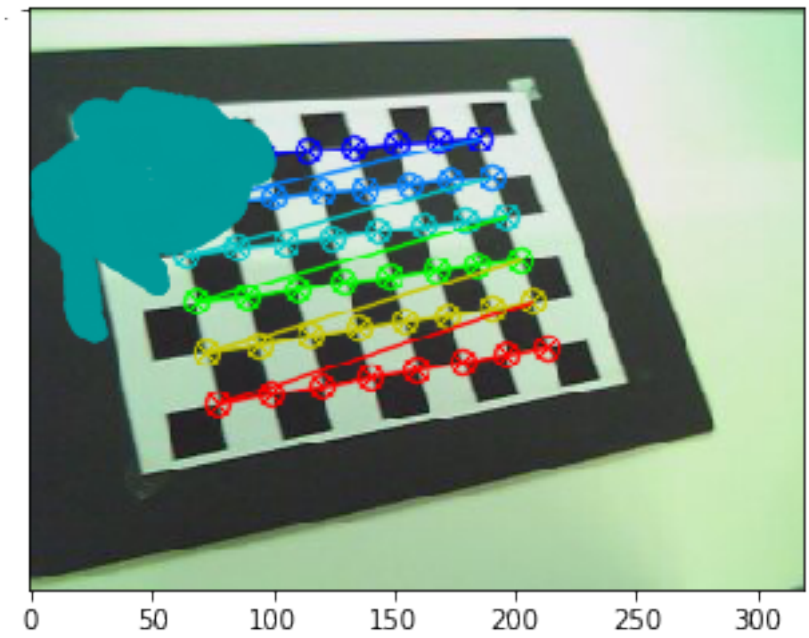

0
50
100
150
200
250
300

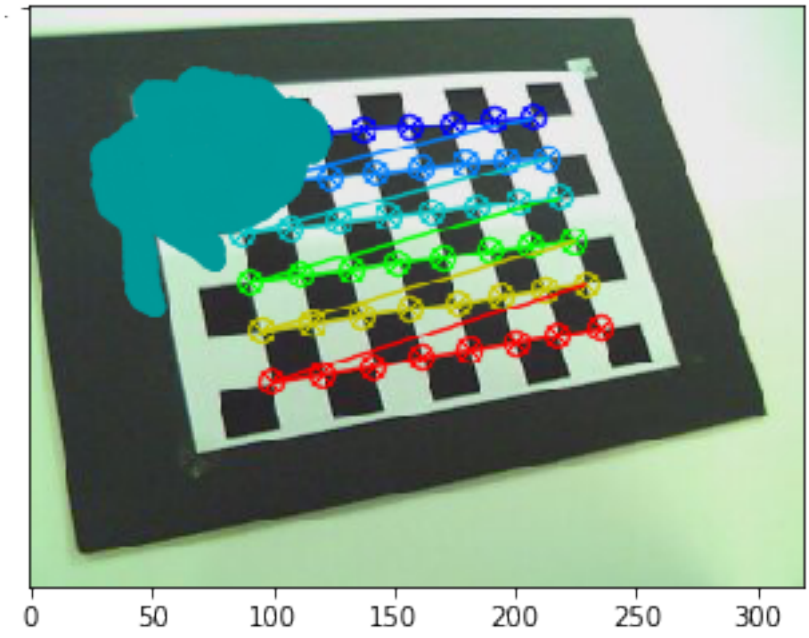

0
50
100
150
200
250
300

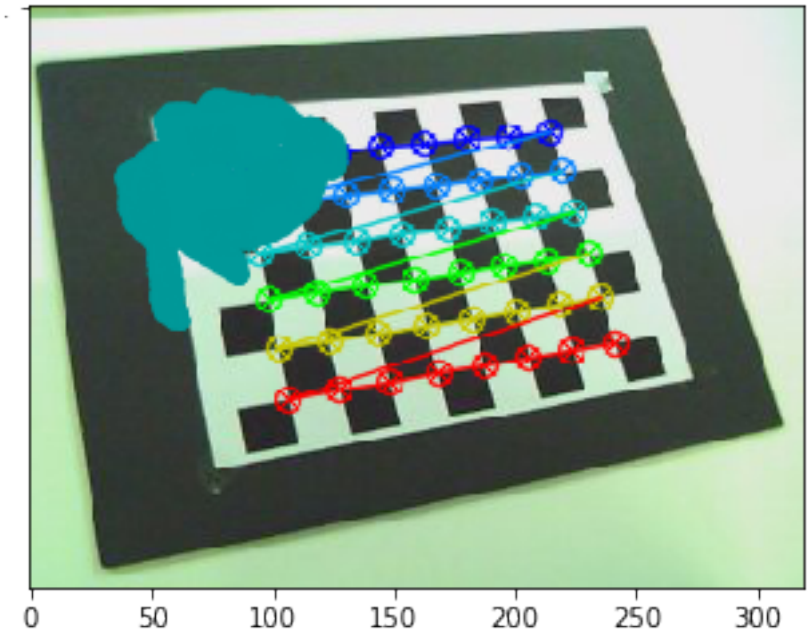

0
50
100
150
200
250
300

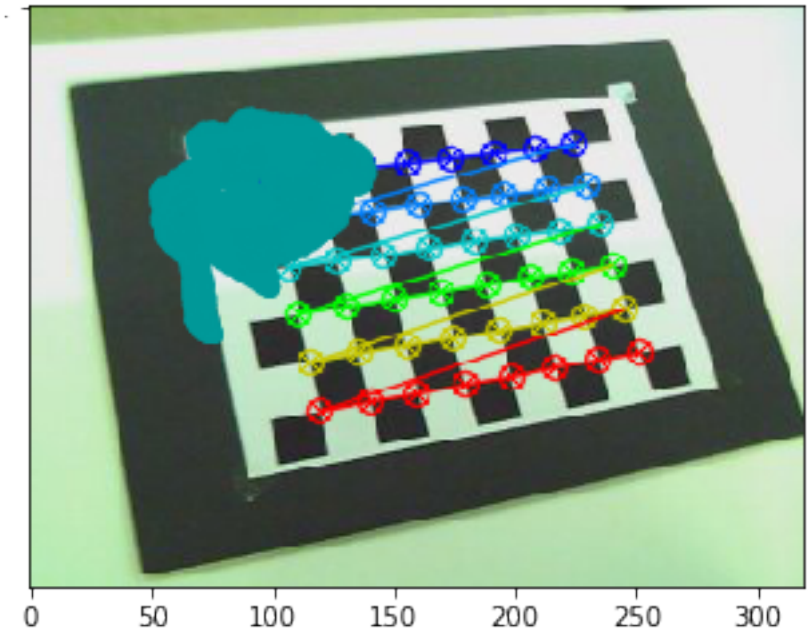

0
50
100
150
200
250
300

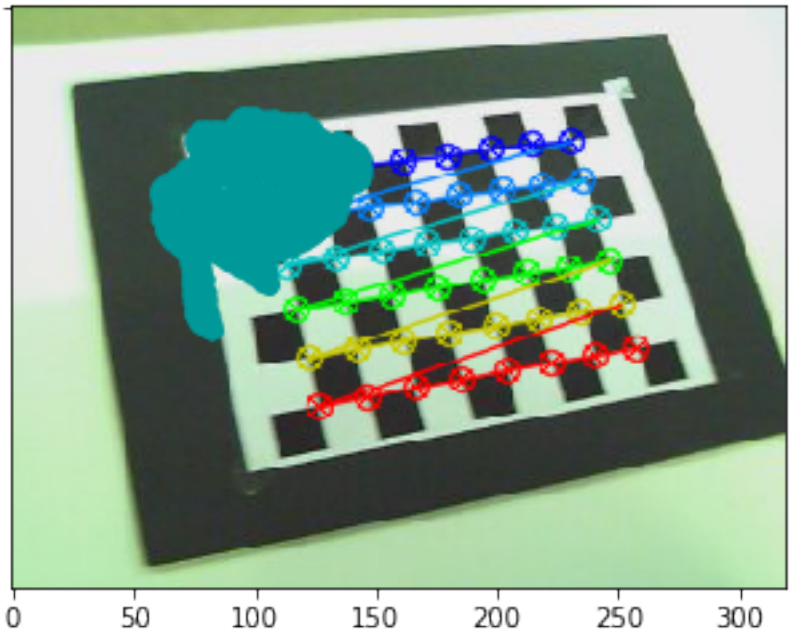

0
50
100
150
200
250
300


0
50
100
150
200
250
300


0
50
100
150
200
250
300


0
50
100
150
200
250
300


0
50
100
150
200
250
300



Ejercicio 9. Transforma el modelo anterior para que se represente en el centro de la plantilla de calibración y rotado 90 grados sobre el eje vertical del modelo. Ejecuta la función `play_ar`con el nuevo modelo.

```
In [18]: """new_vertices = ... TODO ...

         play_ar(intrinsics, rvecs, tvecs, valid_imgs, new_vertices)"""
```

```
Out[18]: 'new_vertices = ... TODO ...\n\nplay_ar(intrinsics, rvecs, tvecs, valid_imgs, new_vert
```

1.6 3. Par de cámaras

Ejercicio 10. Siguiendo el procedimiento de la primera parte de la práctica, calibra la cámara derecha usando la secuencia de imágenes del directorio `right`.

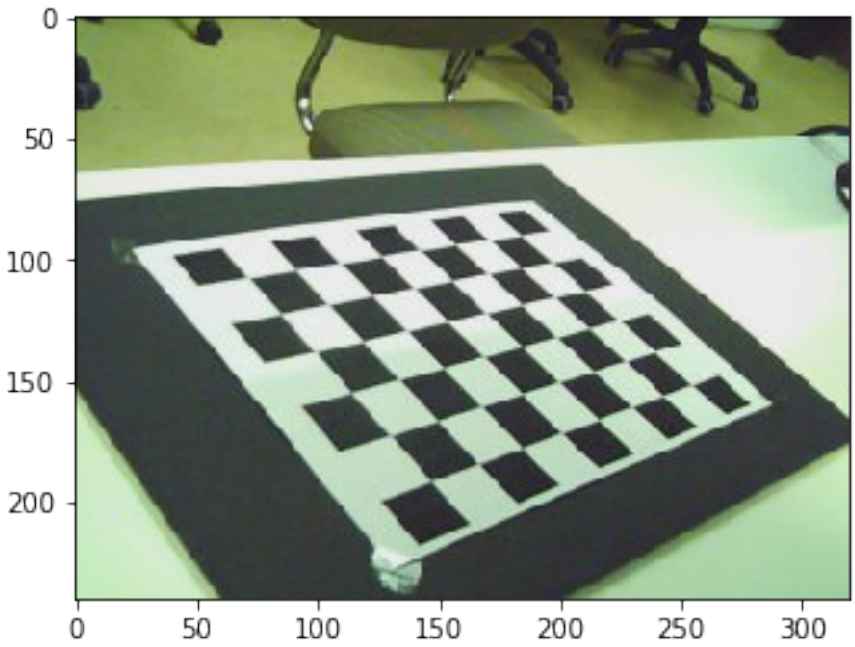
```
In [19]: # Sacamos las imagenes de la derecha
         filenamesRight = list(sorted(glob.glob("right/*.jpg")))
         imgsRight = load_images(filenamesRight)

         # Sacamos las esquinas de las imagenes de la derecha
         cornersRight = [cv2.findChessboardCorners(i, (8,6)) for i in imgsRight]
         # Las copiamos, ya que las operaciones que vamos a realizar van a ser destructivas
         cornersRight2 = copy.deepcopy(cornersRight)
         # Copiamos tambien las imagenes, por lo mismo
         imgsRight2 = copy.deepcopy(imgsRight)

         """ Opcional, vamos a dibujar, ya que tenemos las esquinas, los puntos en la imagen""
```

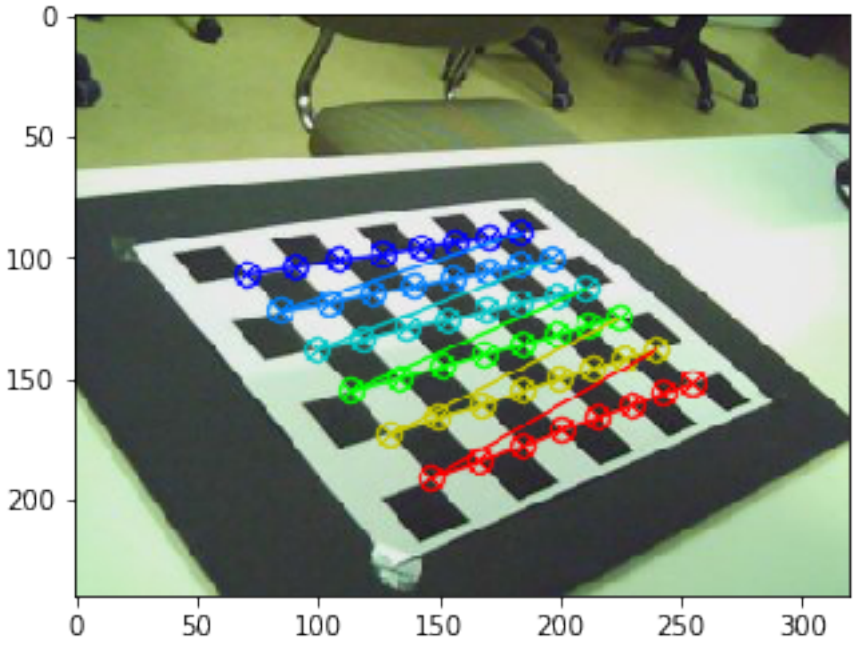
```
        # Dibujamos en cada imagen las esquinas
        [cv2.drawChessboardCorners(img, (8,6), cor[1], cor[0]) for img, cor in zip(imgsRight2

        # Imprimimos las imagenes
        plt.figure()
        plt.imshow(imgsRight[0])
        plt.figure()
        plt.imshow(imgsRight2[0])

        # Sacamos las esquinas validas de las que hemos calculado
        valid_corners_r = [cor[1] for cor in cornersRight if cor[0]]
        num_valid_images_r = len(valid_corners_r)

        # Matriz 30x3 con las coordenadas de los puntos de las esquinas
        real_points_r = get_chessboard_points((8, 6), 30, 30)
        # Convertimos nuestra lista de puntos en el sistema de referencia de la escena en un
        object_points_r = np.asarray([real_points_r for i in range(num_valid_images)], dtype=
        # Convertimos nuestra lista de esquinas validas en un array
        image_points_r = np.asarray(valid_corners_r, dtype=np.float32)

        # Calibramos
        rms_r, intrinsics_r, dist_coeffs_r, rvecs_r, tvecs_r = cv2.calibrateCamera(object_poi

        print("Corners standard intrinsics:\n",intrinsics_r)
        print("Corners standerd dist_coefs:\n", dist_coeffs_r)
        print("rms standard:\n", rms_r)

        # Calculamos los extrinsecos con Rodrigues pasandole los vectores de rotacion y le añ
        extrinsics_r = list(map(lambda rvec_r, tvec_r: np.hstack((cv2.Rodrigues(rvec_r)[0], t
        print("Extrinsc:\n",extrinsics_r)
```

```
/home/vision/.local/lib/python3.6/site-packages/ipykernel_launcher.py:2: DeprecationWarning: `i
`imread` is deprecated in SciPy 1.0.0, and will be removed in 1.2.0.
Use ``imageio.imread`` instead.



Corners standard intrinsics:
 [[433.95336244   0.         144.53659782]
 [  0.         433.95336244 133.23093006]
 [  0.           0.           1.        ]]
Corners standerd dist_coefs:
 [[-0.13244554 -0.18997583  0.00688188 -0.00837019  1.66809272]]
rms standard:
 0.20517914482218738
Extrinsc:
 [array([[ 7.17363608e-01,  6.12671943e-01, -3.31696464e-01,
        -8.88585546e+01],
```

```
[-1.70878811e-01,  6.16281546e-01,  7.68763610e-01,
 -3.14930983e+01],
[ 6.75418304e-01, -4.94803140e-01,  5.46790607e-01,
  5.28425448e+02]]), array([[ 7.20208210e-01,  5.98020029e-01, -3.51670556e-01,
 -1.15342586e+02],
[-1.79845345e-01,  6.50515320e-01,  7.37892587e-01,
 -4.13121022e+01],
[ 6.70041631e-01, -4.68189986e-01,  5.76057593e-01,
  5.20247224e+02]]), array([[ 7.29912589e-01,  5.79951997e-01, -3.61777963e-01,
 -1.26724711e+02],
[-1.91859560e-01,  6.81821239e-01,  7.05910551e-01,
 -5.65366828e+01],
[ 6.56062133e-01, -4.45842437e-01,  6.08939241e-01,
  5.09550453e+02]]), array([[ 7.51697055e-01,  5.54025346e-01, -3.57781294e-01,
 -1.19785303e+02],
[-1.96381269e-01,  7.05919995e-01,  6.80522856e-01,
 -6.72936955e+01],
[ 6.29591880e-01, -4.41285482e-01,  6.39438182e-01,
  5.09996669e+02]]), array([[ 7.67232035e-01,  5.36838499e-01, -3.50940778e-01,
 -1.18524278e+02],
[-1.94873424e-01,  7.16427359e-01,  6.69892669e-01,
 -7.25494101e+01],
[ 6.11047750e-01, -4.45574085e-01,  6.54281577e-01,
  5.17160998e+02]]), array([[ 7.81294118e-01,  5.15071477e-01, -3.52534927e-01,
 -1.24498559e+02],
[-1.89702274e-01,  7.34049294e-01,  6.52061869e-01,
 -7.37304333e+01],
[ 5.94636485e-01, -4.42575425e-01,  6.71218626e-01,
  5.25149701e+02]]), array([[ 8.02184706e-01,  4.69308191e-01, -3.69119926e-01,
 -1.32075359e+02],
[-1.71232238e-01,  7.73069864e-01,  6.10772058e-01,
 -7.69942746e+01],
[ 5.71995820e-01, -4.26746773e-01,  7.00505513e-01,
  5.19439301e+02]]), array([[ 8.23900940e-01,  4.28085903e-01, -3.71388881e-01,
 -1.29065809e+02],
[-1.64964185e-01,  8.08088323e-01,  5.65491008e-01,
 -9.49941355e+01],
[ 5.42193747e-01, -4.04642709e-01,  7.36403571e-01,
  5.22063719e+02]]), array([[ 8.21320582e-01,  4.12311834e-01, -3.94247958e-01,
 -1.45559476e+02],
[-1.55609058e-01,  8.26813572e-01,  5.40523024e-01,
 -9.75317677e+01],
[ 5.48833601e-01, -3.82594131e-01,  7.43238460e-01,
  5.23747675e+02]]), array([[ 8.26002063e-01,  3.98245746e-01, -3.98899634e-01,
 -1.59668743e+02],
[-1.55373397e-01,  8.41135693e-01,  5.18024955e-01,
 -1.02156603e+02],
[ 5.41829955e-01, -3.65911290e-01,  7.56656612e-01,
```

```
  5.28596207e+02]]), array([[ 8.47100952e-01,  3.89450907e-01, -3.61590884e-01,
 -1.53369563e+02],
[-1.71073399e-01,  8.44027111e-01,  5.08283512e-01,
 -8.98047675e+01],
[ 5.03143984e-01, -3.68708865e-01,  7.81600860e-01,
  5.46356552e+02]]), array([[ 8.68376848e-01,  3.47381390e-01, -3.53903686e-01,
 -1.61096037e+02],
[-1.53059069e-01,  8.66558454e-01,  4.75025649e-01,
 -7.80752770e+01],
[ 4.71693301e-01, -3.58333107e-01,  8.05669171e-01,
  5.76593660e+02]]), array([[ 8.76098126e-01,  3.40973301e-01, -3.40865488e-01,
 -1.72767638e+02],
[-1.59003047e-01,  8.71777538e-01,  4.63381005e-01,
 -6.67212020e+01],
[ 4.55159427e-01, -3.51768579e-01,  8.17978461e-01,
  5.93753778e+02]]), array([[ 8.86747780e-01,  3.11411207e-01, -3.41615917e-01,
 -1.91262393e+02],
[-1.52991255e-01,  8.95088182e-01,  4.18820752e-01,
 -6.69829619e+01],
[ 4.36201846e-01, -3.19124124e-01,  8.41360650e-01,
  6.01193996e+02]]), array([[ 9.31921048e-01,  2.31120996e-01, -2.79474945e-01,
 -1.67102710e+02],
[-1.34687853e-01,  9.36075251e-01,  3.24995857e-01,
 -1.04619520e+02],
[ 3.36722946e-01, -2.65228600e-01,  9.03477420e-01,
  6.11556197e+02]]), array([[ 9.44452544e-01,  2.24069723e-01, -2.40420780e-01,
 -1.58439683e+02],
[-1.42896548e-01,  9.38753602e-01,  3.13563791e-01,
 -9.50536113e+01],
[ 2.95956025e-01, -2.61790820e-01,  9.18627018e-01,
  6.26466844e+02]]), array([[ 9.51687450e-01,  2.27095405e-01, -2.06684963e-01,
 -1.41351568e+02],
[-1.50309857e-01,  9.31462050e-01,  3.31338794e-01,
 -8.63791005e+01],
[ 2.67764717e-01, -2.84264185e-01,  9.20595421e-01,
  6.42348448e+02]]), array([[ 9.54164217e-01,  2.26269147e-01, -1.95890070e-01,
 -1.31110636e+02],
[-1.54136715e-01,  9.32574927e-01,  3.26413662e-01,
 -8.94171697e+01],
[ 2.56539508e-01, -2.81258384e-01,  9.24706008e-01,
  6.47862032e+02]])]
```





Ejercicio 11. £Cuál es la distancia, en milímetros, entre las dos cámaras?

Sugerencia: Utiliza los extrínsecos del primer par de imágenes el que simultáneamente se vean todos los puntos de la plantilla.

```
In [20]: rotM_r = cv2.Rodrigues(rvecs_r[0])[0]
         cameraPosition_r = -np.matrix(rotM_r).T * np.matrix(tvecs_r[0])
         pp(cameraPosition_r)
         rotM = cv2.Rodrigues(rvecs[0])[0]
         cameraPosition = -np.matrix(rotM).T * np.matrix(tvecs[0])
         pp(cameraPosition)

         dist = np.linalg.norm(cameraPosition_r - cameraPosition)
         pp(dist)

matrix([[-298.54582962],
        [ 335.31632914],
        [-294.20139157]])
matrix([[-308.89687809],
        [ 298.78607668],
        [-283.88298702]])
39.34555911129915
```

2 Fuente ejercicio 11

La información para calcular la distancia entre cámaras, la hemos obtenido utilizando los datos del enlace:

https://stackoverflow.com/questions/14444433/calculate-camera-world-position-with-opencv-python

```
In [ ]:
```