Rapport - APP 6

July 7, 2020

Présent par : Simon Chamorro et Samuel Hovington

1 GRO620 - Problématique

Dans ce document, nous présenterons la problématique de l'APP 6 - Vision par ordinateur de la S6 en Génie Robotique à l'Université de Sherbrooke ainsi que notre résolution.

2 Identification du problème

Dans le cadre de l'APP 6 - Vision par ordinateur, nous avons à résoudre un problème de détection et de classification de vis en industrie. En effet, deux types de vis circulent sur un même convoyeur et doivent être triées par un bras manipulateur. À cet effet, un système de vision par ordinateur doit: - Détecter les vis sur le convoyeur; - Analyser les vis pour extraire leurs caractéristiques et leur emplacement; - Transmettre la position, l'orientation et le type de vis au bras manipulateur à travers un fichier CSV.

Dans notre situation, la caméra et son emplacement sont déjà déterminés, ce qui fixe les paramêtres intrinsèques et extrinsèques de la caméra. Le coeur du problème réside donc dans le traitement des images reçues et non dans le choix du système physique. De plus, on peut émettre l'hypothèse que la lumière ambiante démeurera la même sur toutes les photos, puisque la caméra est fixe dans un environnement constant. Cette hypothèse implique qu'il serait possible d'appliquer le même filtre sur toutes les images pour atténuer l'effet de la lumière. Dans le même ordre d'idée, on peut assumer que les coluleurs des vis seront toujours similaires, ce qui peut influencer la technique de segmentation (Ex: utiliser les couleurs pour trouver les vis).

On assume également que les vis ne seront jamais superposées les unes aux autres, ce qui implique qu'il n'est pas necessaire de tenter d'identifier combien de vis sont présentes dans chaque contour qui sera détecté.

Les photos à traiter comprennent plusieurs défis : 1. La couleur du convoyeur ne possède pas un contraste très bien défini avec les vis. Il faudra s'assurer de bien isoler les vis dans l'image. 2. Le convoyeur possède des irrégularité à certains endroits qui pourraient interférer dans la détection de contours. Il faudra probablement retirer ces irrégularités avant de détecter les vis ou alors filtrer les détections pour ne garder que les vis. 3. Les vis peuvent se situer en bordure du champ de vision et donc ne pas être complètement visibles dans l'image. Il faut alors éviter les faux positifs en déclarant avoir trouver une vis courte alors que c'est une vis incomplète qui est détectée.

Une fois les vis détectées, il faudra transformer leur position de coordonnées en pixels dans le repère de la caméra à une position en mètres dans le repère du convoyeur. Pour ce faire, il faudra tenir compte des paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra.

Ultimement, le pipeline de traitement d'image devrait être en mesure de trouver toutes les vis totalement visibles dans l'image et ne pas créer de fausses détections avec les irrégularités du convoyeur. Le pipeline devra également déterminer avec précision la position, dans le repère du convoyeur, l'orientation ainsi que le type de chaque vis détectée. Ces informations devront être inscrites dans un fichier CSV unique pour chaque image.

Une efficacité de 100% est prévue pour le nombre de vis détectées par rapport au nombre de vis total sur les images et une verrification visuelle des paramètres de chaque vis doit mener à une conclusion qu'aucune donnée est innexacte

3 Procédure de résolution

Dans cette section, la procédure suivie pour élaborer notre solution est décrite.

Pour débuter, les images fournies sont en couleurs. Cependant, la couleur du convoyeur n'offre pas un bon contraste avec les vis, surtout aux endroit où il y a une réflection de lumière. En ce sens, il est préférable de changer le format de l'image pour obtenir une image monochrome et appliquer un filtre pour débuter la détection sur une image binaire basée sur la luminosité de l'image (On suppose que les vis, presque blanches, apparaîtront comme étant plus lumineuses que le convoyeur).

Ensuite, il risque fortement d'y avoir du bruit dans l'image binaire, qui correspond aux irrégularités dans le convoyeur et/ou aux reflets de lumière sur celui-ci. De plus, les contours des vis ne sont pas parfaitement nets. Pour retirer ce bruit, une première étape consiste a adoucir l'image avec un filtre par convolution. le résultat devrait être une image un peu plus floue, mais où les petites "taches" seront atténuées, voir retirées.

Si l'image comporte encore du bruit, soit des irrégularités du convoyeur plus importantes ou encore une vis aux contours irréguliers, une opération morphologique de type érosion et dilatation deviendrait appropriée puisqu'elle produira une image plus régulière. Cette opération peut être ittérative jusqu'à ce que le bruit ait complètement disparu.

À ce point, l'image devrait être en tons de gris, sans bruit et avec des contours de vis assez bien définis. Si tel est le cas, un algorithme de détection de contours peut être utilisé. *OpenCV* comprend la fonction *findContours()*, qui utilise l'algorithme décrit dans *Satoshi Suzuki and others. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 30(1):32–46, 1985.* Celui-ci utilise une image en tons de gris en entrée et sort une liste de contours détectés. Cette fonction devrait bien fonctionner puisque l'image ne comportera plus de bruit et l'opération morphologique utilisée précédemment devrait empêcher de retrouver des discontinuités dans les vis isolées.

Une dernière étape de filtrage est necesaire. Ici, on ne parle pas de filtrage numérique, mais bien de filtrer les contours détectés pour retirer les vis trop près des rebords de l'image (ce qui constitue un cas où la vis est incomplète). On retire également les contours extrêmement petits, qui correspondent à du bruit résiduel qui n'aurait pas été retiré auparavant.

Ensuite, *OpenCV* offre plusieurs options possibles pour extraire les données de chaque vis représentée par chaque contour à ce stade. Les fonctions utilisées ne necessitent aucun paramètrage, puisqu'elles utilisent les contours détectés précédemment, il faut seulement s'assurer que les données extraites représente bien chaque vis.

L'implémentation détaillée de tout ce processus est décrite et présentée à la section suivante.

4 Mise en oeuvre du pipeline

Dans cette section, nous présenterons notre code qui résout le problème et décrirons l'implémentation au travers d'explications et de commentaires dans le code. Les lignes qui suivent importent les librairies nécessaires pour résoudre la problématique.

In [14]:
```
# Imports

import cv2
import csv
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Check opencv version

print("GRO620 - Problématique")
print("OpenCV version", cv2.__version__)

%matplotlib inline
```

```
GRO620 - Problématique
OpenCV version 4.2.0
```

4.1 Chargement des images

D'abord, on charge les images fournies et on en affiche une à l'écran afin de visualiser le problème.

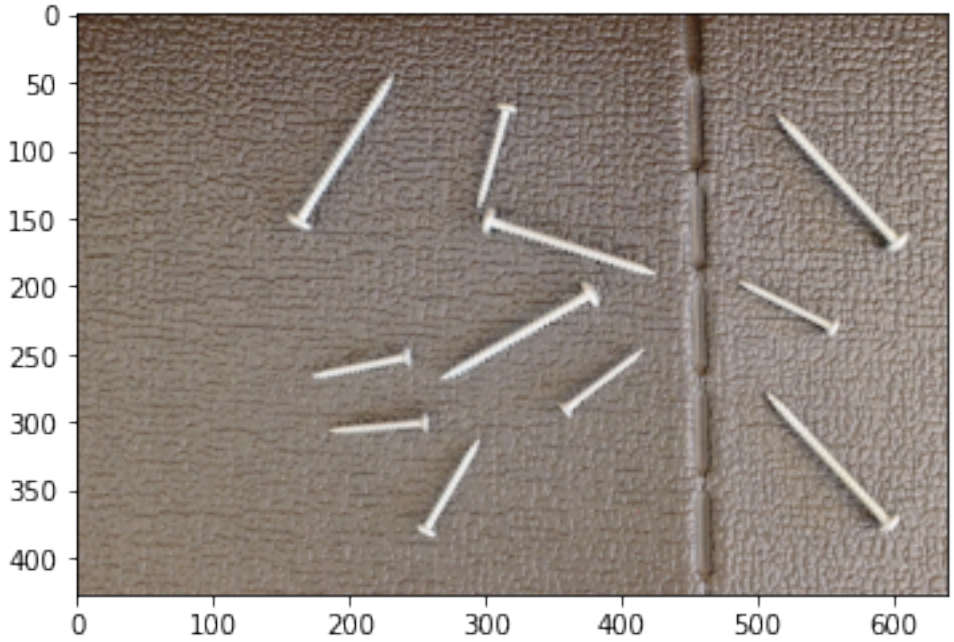
In [15]:
```
# Check if images are in dir

images_fn = os.listdir("photos_prob/")
print("%i photo(s) à traiter"%(len(images_fn)))
if (len(images_fn) == 0):
    print("ERREUR! Vérifiez que vous avez bien un \
          dossier photos_prob au même endroit que ce calepin.")

images = []

# Load images

for idx, f in enumerate(images_fn):
    img = {"id" : idx}
    img['name'] = f.split('.')[0]
    img['bgr'] = cv2.imread(os.path.join("photos_prob/", f))
    images.append(img)
```

```
9 photo(s) à traiter
```

Les images sont stockées dans une liste. Chaque image est un dictionnaire python qui contient plusieurs informations comme le nom de la photo, une version BGR de la photo, et dans lequel on stockera les différentes versions et informations qui seront récoltées tout au long du processus. La première étape sera de transformée les images BGR en RGB et en tons de gris. Ces versions seront nécessaires pour le traitement et pour la visualisation.

```
In [16]: for img in images:
             img['rgb'] = cv2.cvtColor(img['bgr'], cv2.COLOR_BGR2RGB)
             img['gray'] = cv2.cvtColor(img['bgr'], cv2.COLOR_BGR2GRAY)
         plt.imshow(images[0]['rgb'])
```

```
Out[16]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f674c57cd00>
```



4.2 Paramètres de la caméra

Ensuite, nous calculons les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra, qui seront nécessaires plus tard.

Pour ce qui est des paramètres intrinsèques, la longueur focale ainsi que la taille du capteur sont fournies. On a sa résolution, ce qui nous permet de trouver la taille des pixels en mm et de définir la matrice K.

```
In [17]: # Intrinsic camera params

         f_len = 23                  # mm
         px_size = 23.4/640          # mm/px
         f_len_px = f_len/px_size    # px
```

```
W = 640                     # px
H = 427                     # px

K = np.array([[f_len_px,       0., W/2],
              [      0., f_len_px, H/2],
              [      0.,       0.,  1.]
])
```

Pour ce qui est des paramètres extrinsèques, la matrice de transformation Tc est fournie.

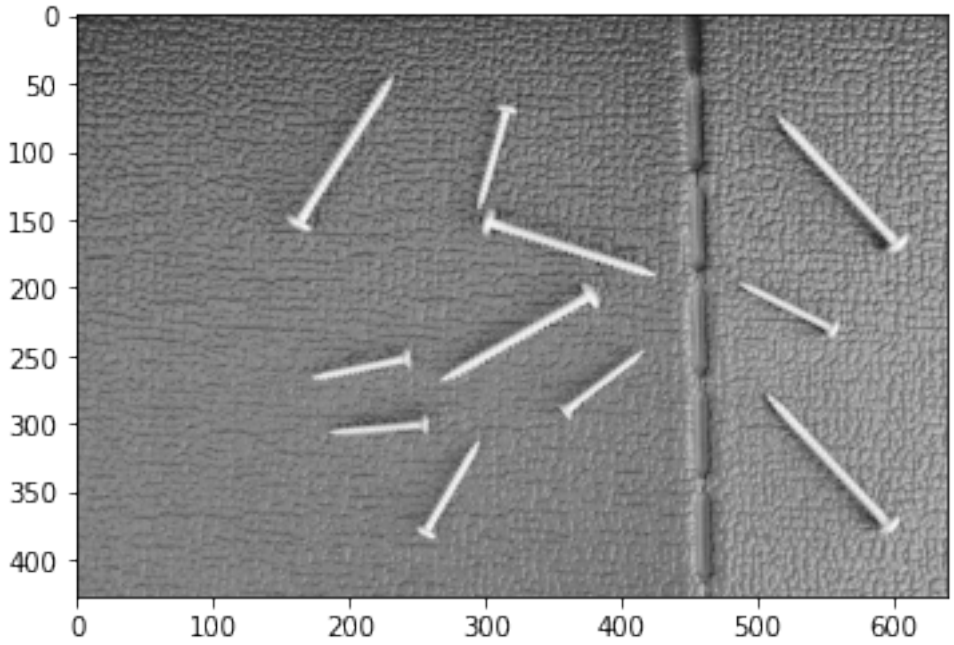
```
In [18]: # Extrinsic params

         Tc = np.array([[0., 1.,  0., 500],  # mm
                        [1., 0.,  0., 200],
                        [0., 0., -1., 282],
                        [0., 0.,  0.,  1.]
         ])

         d = 1/282
```

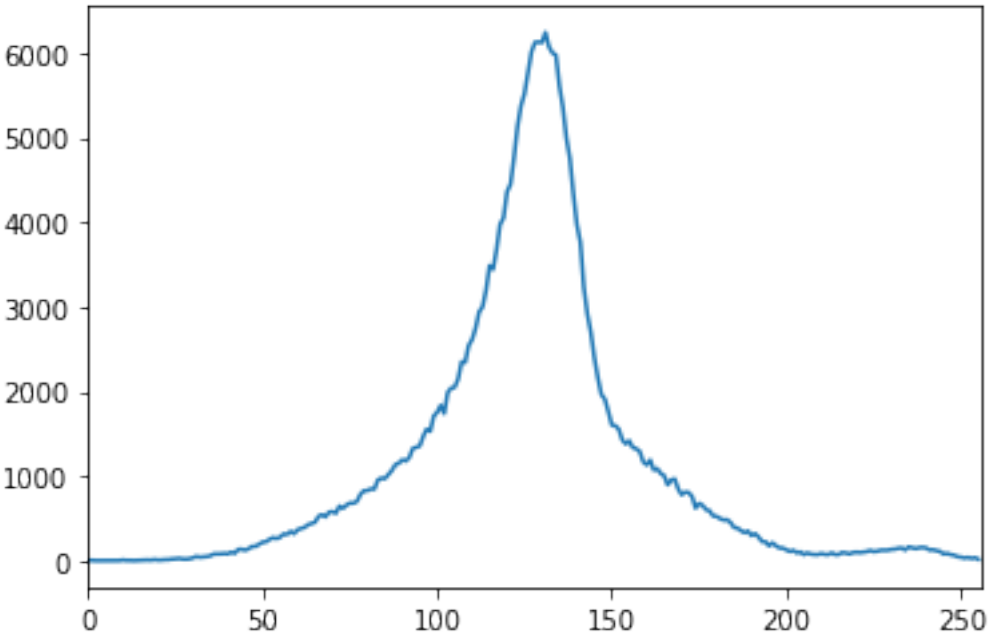
4.3 Isoler les pixels

D'abord, afin d'isoler les pixels appartenant aux vis, nous devons utiliser les images en noir et blanc. Cela nous facilitera la tâche lorsque nous devrons déterminer les contours de celles-ci.

On construit un histogramme des valeurs de gris de l'image pour analyser sa composition.

```
In [19]: hist = cv2.calcHist([images[0]['gray']], [0], None, [256], [0,256])

         plt.figure()
         plt.imshow(images[0]['gray'], cmap='gray')

         plt.figure()
         plt.plot(hist)
         plt.xlim([0,256])

Out[19]: (0.0, 256.0)
```



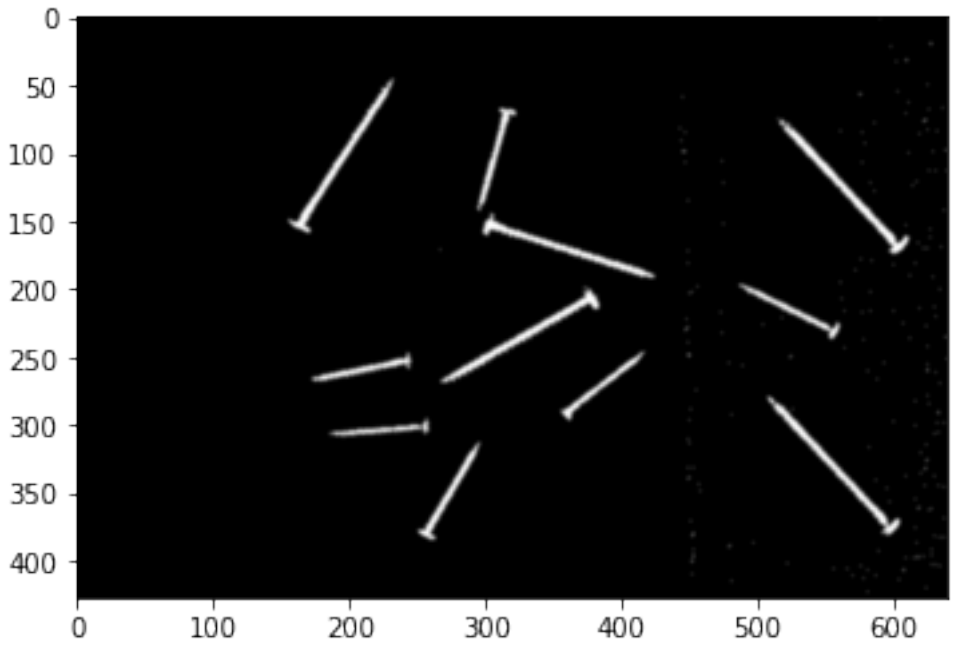


En regardant une des images en noir et blanc, on voit que les vis sont très pâles comparativement au reste de l'image. On peut donc utiliser un *threshold* afin d'éliminer le fond et accentuer le contour des vis. L'histogramme nous montre que la couleur des vis se trouve entre 200 et 255, tout le reste du spectre correspond au convoyeur.

Par contre, une fois que l'image est binaire, on voit que certaines vis perdent des morceaux, ce qui rend les contours discontinus. On applique donc un filtre Gaussien pour adoucir l'image.

```
In [20]: for img in images:

             # Threshold and bluring
             ret, thresh = cv2.threshold(img['gray'], 200, 255, cv2.THRESH_BINARY)
             img['blur'] = cv2.GaussianBlur(thresh, (5, 5), 0)

         plt.imshow(images[0]['blur'], cmap='gray')
```

```
Out[20]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f674c188d90>
```

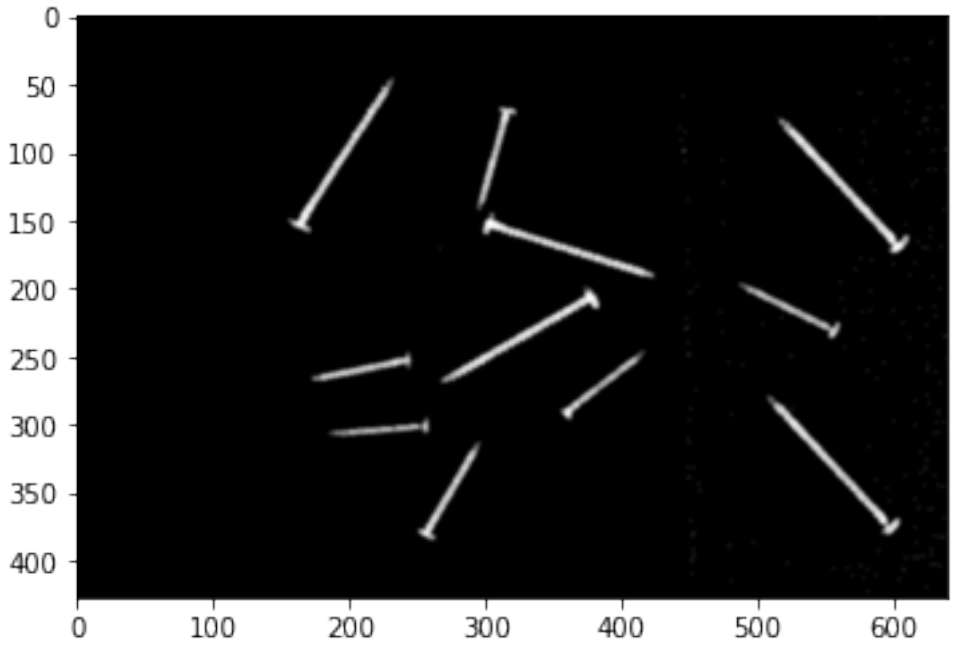


Une fois que l'image est binaire et filtrée, il reste tout de même quelques tâches blanches, qui ne correspondent pas à des vis. Pour les enlever, on applique une érosion suivie d'une dilatation. Cela a pour effet d'enlever les tâches blanches de petite taille. Pour ce qui est des vis, celles-ci perdent dertains pixels durant l'érosion, mais les regagnent pour retrouver leur taille durant la dilatation. Durant cette étape, on perd un peu de détail sur les contours, mais ce n'est pas très important puisqu'on s'intéresse principalement au barycentre des vis, à leur orientation et à leur longueur.

```
In [21]: for img in images:

             # Erosion and dilation to remove small white spots
             kernel = np.ones((3,3), np.uint8)
             img_erosion = cv2.erode(img['blur'], kernel, iterations=1)
             img_dilation = cv2.dilate(img_erosion, kernel, iterations=1)
```

```
            img['bw'] = img_dilation

        plt.imshow(images[0]['bw'], cmap='gray')
```

```
Out[21]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f675403b760>
```



Une fois que ces images ont été traitées, les contours peuvent être détectés en utilisant la fonction *findContours* de *opencv*. Ici, deux étapes importantes sont réalisées.

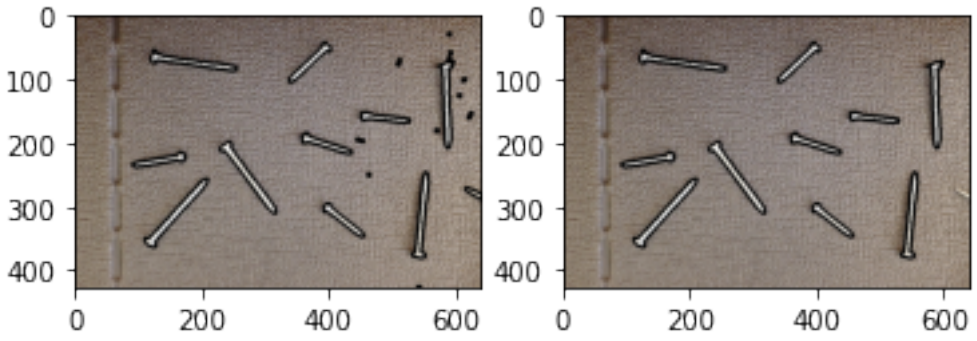
Premièrement, pour chaque contour trouvé, l'aire est calculée. Si celle-ci est inférieure à 200, le contour n'est pas pris en compte, c'est bien trop petit pour qu'il s'agisse d'une vis. Bien que cette valeur soit *hardcoded*, c'est seulement pour filtrer le bruit restant qui est très petit. Cela ne devrait donc pas causer de problème.

Deuxièmement, une vérification est faite pour détecter les vis qui sont partiellement détectées. Celles-ci sont également ignorées puisqu'on assume qu'elles seront détectées de manière complète dans un prochain *frame*.

```
In [22]: for img in images:

            # Find contours
            contours, hierarchy = cv2.findContours(img['bw'], \
                                                   cv2.RETR_TREE, \
                                                   cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

            # Filter contours
            screw_cnt = []
            for c in contours:
```

```
            # Filter by area
            area = cv2.contourArea(c)
            if area < 200:
                continue

            # Filter partial detections
            partial = False
            tol = 3
            for p in c:
                if p[0][0] < tol or p[0][0] > W-1-tol or \
                   p[0][1] < tol or p[0][1] == H-1-tol:
                    partial = True

            if not partial:
                screw_cnt.append(c)

        # Add contour to image and save in dict
        img['screw_cnt'] = screw_cnt
        img['cnt'] = cv2.drawContours(img['rgb'].copy(), \
                                      screw_cnt, -1, (0,0,0), 3)


    # Plot filtered vs unfiltered
    img_bad = cv2.drawContours(images[-1]['rgb'].copy(), \
                               contours, -1, (0,0,0), 3)

    plt.subplot(121),plt.imshow(img_bad)
    plt.subplot(122),plt.imshow(images[-1]['cnt'])
```

```
Out[22]: (<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f675409d790>,
          <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f67541daa00>)
```



Voici le résultat de la détection des contours.

4.4 Trouver les informations des vis dans le repère C

Une fois que les contours de chaque vis sont identifiés, il reste à trouver les paramètres de chacune de ces vis, soient le barycentre, l'angle et le type de vis selon sa longueur (courte ou longue).

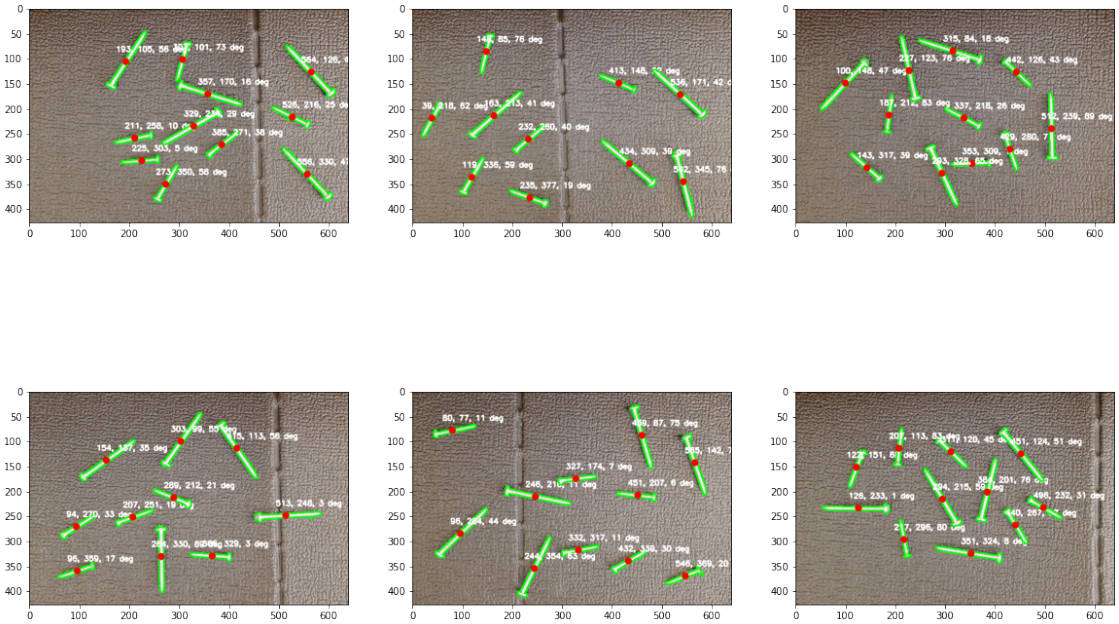
- **Barycentre :** Afin de trouver le barycentre, la fonction de *opencv moments* est utilisée. Celle-ci nous retourne les moments à partir desquels on peut calculer le centre en x et en y.
- **Angle :** Pour trouver l'orientation de la vis, on fait une régression linéaire des points de la vis. On obtient donc le vecteur directeur de la droite, ce qui nous permet de calculer l'orientation.
- **Longueur :** Pour ce qui est de la longueur, on la calcule en utilisant la fonction *minEnclosingCircle*. Cette fonction trouve le cercle le plus petit qui englobe la vis. Le diamètre de ce cercle correspond donc à la longueur de la vis. Les vis sont ensuite classées selon la longueur obtenue(courtes et longues).

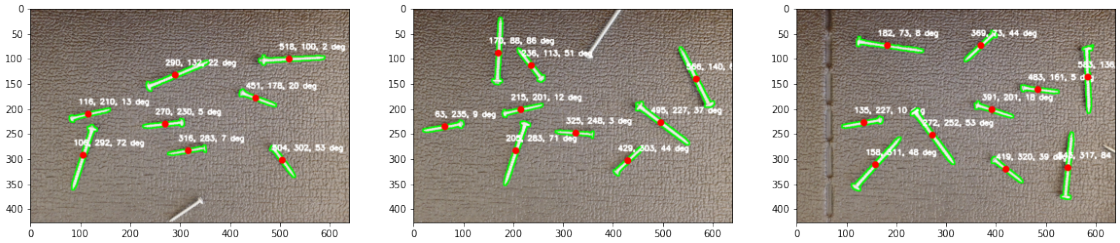
```
In [23]: # Find screws information
         for img in images:

             img['detections'] = img['rgb'].copy()
             screws = []

             for idx, c in enumerate(img['screw_cnt']):

                 # Center of contour
                 M = cv2.moments(c)
                 cX = int(M["m10"] / M["m00"])
                 cY = int(M["m01"] / M["m00"])

                 # Find angle
                 vx, vy, x, y = cv2.fitLine(c, cv2.DIST_L2,0,0.01,0.01)
                 angle = np.arctan2(np.abs(vy), np.abs(vx))

                 # Find lenght of screw
                 (x,y),radius = cv2.minEnclosingCircle(c)
                 center = (int(x),int(y))
                 radius = int(radius)
                 length = 2*radius*px_size
                 screw_type = 'short' if length < 4 else 'long'
                 # To draw circle
                 # cv2.circle(img['detections'],center,radius,(0,255,0),2)

                 # Draw on image
                 cv2.drawContours(img['detections'], [c], -1, (0, 255, 0), 2)
                 cv2.circle(img['detections'], (cX, cY), 7, (255, 0, 0), -1)
                 info = str(cX) + ", " + str(cY) + ", " + \
                        str(int(angle*180/np.pi)) + " deg"

                 cv2.putText(img['detections'], info, (cX - 20, cY - 20), \
                             cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 2)
```

```
            screws.append({'id': idx,
                           'pixel_x': cX,
                           'pixel_y': cY,
                           'len': length,
                           'angle': angle,
                           'type': screw_type})

        img['screws'] = screws
```

Voici les détections obtenues. On voit que toutes les vis sont détectées sauf celles qui sont partiellement hors du champ de vision. Aussi, il n'y a pas de faux positif.

```
In [24]: plt.figure(figsize=(20,10))
         plt.subplot(131),plt.imshow(images[0]['detections'])
         plt.subplot(132),plt.imshow(images[1]['detections'])
         plt.subplot(133),plt.imshow(images[2]['detections'])

         plt.figure(figsize=(20,10))
         plt.subplot(131),plt.imshow(images[3]['detections'])
         plt.subplot(132),plt.imshow(images[4]['detections'])
         plt.subplot(133),plt.imshow(images[5]['detections'])

         plt.figure(figsize=(20,10))
         plt.subplot(131),plt.imshow(images[6]['detections'])
         plt.subplot(132),plt.imshow(images[7]['detections'])
         plt.subplot(133),plt.imshow(images[8]['detections'])

Out[24]: (<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f674c4bae50>,
          <matplotlib.image.AxesImage at 0x7f674c4a0a60>)
```





4.5 Transformation vers le repère 0

Une fois que les coordonnées des vis sont obtenues, il faut les mettre dans le repère du convoyeur. Pour ce faire, on inverse la matrice de transformation fournie, puis on calcule les matrices Kt et Pt. De cette manière, on peut projetter chaque point dans le repère du convoyeur à partir des coordonnées en pixels.

```
In [25]: # Transform pixel coordinates to 3D coordinates

         # Find Projection matrix
         T = np.linalg.inv(Tc)
         Kt = np.zeros((4, 4))
         Kt[0:3,0:3] = K
         Kt[3,3] = 1

         # Find P tilde and inverse
         Pt = np.dot(Kt, T)
         Pt_inv = np.linalg.inv(Pt)

         for img in images:

             for screw in img['screws']:
                 x = screw['pixel_x'] * px_size
                 y = screw['pixel_y'] * px_size
                 point_c = np.array([x, y, 1, d])
                 point_0 = point_c / d
                 point_0 = np.dot(Pt_inv, point_0)

                 screw['coords'] = (point_0[0], point_0[1], 0)
```

4.6 Production des rapports CSV

Pour finir, toutes les données calculées sont sauvegardées dans un tableau CSV pour chaque image selon le format demandé.

```
In [26]: # Output CSV files

         if not os.path.exists('csv'):
             os.makedirs('csv')

         for img in images:
             f_name = './csv/' + img['name'] + '.csv'
             with open(f_name, 'w', newline='') as file:

                 writer = csv.writer(file)
                 header = ["ID", "Type", "X (m)", "Y (m)", "Z (m)", "Theta (rad)"]
                 writer.writerow(header)

                 for screw in img['screws']:
                     writer.writerow([screw['id'], screw['type'],
                                      "%.2f"%screw['coords'][0],
                                      "%.2f"%screw['coords'][1],
                                      "%.2f"%screw['coords'][2],
                                      "%.3f"%screw['angle']])
```

5 Analyse des résultats

En conclusion, le pipeline développé répond aux critères de performance demandés. Comme on peut le voir à la section précédente sur toutes les images présentées, les vis sont bien détectées. Il n'y a aucun faux négatif. Toutes les vis qui se trouvent entièrement dans l'image sont trouvées, puis analysées. Il n'y a pas non plus de faux positifs, aucune fausse détection n'est faite dans les images.

Pour ce qui est de la précision, il n'y avait pas de critère spécifique quant à la tolérence d'erreur pour la position du barycentre des vis. Cependant, en examinant les images à l'oeil, la détection semble être assez précise. Cela serait suffisant pour un bras robotique chargé de faire le tri des vis en utilisant les coordonnées calculées.

Points forts : - Robustesse : Notre pipeline est assez robuste. En effet, aucune des neuf photos analysées n'a de fausses détections. Un des points qui contribue à cette performance et la redondance du filtrage. En effet, dans la section où les pixels sont isolés, nous avons plusieurs étapes séquentielles qui servent à filtrer le bruit avant de détecter les contours. D'abord, il y a le *threshold* et le *blur*, suivis de l'érosion et de la dilatation. Finalement, si certains artéfacts démeurent, une dernière étape utilise l'aire des contours détectés pour les filtrer. Cela fait en sorte que même si une légère erreur persiste suite aux premières étapes du pipeline, elle sera filtrée par la suite.

Points faibles : - Adaptation : Bien que notre pipeline soit assez robuste face aux différentes photos analysées, il demeure assez spécifique à la configuration de la caméra. Cela signifie que toute variation de position ou d'éclairage dans l'usine nécessiterait un ajustement des paramètres utilisés. L'étape de *threshold* dépend grandement de la luminosité de l'image et les étapes suivantes ont toutes des paramètres qui ont aussi été ajustés pour la configuration actuelle. De plus, le changement de repère est directement affecté par le positionnement de la caméra par rapport au convoyeur.

Somme toute, les peformances sont suffisantes pour le scénario en question. Comme mentionné plus tôt, le système n'a aucun faux positif ni faux négatif. De plus, on peut assumer que

les neuf photos analysées représentent assez bien toutes les conditions qui seront présentées au système. En effet, il s'agit d'une ligne de production où la caméra est fixe et les pièces qui circulent sur le convoyeur sont toujours les mêmes. Les conditions d'éclairage sont aussi constantes et très bien controlées. Il y a donc peu de facteurs qui pourraient introduire des erreurs. De plus, bien qu'une modification des paramètres (éclairage ou déplacement de la caméra) impliquerait un réajustement du système, l'ajustement serait assez simple à faire. En effet, le code fonctionnerait encore, il faudrait simplement réajuster les valeurs des paramètres utilisés.