Rapport PAN2 (groupe 3.2) Module de traitement des images

• Position du module de Traitement des images (TdI) dans le projet PACT :

Dans notre projet PACT, les enfants participant à notre l'atelier de sensibilisation devront s'identifier auprès du robot, à l'aide de bracelets colorés, après avoir réalisé la bonne action de ramasser un déchet et de l'avoir jeté dans la poubelle qui correspond au critère du tri sélectif.

Ce module de traitement d'images a donc pour objectif de permettre l'identification des enfants concernés, en analysant par traitement d'image les photos de leurs bracelets prises par la caméra du robot. Pour ce faire, les bracelets seront constitués de deux couleurs uniquement, ces dernières étant confinées au sein d'un contour noir épais. Notre algorithme déterminera alors, à partir d'une photo de bracelet, les deux couleurs présentes au sein du contour noir. Les paires de couleurs utilisées étant uniques, cela aboutira à l'identification de l'enfant portant ce bracelet coloré.

• Description du module de TdI : entrées/sorties, chaîne de traitements, détails techniques nécessaires à la compréhension de notre travail

Notre algorithme, codé en Python, prend en entrée une image sous format .jpg ou .png. Il se charge par la suite de la convertir en tableau dont chaque élément représente un pixel. Ces pixels sont définis par des tuples à trois composantes qui correspondent respectivement à la nuance de rouge, vert et bleu qu'ils contiennent (chaque composante ayant donc une valeur allant de 0 à 255).

Nous souhaitons ensuite établir un seuillage binaire en intensité de l'image d'entrée. Afin d'améliorer la précision du traitement, nous convertissons donc la dimension RVB de travail en dimension HSI (Hue = teinte, S = saturation, I = Intensity) avant d'effectuer le seuillage, qui lui attribuera une intensité de 0 ou de 1 aux pixels de l'image selon leur valeur d'intensité de départ par rapport au seuil défini au préalable.

Une fois l'image traitée, nous déterminons les pixels qui nous intéressent, c'est à dire les pixels se trouvant à l'intérieur du cadre noir. Pour cela nous réalisons plusieurs étapes :

- Une inversion de l'image (les 0 en 1 et les 1 en 0) car nous utilisons une méthode de labeling pour déterminer la plus grande composante connexe de l'inverse qui ne touche pas le bord (i.e les pixels à l'intérieur du cadre). Il s'agit là du premier parcours de l'image.
- Nous parcourons ensuite une deuxième fois l'image en créant des composantes connexes en suivant la méthode de labeling décrite par M. Roux. Pour cela nous gérons en parallèle du parcours de l'image une variable donnant le numéro de composante connexe en cours de traitement et s'incrémentant lors de la découverte

d'un pixel ayant deux antécédents de composantes non nulles et différentes, un tableau de la même taille que l'image donnant la composante connexe de chaque pixel et une liste donnant les équivalences de composantes. Un antécédent d'un pixel, s'il existe, est son voisin gauche ou son voisin supérieur. Un antécédent peut ne pas exister si le pixel se trouve sur le bord gauche ou supérieur de l'image, ou si sa valeur n'est pas égale à 1, auquel cas nous ne le prendrons donc pas en compte. On parcourt donc l'image en regardant les antécédents de chaque pixel : s'il n'y en a pas, on crée alors une nouvelle composante, et s'il n'y en a qu'un, on donne comme composante au pixel courant celle de son antécédent. S'il y en a deux, soit les composantes des antécédents sont identiques et donc le pixel à la même composante, soit ils sont différents et on attribue la plus petite composante au pixel tout en associant les deux composantes (via la liste des équivalences de composantes). On trie ensuite les correspondances, c'est-à-dire on donne un nouveau numéro aux composantes, tout en les associant. Puis on modifie l'image : pour chaque pixel dont la valeur est 1 (les pixel de valeur 0 ne sont pas modifiés), on lui donne une nouvelle valeur qui est égale à son numéro de composante connexe, c'est le troisième parcours de l'image.

- On détermine enfin les pixels faisant partie de l'intérieur du cadre, c'est à dire ceux faisant partie de la plus grande composante connexe qui ne touche pas le bord. On note le numéro de composante connexe qui nous intéresse.

Ensuite, nous définissons un tableau qui contient l'ensemble des valeurs de saturation (de 0 à 180) à qui il associe le nombre de pixels de la composante connexe principale qui ont une telle valeur d'intensité. Pour remplir ce tableau, on parcourt les pixels de la composante connexe principale et on ajoute un au nombre de pixels correspondant à la teinte du pixel courant en cours d'analyse. Pour cela on parcours en parallèle l'image de départ et le tableau des pixels avec les composantes connexes : pour chaque pixel de l'image de départ, s'il appartient à la composante voulue alors on ajoute sa valeur de saturation au tableau.

Lorsque ce tableau est construit, on identifie les deux pics principaux afin de déterminer les valeurs de teinte principales présentes dans l'image. Afin de ne pas prendre en compte les pics secondaires autours des pics principaux dû aux défauts de l'image par exemple, nous avons fait en sorte que les deux pics ne puissent pas présenter une teinte plus proche de 45 entre eux. Les couleurs choisies pour constituer les paires étant justement sélectionnées de telle sorte qu'elle ne soit pas de teinte trop proche entre elles, cela permet de déterminer effectivement les deux pics correspondants aux deux teintes dominantes sur l'image.

Base de données d'images que vous avez acquises pour le module :





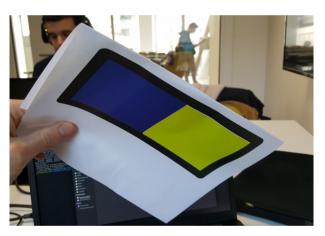


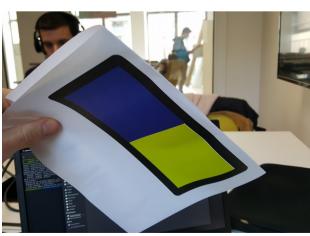


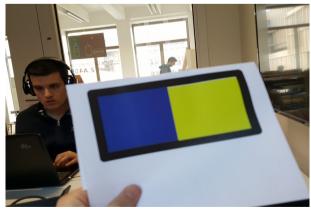




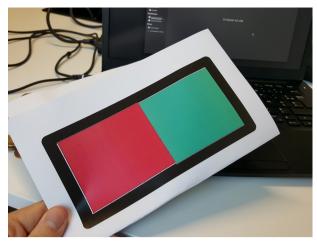


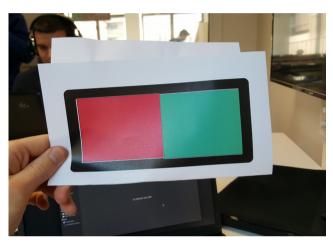














L'état d'avancement du module, difficultés rencontrées :

Au stade actuel, le module est quasiment achevé en ce qui concerne son aspect informatique. Il reste à effectuer de nombreux tests avec la caméra du robot afin de déterminer le seuil le plus adéquat à utiliser pour le seuillage binaire. Il est envisageable également d'essayer d'améliorer la complexité et donc l'efficacité de notre programme, le temps de traitement étant de l'ordre d'une seconde pour une image prise par la caméra du robot. Afin de déterminer quelle était la partie du code qui augmentait significativement la complexité de notre algorithme, nous avons effectué des tests sur des images de plus grande résolution (prises par nos téléphone portable). Le temps de traitement ayant considérablement augmenté, nous en avons déduit que c'est le temps de parcours de l'image qui est le plus déterminant dans la complexité finale de notre algorithme.

La deuxième phase de notre module consistera désormais à élaborer les bracelets que porteront les enfants, aussi bien les couleurs, que les formes, en passant par la taille et matière du bracelet. Une fois fabriqués, il nous restera encore à tester si l'algorithme reconnaît effectivement les couleurs présentes sur les bracelets à partir d'une photo prise par le robot.

Les principales difficultés rencontrées ont été la compréhension de l'utilisation

de la base HSI, ainsi que l'algorithme de détermination des composantes connexes au sein de l'image seuillée. Nous avons également eu quelques difficultés à constituer des paires de couleur qui soient reconnaissables sans confusion par notre algorithme, il nous reste d'ailleurs encore à sélectionner des couleurs plus claires pour les bracelets à l'avenir.

• Exemples de traitements sur des images significatives :

(images numérotées de 1 à 14 de haut en bas de gauche à droite)

SEUILLAGE

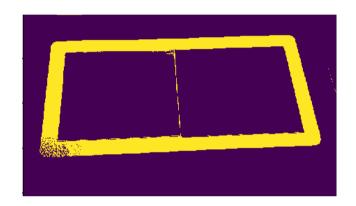


image 1, seuillage de 100 résultat : pics à 15 et 120 → bleu et jaune, correct



image 6, seuil de 80 pics à 115 et 15 → bleu et jaune, ok



image 13, seuil de 100 pics à 177 et 103 → turquoise et rouge, ok



image 14, seuil de 100 pics à 174 et 86 → turquoise et rouge, ok

```
# prog.py
001| ## MAIN
002
003
004
     découpage de l'algorithme en quatres étapes, détermination du seuillage, de la composante connexe, de
l'histogramme et enfin des pics
005| il y a donc 4 parties qui suivent, chacune implémentant une étape en une ou plusieurs fonctions
006
007
008
     def main(img):
          imageFiltree = seuillageGris(img, 100)
009
          imageComp, composante = main_composantes(imageFiltree)
histogramme = histo(img, imageComp, composante)
010
011
          l1, l2 = determinationLABEL(histogramme)
012
          return (l1,l2)
013
014
015 j
     ## FILTRE IMAGE
016
017
018
     algorithme de seuillage de l'image
019
020
021
     import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
022
     from PIL import Image
023
024
     import numpy as np
025
026
027
     def seuillageGris(img, seuil):
028
029
          image = Image.open(img)
030
          ImageTab = np.array(image)
031
          imgHSI = cv2.cvtColor(ImageTab, cv2.COLOR_RGB2HSV)
032
          dim = imgHSI.shape
          res = np.zeros((dim[0],dim[1]))
033
034
          for i in range(dim[0]):
               for j in range(dim[1]):
    if imgHSI[i][j][2] < seuil:</pre>
035
036
037
                        res[i,j] = 1
038
          return res
039
040 ## COMPOSANTES CONNEXES
041
043 Algo de reconaissance des composantes connexes d'un tableau composé de cases ayant soit 0 soit 1 pour
valeur
044| image : tableau de 0 et 1
045
046
047 | import numpy as np
048
049 # Main
050 i
051
     découpage de cette étape en sous étape, car cette étape est la plus longue et la plus compliquée
On inverse d'abord l'image, puis on détermine les composantes connexes de l'image, puis celle qui nous
052
053
intéresse
054
055
056
     def main_composantes(img):
057
          (a,b) = np.shape(img)
          inversionImage(img)
058
059
          determinationComposantes(img)
060
          interieur = determineInterieurCadre(img)
061
          return (img,interieur)
062
063 | # renvoie le numéro de la plus grande composante connexe de l'inverse de l'image qui ne touche pas le
bord, donc l'intérieur du cadre
064
     def determineInterieurCadre(image):
065
          (a,b) = np.shape(image)
          composantes = [0]
066
067
          for i in range(a):
068
               for j in range(b):
069
                   if image[i,j] not in composantes:
070
                        composantes.append(image[i,j])
071
          composantesBord = [0]
072
          for i in range(a):
               if image[i,0] not in composantesBord:
073
               composantesBord.append(image[i,0])
if image[i,b-1] not in composantesBord
074
075
                   composantesBord.append(image[i,b-1])
076
          for j in range(b):
077
               if image[0,j] not in composantesBord:
    composantesBord.append(image[0,j])
078
079
080
               if image[a-1,j] not in composantesBord:
```

```
composantesBord.append(image[a-1,j])
081
082
          tailleComposantesPasBord = []
083
          for elem in composantes:
084
              if elem not in composantesBord:
085
                   tailleComposantesPasBord.append([elem, 0])
086
          for i in range(a):
087
              for j in range(b):
088
                   pixel = image[i,j]
                   if Existe(tailleComposantesPasBord, pixel):
089
                       newVal = Recup(tailleComposantesPasBord, pixel) + 1
Modif(tailleComposantesPasBord, pixel, newVal)
090
091
          max = 0
092
093
          plusGrandeComposante = -1
          for couple in tailleComposantesPasBord:
094
              if couple[1] > max:
095
                   max = couple[1]
096
097
                   plusGrandeComposante = couple[0]
098
          return plusGrandeComposante
099
100
     def Recup(tab, cle):
          for elem in tab:
    if elem[0] == cle:
101
102
103
                   return elem[1]
104
     def Modif(tab, cle, val):
105
          for elem in tab:
   if elem[0] == cle:
106
107
108
                   elem[1] = val
109
110
     def Existe(tab, cle):
111
          for elem in tab:
112
              if elem[0] == cle:
113
                   return True
114
          else:
115
              return False
116
117
     # Fonctions
118
     def triCorrespondances(tab):
119
          for k in range(len(tab)):
    temp = tab[k]
120
121
              tab[k] = tab[temp]
122
123
124
          while k < len(tab):</pre>
125
              continu = True
126
              val = tab[k]
127
               valinf = tab[k-1]
              if val > valinf:
128
129
                   tab[k] = valinf + 1
              if k == len(tab) - 1:
130
131
                  break
132
              while continu and k<len(tab):</pre>
133
                   k += 1
                   if tab[k] == val:
134
                       tab[k] = valinf + 1
135
                   else:
136
                       continu = False
137
138
     def numsPrecedent(table, pixel, image):
139
          (i, j) = pixel
res = []
140
141
142
          if i > 0 and image[i-1,j] == 1:
143
              res.append(HashRecup(table, (i-1,j)))
144
          if j > 0 and image[i,j-1] == 1:
145
              res.append(HashRecup(table, (i, j-1)))
146
          return res
147
     def inversionImage(image):
148
          (a,b) = np.shape(image)
for i in range(a):
149
150
151
              for j in range(b):
                   image[i,j] = (image[i,j] + 1)%2
152
153
154
     def determinationComposantes(image):
155
          (a,b) = np.shape(image)
156
          composantes = HashCreation(a,b)
157
          etiquette = 0
158
          correspondances = [0]
159
          for i in range(a):
              for j in range(b):
    if image[i,j] == 1:
160
161
                       etiquettesPrec = numsPrecedent(composantes, (i,j),image)
162
                        long = len(etiquettesPrec)
163
164
                       if long == 0:
165
                            HashAjout(composantes, (i,j), etiquette)
166
                            etiquette += 1
```

```
167
                             correspondances.append(etiquette)
168
                        elif long == 1:
169
                            HashAjout(composantes, (i,j), etiquettesPrec[0])
170
171
                             num1 = int(etiquettesPrec[0])
172
                             num2 = int(etiquettesPrec[1])
173
                             HashAjout(composantes, (i,j), num1)
174
                             if num1 > num2:
                                 correspondances[num1] = num2
175
                             elif num1 == num2:
176
                                 None
177
178
                             else:
                                 correspondances[num2] = num1
179
180
          triCorrespondances (correspondances)
181
          for i in range(a):
               for j in range(b):
182
183
                   composantes[i,j] = correspondances[int(composantes[i,j])]
          for i in range(a):
184
               for j in range(b):
    if image[i,j] == 1:
185
186
187
                        image[i,j] = HashRecup(composantes, (i,j)) + 1
188
     # Dictionnaire sous forme de tableau (complexité en temps bien meilleure)
189
190
     def HashCreation(a,b):
191
          res = np.zeros((a,b))
for i in range(a):
192
193
              for j in range(b):
    res[i,j] = -1
194
195
196
          return res
197
198
     def HashAjout(table, cle, elem):
199
          table[cle] = elem
200
201
     def HashRecup(table, cle):
202
          return table[cle]
203
     def HashExiste(table, cle):
    return table[cle] != -1
204
205
206
     def HashModif(table, cle, newVal):
207
          table[cle] = newVal
208
209
210
     def HashSuppr(table, cle):
          table[cle] = -1
211
212
213 j
     ## CONSTRUCTION DE L'HISTOGRAMME ET DETERMINATION DES PICS
214
215
     import cv2
216
     import matplotlib.pyplot as plt
217
     from PIL import Image
218 i
     import numpy as np
219
     def convertToHSI(img):
220
          image = Image.open(img)
ImageTab = np.array(image)
return cv2.cvtColor(ImageTab, cv2.COLOR_RGB2HSV)
221
222
223
224
225
     def histo(img, imgConnex, n):
226
          ImHSV = convertToHSI(img)
227
          histogramme = np.zeros((180,2))
228
          for i in range(180):
229
               histogramme[i,0] = i
          dim = ImHŠV.shape
230
          for i in range(dim[0]):
231
              for j in range(dim[1]):
    if imgConnex[i][j] == n :
        histogramme[ImHSV[i][j][0],1]+= 1
232
233
234
235
          return histogramme
236
237
     import math
238
239
     def tableauCorresp():
240
          tab = []
241
          for i in range(15):
               tab.append("ROUGE")
242
243
          for i in range(30):
               tab.append("JAUNE")
244
          for i in range(30):
    tab.append("VERT")
245
246
          for i in range(30):
247
          tab.append("TURQUOISE")

for i in range(30):
248
249
250
               tab.append("BLEU")
251
          for i in range(30):
252
               tab.append("MAGENTA")
```

```
253
            for i in range(15):
             tab.append("ROUGE")
return np.array(tab)
254
255
256
257
       def determinationPics(histogramme):
            premierPic = max(histogramme)
deuxiemePic = max2(histogramme, premierPic)
258
259
260
             return (premierPic,deuxiemePic)
261
      def determinationLABEL(histogramme):
    p1,p2 = determinationPics(histogramme)
    t = tableauCorresp()
262
263
264
            print(p1,p2)
return (t[int(p1)], t[int(p2)])
265
266
267
268 def max(tab):
269
            max = -math.inf
             indice_max = -1
270
271
             for i in range(len(tab)):
                  if tab[i,1] > max:
    max = tab[i,1]
    indice_max = tab[i,0]
272
273
274 |
275 |
276 |
277 |
             \textbf{return} \ \texttt{indice}\_\texttt{max}
      def max2(tab,max1):
            max = -math.inf
indice max = -1
for i in range(len(tab)):
    if (i < (max1 - 45) or i > (max1 + 45)) and (i < (max1 + 180 - 45) or i > (max1 - 180 + 45)) and
278
279
280
281
tab[i,1] > max:
282
                        max = tab[i,1]
283
                        indice max = tab[i,0]
284
            return indice_max
```