Signaux, Sons et Images pour l'Informaticien: Classification d'images

Diane Lingrand

Polytech SI3

2017 - 2018

TP de classification d'images

- Différencier des classes d'images
- Méthodes :
  - Descripteurs des images
    - par ex : SIFT
  - classification par k-mean
    - en 2 étapes

Un exemple

Différencier les sapins et les pères Noël :


sapin0


sapin1


sapin2


sapin3


sapin4


sapin5


sapin6


sapin7


sapin8


sapin9


père 0


père 1


père 2


père 3


père 4


père 5

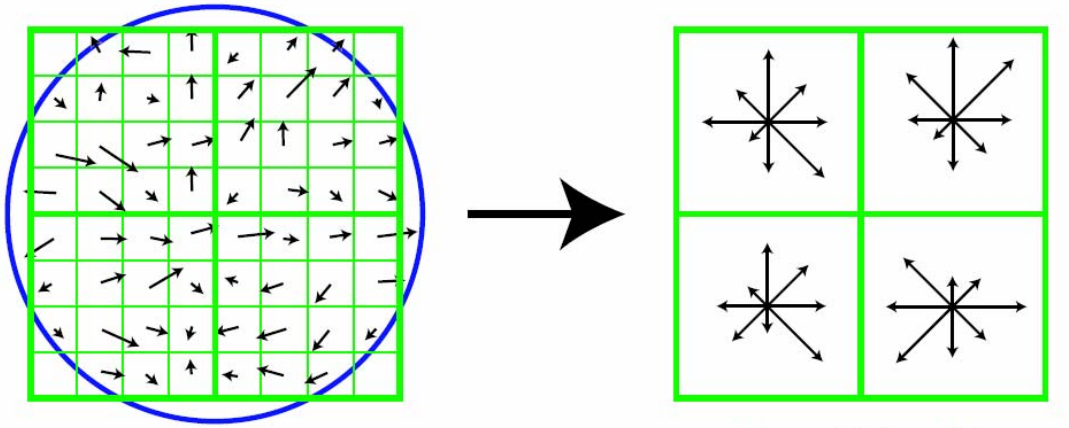

père 6


père 7


père 8


père 9

Descripteur SIFT (Rappel)



- vecteur de 128 entiers
- 4 étapes :
  - détection des points d'intérêts
  - orientation des gradients dans le voisinage (16x16 pixel en 4x4 blocs)
  - histogramme des orientations (quantifié sur 8 valeurs) par blocs de 4x4 pixels
    - $8x4 * 4 = 128$
  - normalisation

Descripteur SIFT

- Code : depuis la page de démonstration de l'auteur, David Lowe : `http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/` : `http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/siftDemoV4.zip`
- Utilisation :
  - les images en entrée sont au format PGM
  - entrée : stdin ; sortie : stdout
  - `src/siftDemoV4/sift < image.pgm > image.sift`

Pour le TP : Descripteur SIFT en python / OpenCV

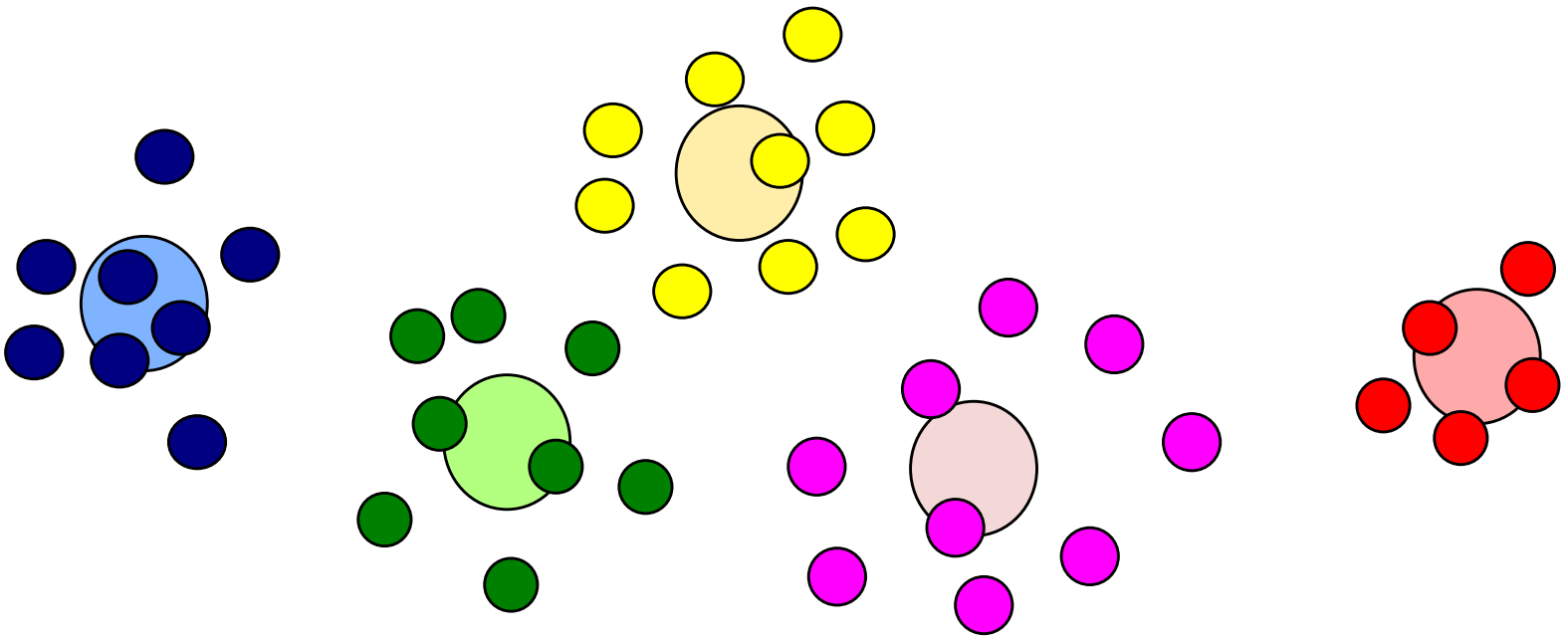
- OpenCV (Open Source Computer Vision Library) : `opencv.org`
- Installation
  - `pip3 install opencv-contrib-python`
- Utilisation

```
import cv2;
image = cv2.imread('pereNoel.jpg')
gray = cv2.cvtColor(image,cv2.COLOR_BGR2GRAY)
sift = cv2.xfeatures2d.SIFT_create()
keypoints, descriptors = sift.detectAndCompute(gray,None)
print('nb. of keypoints: ',len(keypoints))
image = cv2.drawKeypoints(gray,keypoints,image,\\
   flags=cv2.DRAW_MATCHES_FLAGS_DRAW_RICH_KEYPOINTS)
cv2.imwrite('sift_keypoints.jpg',image)
```

Pour le TP : classification par K-means, le principe (rappel)

Partitionnement d'un ensemble de données x_i en K ensembles $E_1, E_2, .., E_k$ en minimisant la somme des distances des données aux barycentres des ensembles :

$$\min \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in E_i} \|x - b_i\|^2 \text{ avec } b_i \text{ barycentre de } E_i$$



Pour le TP : classification par K-means, un code

On reprend le code python utilisé précédemment :

```
from sklearn.cluster import KMeans
monKmean = KMeans(n_clusters=nombre,
random_state=0).fit(mesDonnees)
```

Sacs de mots ou `Bag of words`

- réduire la représentation des données
- par exemple, `perenoel0.jpg` : image 275x183, 188 SIFT $= 24064$ paramètres
- un premier k-mean : on classe tous les descripteurs de toutes les images en k_1 ensembles
- pour chaque image :
  - on regarde dans quelle classe sont les différents descripteurs
  - on forme ainsi un nouveau descripteur appelé *bow*
- on cherche ensuite à classer les données représentées par *bow*

Un exemple : $k_1 = 30$; $k_2 = 2$










class 0 class 0 class 0 class 0 class 0 class 0 class 0 class 0 class 0 class 1










class 1 class 1 class 1 class 0 class 1 class 1 class 1 class 1 class 1 class 1

Vrais faux positifs négatifs

vrais positifs (VP) : données positives calculées comme positives

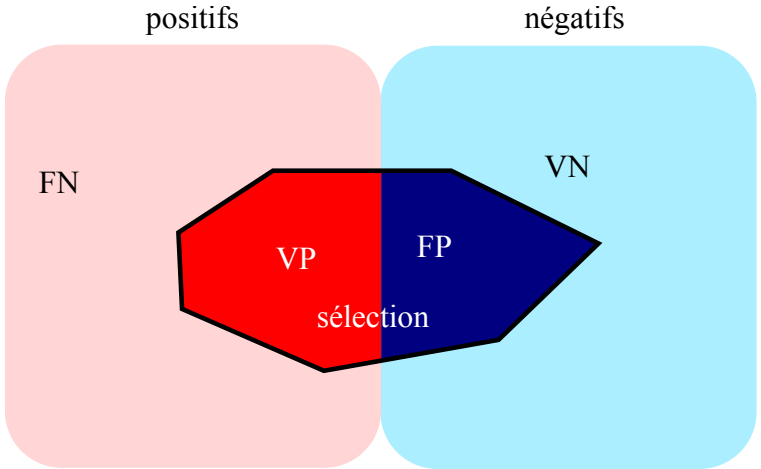
vrais négatifs (VN) : données négatives calculées comme négatives

faux positifs (FP) : données négatives calculées comme positives

faux négatifs (FN) : données positives calculées comme négatives

Matrice de confusion :

		classes estimées	
		sapin	père noël
classes réelles	sapin	9	1
	père noël	1	9



Vrais faux positifs négatifs

vrais positifs (VP) : données positives calculées comme positives

vrais négatifs (VN) : données négatives calculées comme négatives

faux positifs (FP) : données négatives calculées comme positives

faux négatifs (FN) : données positives calculées comme négatives

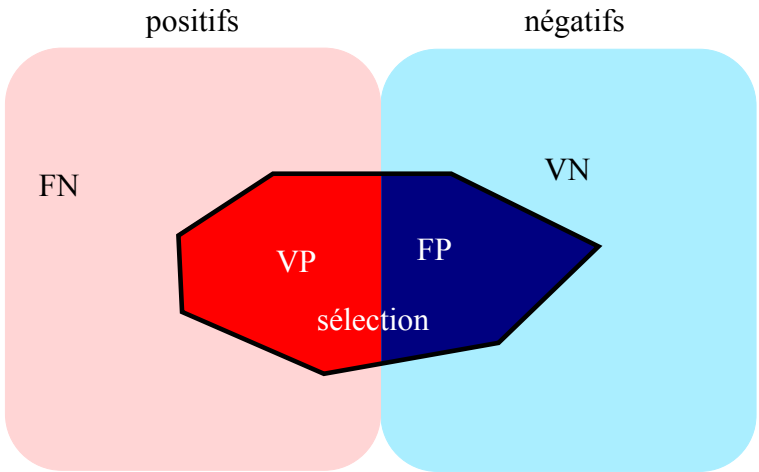
sensibilité (taux de VP) : $\frac{VP}{VP+FN}$

spécificité (taux de VN) : $\frac{VN}{VN+FP}$

précision : $\frac{VP}{VP+FP}$

rappel : $=$ sensibilité

F-mesure : $2\frac{\text{précision.rappel}}{\text{précision}+\text{rappel}}$



A vous de jouer

- Installation de `SIFT`
- Installations alternatives en Java : plugin sift de ImageJ, weka ou orange pour le k-mean (ou toute autre version)
- Choisir un problème :
  - au moins 2 classes d'images
- Trouver les images et les stocker dans un même répertoire avec des noms explicites.
- Adapter le code pour les sons `recosons2018.py` au problème des images. Pour cela, il faudra mettre en forme les descripteurs SIFT pour le kmeans (`lesSifts = np.append(lesSifts,descripteur,axis=0)`).
- Tester la méthode de classification par k-means via des *bow*. Trouver des valeurs de k correspondant à votre problème.
- Utiliser d'autres images et tester votre classification (matrice de confusion)

Les données de test

Ce sont celles qui n'ont pas été utilisées auparavant. Pour une nouvelle image, il faudra :

- extraire ses différents descripteurs SIFT
- pour chaque descripteur
  - calculer sa distance avec chaque barycentre issu de la première classification (avec k_1). Les barycentres sont stockées dans la variable `cluster_centers_`.
  - lui associer la classe correspondant à la distance la plus petite (méthode `predict`)
- construire le *bow*
- calculer la distance entre ce *bow* et chaque barycentre issu de la seconde classification (avec k_2)
- lui associer la classe correspondant à la distance la plus petite

Limitations, critiques, propositions

- k-mean : initialisation
- construction du bow par k-mean : plus proche voisin
- classification : apprentissage supervisé
- image en niveaux de gris : perte de l'information couleur
- ajouter des informations de couleur / texture

Une approche classique