Reconnaissance de visages

La reconnaissance de visages est de plus en plus utilisée de nos jours, notamment pour des aspects sécuritaires. Cette reconnaissance peut être effectuée par des attributs décrivant la forme, la couleur et/ou la texture. Dans ce TP, nous proposons de mettre en oeuvre une approche permettant de reconnaître les visages. La base d'images "ORL Database of Faces" mise à disposition par l'université de Cambridge illustre bien le challenge à relever (cf. Figure 1).

FIGURE 1 – Base d'image "ORL Database of Faces".

1 Base d'images considérée

Dans ce TP, nous proposons d'utiliser une base d'images composée de 50 classes, avec 12 images par classe. Nous allons travailler ici dans un contexte supervisé. Cela nécessite de disposer d'une sous-base d'apprentissage et d'une sous-base de test. Pour cela, nous choisissons une décomposition de type Holdout 1/2 - 1/2. Cela signifie que la moitié des images sera utilisée pour construire la sous-base d'apprentissage, les images restantes étant utilisées afin de tester la pertinence de la caractérisation. Nous proposons de considérer les images impaires comme images d'apprentissage et les images paires pour constituer la base de test.

2 Caractérisation : extraction des attributs de texture

Afin de classer nos images, il est nécessaire de les caractériser grâce à des attributs. Nous proposons dans ce TP de caractériser les visages par des attributs de texture : les motifs locaux binaires (LBP : Local Binary Pattern).

2.1 Motifs locaux binaires

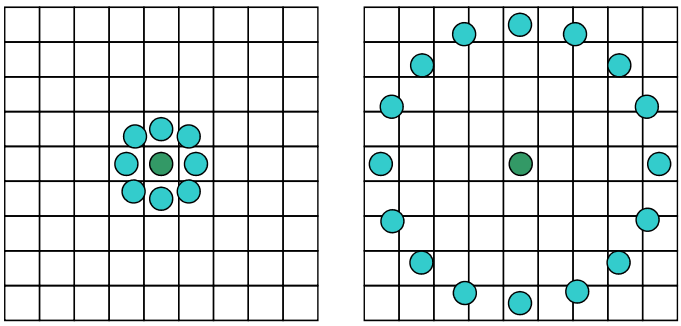
La fonction *lbp* permet de calculer les motifs locaux binaires d'une image en niveaux de gris. Elle peut être utilisée pour calculer les LBP sous leur forme classique, telle que vu en cours. L'instruction suivante permet d'accéder au LBP classique :

```
Attributs = lbp(Ima_gray,R,N,0,'h');
```

Il est également possible de calculer des variantes des LBP, comme dans l'exemple suivant :

```
mapping = getmapping(N,'u2');
Attributs = lbp(Ima_gray,R,N,mapping,'h');
```

La définition d'une texture doit impliquer un voisinage spatial. La taille de ce voisinage dépend du type de texture ou de la surface occupée par le motif définissant cette dernière. Dans la fonction *lbp*, le voisinage est défini par 2 paramètres : N, le nombre de voisins à analyser et R, le rayon du cercle sur lequel ces voisins se situent. La figure 2 illustre deux voisinages, avec différentes valeurs de N et R.



N=8, R=1 *N=16, R=4*

FIGURE 2 – Exemples de voisinages utilisés pour le calcul des LBP.

Le paramètre *mapping* permet quant à lui d'avoir accès aux variantes des motifs locaux binaires grâce à la fonction *getmapping* :

- 'u2' correspond aux LBP dits "uniformes", qui sont une version réduite des LBP classiques,
- 'ri' correspond aux LBP invariants en rotation,
- et 'riu2' va permettre de combiner les 2 options précédentes et ainsi obtenir des LBP uniformes invariants en rotation.

Le dernier paramètre est le *mode* :
- 'h' ou 'hist' permet d'obtenir un histogramme des LBP,
- 'nh' va permettre de mesurer une version normalisée de l'histogramme des LBP,
- et '' va renvoyer l'image des LBP.

1) Créer un nouveau fichier **TP.m**. Au sein de ce fichier, lire et afficher une image de la base et la convertir en niveaux de gris.

2) A l'aide de la fonction *lbp* mise à votre disposition, extraire de l'image en niveaux de gris précédemment obtenue l'histogramme des LBP sous sa forme classique et observer le résultat obtenu.

3) Comparer maintenant les différentes formes de LBP disponibles en faisant varier le voisinage considéré ($(R,N) = \{(1,8),(2,12),(4,16)\}$), ainsi que les paramètres *mapping* (utilisation de la fonction *getmapping* mise à disposition) et *mode*. On relèvera notamment la taille du vecteur d'attributs obtenu.

3 Classification

Maintenant qu'il est possible de calculer un vecteur d'attributs à partir d'une image, nous allons mettre en place la procédure de classification. Cette procédure va nous permettre d'analyser la pertinence de nos attributs en mesurant le taux d'images bien classées.

Le processus de classification est divisé en deux étapes successives :

1. La phase d'apprentissage, où l'objectif est de "construire" des classes à partir de l'ensemble d'images d'apprentissage. Pour cela, les visages présents dans les images d'apprentissage sont décrits par un ensemble d'attributs.
2. La phase de décision, durant laquelle nous utiliserons un classifieur afin d'assigner chaque image test à une classe en fonction de sa similarité. Cette similarité entre images est mesurée en comparant les vecteurs d'attributs.

3.1 Apprentissage

L'apprentissage consiste à ouvrir chacune des images de la base d'apprentissage, calculer et enregistrer dans une variable le vecteur d'attributs de chaque image d'apprentissage ainsi que la classe correspondante.

Pour cela, nous allons utiliser une boucle répétitive telle que présentée sur la page suivante.

4) Dans un nouveau script intitulé **Reconnaissance.m**, compléter le programme proposé en intégrant l'extraction des attributs de texture et réaliser l'apprentissage du processus de classification.

3.2 Décision

Nous allons maintenant mettre en place la procédure permettant de classer une image de la base test, l'objectif étant de reconnaître la personne correspondant à l'image analysée.

```
clear all;
close all;
clc;

nb_classe = 50; % défini le nombre de classes
nb_image = 12; % défini le nombre d'images par classe
nb_ima_train = 6; % défini le nombre d'images d'apprentissage par classe
nb_bins = 256; % défini la taille de l'histogramme des LBP considéré
Attributs = zeros(nb_ima_train*nb_classe, nb_bins);

%% Apprentisage
comp_train = 1;
for i=1:nb_image*nb_classe
    if(mod(i,2)~=0) % les images impaires constituent les images d'apprentissage
        % Enregistrement du numéro de la classe dans un tableau
        num_classe_train(comp_train) = floor((i-1)/nb_image) + 1;
        % Détermination du numéro de l'image
        num_image = 1 + mod(i-1,12);
        % Concaténation des chaînes de caractères
        % pour constituer le chemin d'accès au fichier image
        if (num_image < 10)
            fichier_train = ['Base\' num2str(num_classe_train(comp_train))
                                                    '-0' num2str(num_image) '.jpg'];
        else
            fichier_train = ['Base\' num2str(num_classe_train(comp_train))
                                                    '-' num2str(num_image) '.jpg'];
        end
        % Affichage du numéro de la classe
        disp([fichier_train ' Classe ' num2str(num_classe_train(comp_train))]);

        % Ouverture de l'image
        Ima_train = imread(fichier_train);

        % Conversion en niveaux de gris
        Ima_gray_train = rgb2gray(Ima_train);

        % Extraction des attributs de texture



        comp_train = comp_train + 1;
    end
end
```

Le classifieur utilisé pour cela sera l'algorithme du plus proche voisin. Cet algorithme nécessite de mesurer la distance entre le vecteur d'attributs de l'image à classer avec chacun des vecteurs d'attributs des images de la base d'apprentissage. La mesure utilisée sera ici l'intersection d'histogrammes. Plus les images sont similaires, plus l'intersection est importante. L'image à classer sera alors assignée à la classe de l'image d'apprentissage pour laquelle la distance est maximale.

5) Compléter le programme précédent afin d'ouvrir une image de la base test et classer cette image par l'algorithme du plus proche voisin.

Le taux de classification correspond au rapport entre la somme des images test bien classées et le nombre

total d'images test.

6) En vous inspirant du programme permettant l'apprentissage, compléter votre code afin de calculer le taux de classification.

7) Valider votre programme en classant les images de la base d'apprentissage : vous devez obtenir un taux de 100%.

8) Une fois votre programme validé, revenir à la classification des images test et relever le taux de classification, ainsi que les temps de traitement des phases d'apprentissage et de décision (instructions *tic* et *toc*).

9) Comparer les temps et les taux de classification obtenus en fonction des différentes variantes de LBP. La variante qui permet d'obtenir le meilleur compromis entre temps de traitement et taux de classification sera conservée pour la suite du TP.

10) Analyser et comparer les taux obtenus lorsque l'intersection d'histogrammes est remplacée par la distance euclidienne.

4 Utilisation de la couleur

Dans cette partie, nous proposons de voir si la couleur permet d'améliorer la classification.

11) Dans un nouveau script intitulé **ReconnaissanceCouleur.m**, modifier le programme précédent afin d'extraire les composantes R, G et B des images couleur. Calculer l'histogramme des LBP de chacune des 3 images-composante et concaténer au sein d'un même vecteur les histogrammes obtenus. Mesurer le taux de classification et les temps de traitement de cette approche couleur.

Matlab dispose de quelques fonctions de conversion d'espace couleur :
- *rgb2hsv* : RGB $\rightarrow$ HSV,
- *rgb2ntsc* : RGB $\rightarrow$ YIQ,
- *rgb2ycbcr* : RGB $\rightarrow$ YCbCr,
- *rgb2lab* : RGB $\rightarrow$ Lab.

12) Transformer l'image couleur dans ces différents espaces et analyser les résultats de classification obtenus.

5 Analyse centrée sur le visage

La base de données image mise à votre disposition contient des images dont le cadre comprend le visage de la personne, mais aussi ses cheveux et le haut de son buste. La couleur des vêtements portés et la prise en compte des cheveux peuvent influencer favorablement la classification. Cependant, dans la réalité, une personne ne porte pas tous les jours les mêmes vêtements, et peut décider de se coiffer différemment d'un jour à l'autre. Il est donc nécessaire de centrer l'analyse uniquement sur le visage.

13) A l'aide de l'outil *vision.CascadeObjectDetector* et des fonctions *imcrop* et *imwrite* de Matlab, construire une nouvelle base d'images correspondant aux images de la base initiale, centrées et rognées

pour ne considérer que le visage de la personne. Noter que les images 01, 02, 09 et 10 de chaque classe ne seront pas considérées ici, étant donné que le visage n'est pas détectable avec l'outil dans ces images.

14) Dans un nouveau script intitulé **ReconnaissanceCouleurVisage.m**, tester votre approche de reconnaissance de visages sur la nouvelle base d'images rognées. On notera que les tailles des images peuvent varier d'une image à l'autre suite à l'étape de rognage, c'est pourquoi il sera nécessaire d'utiliser ici les histogrammes des LBP dans leur version normalisée.

Afin d'améliorer la qualité de la reconnaissance, de nombreux auteurs proposent de diviser l'image du visage en imagettes, comme le montre la figure 3.

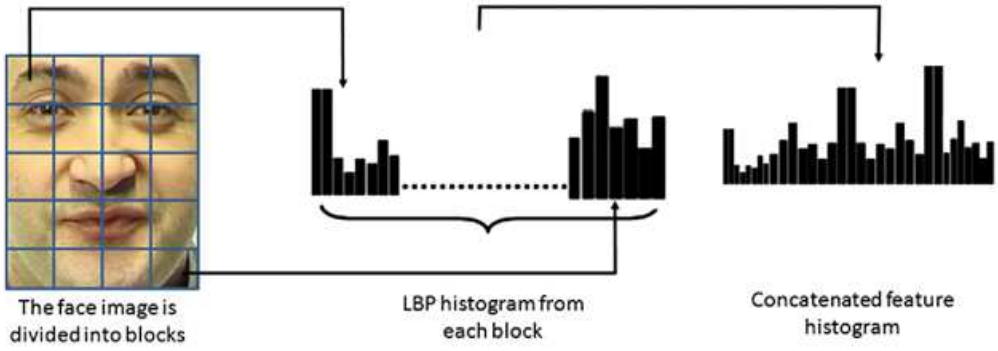


FIGURE 3 – Division en imagettes pour le calcul des LBP.

15) Dans un nouveau script intitulé **ReconnaissanceCouleurImagettes.m**, modifier le programme précédent afin de diviser chaque image en 25 imagettes.

16) Pour chaque image de la base, extraire l'histogramme des LBP de chaque imagette et concaténer au sein d'un même vecteur les histogrammes obtenus.

17) Tester et comparer votre approche en termes de résultats et de temps de traitement.