Opérateurs connexes et segmentation

Les exercices à réaliser sont situés dans la base de code que vous récupérez sur Moodle. Lisez bien le readme du dépôt pour comprendre comment l'utiliser. La majorité des fonctions demandées existent déjà dans OpenCV : **le but n'est pas d'utiliser les fonctions d'OpenCV mais de les coder vous même !** Nous utiliserons donc uniquement les conteneurs de base d'OpenCV et les fontions d'entrée/sortie.

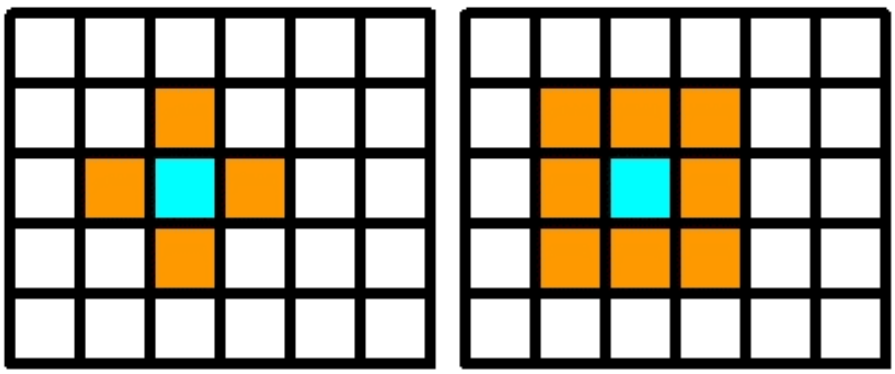
Important

Au cours de ce chapitre, vous compléterez le fichier ``tpConnectedComponent.cpp``.

Adjacence

Dans le premier chapitre nous avons vu les traitements d'histogramme qui modifient une image sans considération pour les aspects spatiaux : la façon dont la valeur d'un pixel est modifiée ne dépend pas de sa position dans l'image. Dans ce deuxième chapitre nous nous intéresserons aux relations de voisinnage entre les pixels et aux traitements qui exploitent principalement cette information.

Une image digitale peut être vue comme une grille de pixels *carrés* à coordonnées entières dans $\mathbb{Z}^2$, on parle de *pavage*, dans laquelle un pixel peut avoir 4 ou 8 pixels voisins :



Grille des pixels. A gauche, représentation du 4-voisinnage : le pixel bleu est voisin des 4 pixels jaunes situés à gauche, à droite, au dessus et en dessous. A droite, représentation du 8-voisinnage : le pixel bleu est voisin des 8 pixels jaunes qui l'entourent (les 4 directions précendentes plus les

diagonales).

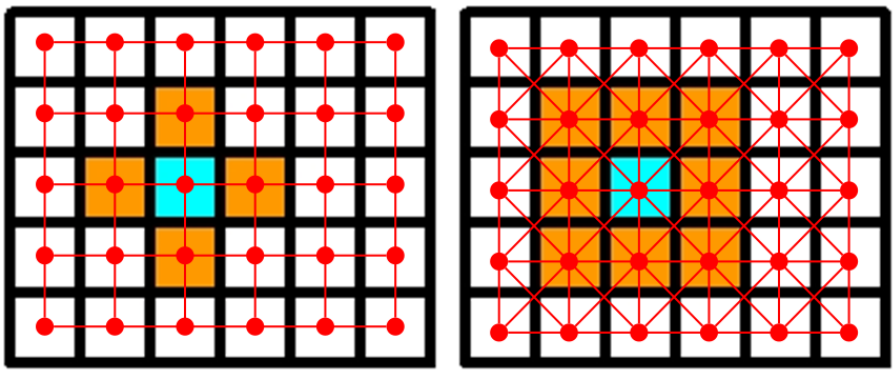
On peut formaliser ces relations de voisinnage en définissant l'ensemble des pixels voisins d'un point de coordonnées $p = (x, y) \in \mathbb{Z}^2$. L'ensemble des 4-voisins de p, noté $N_4(p)$ est donné par :

$$N_4((x, y)) = \{(i, j) \in \mathbb{Z}^2 \mid |x - i| + |y - j| = 1\}.$$

De manière similaire, l'ensemble des 8-voisins de p, noté $N_8(p)$ est donné par :

$$N_8((x, y)) = \{(i, j) \in \mathbb{Z}^2 \mid \max(|x - i|, |y - j|) = 1\}.$$

Ceci conduit en fait à définir deux graphes, le graphe de 4-adjacence et le graphe de 8-adjacence :



Chaque pixel représente un noeud du graphe, les arrêtes sont données par les relations d'adjacence N_4 à gauche et N_8 à droite.

Ce modèle permet de réutiliser les algorithmes de graphes (plus court chemin, composantes connexes, arbre couvrant de poids minimum...) pour analyser et traiter les images.

Composantes connexes

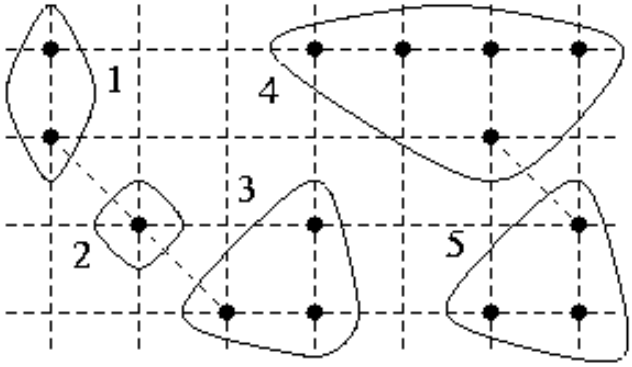
Un *chemin* A_{pq} d'un pixel p à un pixel q est une séquence de pixels $(x_1, \ldots, x_n)$ telle que :

- p et q sont le départ et l'arrivée de A_{pq} : $x_1 = p$ et $x_n = q$
- 2 points consécutifs de A_{pq} sont voisins : $\forall i = 1, \ldots, n - 1,\ x_{i+1} \in N(x_i)$

Un ensemble de pixels X est dit *connexe* si, pour toute paire de pixels $\{p, q\}$ dans X, il existe un chemin de p à q dont tous les pixels sont contenus dans X.

Une *composante connexe* d'un ensemble de pixels X est un sous ensemble $Y \subseteq X$ tel que:

- Y est connexe,
- Y est maximal pour la connexité : si on ajoute un pixel de X à Y alors ce dernier n'est plus connexe.



Exemple d'une image binaire, dont les pixels sont représentés par des ronds noirs. En 4-connexité, cette image comporte 5 composantes connexes. En 8-connexité, les composantes 1-2-3 et 4-5 fusionnent ne laissant que 2 composantes connexes.

L'algorithme fondamental qui nous intéressera par la suite est le parcours de composantes connexes. Il prend en entrée:

- une image binaire : l'image à traiter,
- un pixel p de l'image : la composante connexe contenant ce pixel sera parcourue,
- une procédure prenant un pixel en paramètre : cette procédure sera appelée une fois sur chaque pixel de la composante connexe parcourue.

Il existe plusieurs variantes de cet algorithme, en voilà une qui effectue un parcours en profondeur au moyen d'une pile :

```
def parcoursCC(image im, pixel p, callback c):
        pour tout pixel r de im:
                visiter(r) <- faux
        Pile s
        s.empiler(p)
        Tant que s n'est pas vide:
                point r = s.pop()
                c(r)
                pour tout voisin v de r:
                        si v est dans im et visiter(v) est faux:
                                visiter(v) <- vrai
                                s.empiler(v)
```

Cet algorithme s'exécute en temps linéaire $\mathcal{O}(n)$ (avec n le nombre pixels dans l'image) :

- la condition sur `visiter(v)` garantit qu'un pixel ne peut pas être mis plusieurs fois dans la pile : le nombre d'itérations de la boucle `tant que` externe est donc borné par le nombre pixels,

- le nombre d'itérations sur la boucle `pour tout` interne est constant (4 ou 8 selon l'adjacence choisie),
- dans le pire cas, la composante connexe s'étend sur toute l'image obligeant à visiter tous les pixels de l'image.

Astuce

Parcourir les voisins d'un pixels est une opération courante en traitement d'image. Une solution élégante est d'encoder la relation de voisinnage sous forme d'une liste de points avec des coordonnées relatives:

```
vector<Point2i> neighbours = {{-1,0}, {0,-1}, {0,1}, {1,0}};

Point2i pixel = {24, 12}; // coordonnées d'un pixel

//parcours des voisins de p
for(Point2i neighbour: neighbours)
{
        neighbour += pixel;
}
```

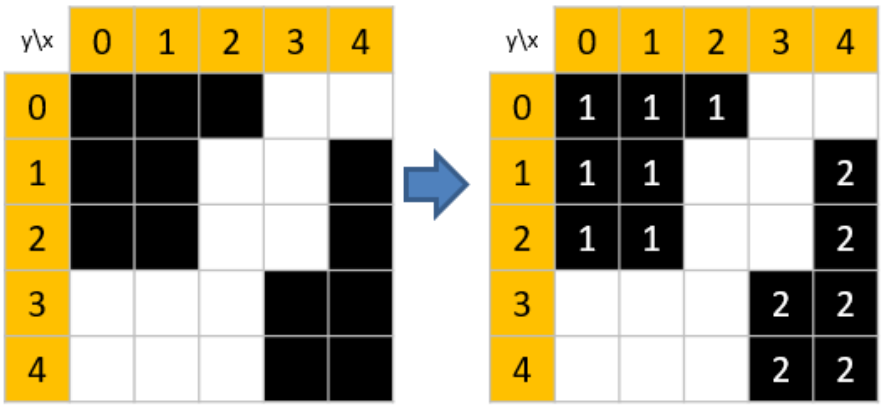
Astuce

Une image binaire peut-être vue comme une fonction dans $\{0, 1\}$ ou comme un ensemble. D'un point de vue algorithmique/mathématique, la vision ensembliste est souvent plus simple (les ensembles sont des objets plus simples que les fonctions).

Sous OpenCV, les images sont représentées par des tableaux (donc des fonctions) et le type binaires n'est pas supporté (les opérations bits à bits ne sont pas efficaces sur les ordinateurs modernes). Les images binaires sont alors généralement représentées comme des images à niveaux de gris et on considère qu'un pixel de valeur non nulle est présent dans l'image.

Labélisation

L'étiquetage en composantes connexes ou *labélisation* consiste à parcourir une image binaire en assignant un numéro à chaque composante connexe de l'image. Le résultat de l'étiquetage est une nouvelle image, de même dimension que l'image binaire d'entrée, et dont la valeur d'un pixel est égale au numéro de la composante connexe auquel il appartient.



A gauche une image binaire composée de 2 composantes connexes (en noir). A droite : résultat de l'étiquetage en composantes connexes de l'image de gauche.

A gauche une image binaire (pixels blancs). A droite : résultat de l'étiquetage en composantes connexes de l'image de gauche: afin de faciliter la visualisation, une couleur aléatoire a été assignée à chaque composante connexe au lieu d'un numéro.

Exercice 1 : Etiquetage en composantes connexes

Adaptez l'algorithme `parcoursCC` pour implémenter l'étiquetage en composantes connexes (avec la 4-adjacence) dans la fonction `ccLabel` du fichier `tpConnectedComponents.cpp`. Pensez à valider votre implémentation avec la commande `test`.

Exercice 2 : Filtre d'aire

Le filtre d'aire est un opérateur qui supprime toute les composantes connexes d'une image dont la taille (mesurée par le nombre de pixels dans la composante) est strictement inférieure à un seuil donné.

Implémentez un filtre d'aire dans la fonction `ccAreaFilter` (avec la 4-adjacence) du fichier `tpConnectedComponents.cpp`. Pensez à valider votre implémentation avec la commande `test`.

Exercice 3 : Etiquetage en composantes connexes - Mieux

La fonction de labélisation implémentée précédemment réalise une exploration en profondeur (ou en largeur) des composantes connexes de l'image. Cette approche a une complexité linéaire, ce qui est optimal d'un point de vue théorique. En pratique cet algorithme a néanmoins le désavantage de réaliser des accès aléatoires en mémoire qui pénalisent ses performances (la mémoire cache est sous utilisée et les défauts de page sont fréquents).

Il existe un autre algorithme de labélisation en composantes connexes qui traite l'image en 2 passes (les pixels sont parcourus deux fois, ligne par ligne) qui a donc l'avantage de parcourir la mémoire dans l'ordre, ce qui lui permet d'être plus performant pratique. Implémentez l'algorithme de labélisation en 2 passes dans la fonction `ccTwoPassLabel` dans le fichier `tpConnectedComponents.cpp`.

Segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images consistant à détecter et rassembler les pixels suivant des critères, notamment d'intensité ou spatiaux, l'image apparaissant ainsi formée de régions uniformes. La segmentation peut par exemple montrer les objets en les distinguant du fond avec netteté. Dans les cas où les critères divisent les pixels en deux ensembles, le traitement est une binarisation.

Exercice 4 : Seuillage par histogramme et méthode d'Otsu

L'objectif de ce premier exercice est de réutiliser les éléments acquis dans les exercices sur les histogrammes pour comprendre et implémenter une transformation décrite dans un autre contexte.

La binarisation au moyen du seuillage combiné prend en paramètre un niveau de seuillage t. Il existe différentes stratégie afin de déterminer un niveau de seuil automatiquement et ainsi avoir une fonction de seuillage sans paramètre.

La méthode d'Otsu fait partie des méthodes les plus connues pour cela. Elle est basée sur une approche *classification* : on considère que seuiller l'image à un niveau t revient à classifier les pixels de l'image en 2 classes *blanc* et *noir*. On peut alors mesurer la qualité

d'un niveau de seuillage par la qualité de la classification qu'il génère. Seuiller l'image de manière automatique revient alors à trouver le niveau de seuil qui génère la meilleure classification des pixels.

Implémentez la méthode d'Otsu dans la fonction `thresholdOtsu` du fichier `tpHistogram.cpp`. Cette méthode est décrite sur de nombreux sites Web : documentation OpenCV, page Wikipedia…

Exercice 5 : Segmentation par croissance de régions

L'approche proposée pour segmenter une image consiste à faire croître une région autour d'un pixel de départ p(x,y) nommée graine. L'agglomération des pixels n'exploite aucune connaissance a priori de l'image. En fait, la décision d'intégrer à la région un pixel voisin repose seulement sur un critère d'homogénéité imposé à la zone en croissance.

Algorithme

– Créer la liste « [S] » des points de départs (cette liste peut être réduite à un point)
– Pour chaque pixel « P » dans la liste « [S] »
1. Si le pixel « P » est déjà associé à une région, alors prendre le pixel « P » suivant dans la liste « [S] »
2. Créer une nouvelle région « [R] » (par exemple un Set de Points)
3. Ajouter le pixel « P » dans la région « [R] »
4. Calculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »
5. Créer la liste « [N] » des pixels voisins du pixel « P »
6. Pour chaque pixel « Pn » dans la liste « [N] »
(a) Si (« Pn » n'est pas associé à une région ET « R + Pn » est homogène) Alors
(b) Ajouter le pixel « Pn » dans la région « [R] »
(c) Ajouter les pixels voisins de « Pn » dans la liste « [N] »
(d) Recalculer la valeur/couleur moyenne de « [R] »
(e) Fin Si
7. Fin Pour
– Fin Pour

Notes

L'indicateur d'homogénéité peut être construit à partir d'une mesure de similarité :
Indicateur : "vrai" si Homogénéité(R) <= SEUIL, "faux" sinon.

En utilisant la définition de la variance et la formule du calcul de la distance entre 2 couleurs, on obtient :
Homogénéité(R) = Variance(pixels de R) = Moyenne(distance(pixels de R, Moyenne(pixels de R))^2)

Cette méthode est décrite sur de nombreux sites Web : documentation developpez.com, …

Exercice 6 : Segmentation par décomposition/fusion (split/merge)

Cette méthode est décrite sur de nombreux sites Web : documentation developpez.com, …