# Les exemples du cours

# Matthew OZON

November 20, 2014

## 1 Histoire

# 2 Les opérateurs : resumées

# 2.1 Translation et transposée d'ensemble

**Translation** L'opération la plus basique entre un ensemble X et un vecteur B que l'on note  $X_b$ :

$$X_b = \{x + b | x \in X\}$$

**Transposé** Operation qui transforme tout point en son "oposé", relativement á une origine. Pour un ensemble X, on note  $X^t$  son transposé qui est défini par :

$$X^t = \{-x | x \in X\}$$

# 2.2 addition et soustraction de Minkowski : les opérateurs de dilatation et d'érosion

L'addition et la soustraction de Minkowski sont définit comme suit pour deux ensembles X et B .

$$X \oplus B = \{x + b | x \in X, b \in B\} = \bigcup \{X_b | b \in B\}$$
$$X \oplus B = \{x | B_{-x} \subseteq X\} = \bigcap \{X_b | b \in B\}$$

et les opérateurs de dilatation et d'érosion sont :

$$D_B\left(X\right) = X \oplus B^t$$

$$E_B(X) = X \ominus B^t$$

Quelques propriétés intêressantes de la dilatation et de l'érosion :

- extensivité :  $E_B(X) \subseteq X \subseteq D_B(X)$
- croissance :  $X \subset Y \Rightarrow E_B(X) \subset E_B(Y)$  et  $D_B(X) \subset D_B(Y)$
- distributivité :  $E_B(X \cap Y) = E_B(X) \cap E_B(Y)$  et  $D_B(X \cup Y) = D_B(X) \cup D_B(Y)$
- connexité : non préservée par les deux opérateurs.
- composition :  $D_{B_2}\left(D_{B1}\left(X\right)\right) = D_{D_{B_5^t(B_1)}}\left(X\right)$  et  $E_{B_2}\left(E_{B1}\left(X\right)\right) = E_{D_{B_5^t(B_1)}}\left(X\right)$
- dualité :  $E_B(X) = \overline{D_B(\overline{X})}$

# 3 Ouverture, fermeture, squelétisation

Les opérateurs d'ouverture  $\mathcal{O}$ , de ferme ture  $\mathcal{F}$  et de sequéletisation  $\mathcal{S}$  sont respectivement défini comme suit :

$$X \circ B = D_{B^t} (E_B (X))$$
$$X \bullet B = E_{B^t} (D_B (X))$$

Quelques propriétés de l'ouverture et de la fermeture

- $\bullet$  croissance :  $X \subset Y \Rightarrow X \bullet B \subset Y \bullet B$  et  $X \circ B \subset Y \circ B$
- idempotence :  $(X \bullet B) \bullet B = X \bullet B$  et  $(X \circ B) \circ B = X \circ B$
- dualité :  $X \bullet B = \overline{\overline{X} \circ B}$  et  $X \circ B = \overline{\overline{X} \bullet B}$

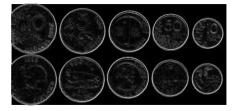
Pour démontrer ces propriétés, il suffit de les ecrire avec les definitions... ce qui peut etre un exercice.

Voici quelques exemples d'applications d'ouverture et de fermeture, figures 1 et 2.

## image originale



# Norme du gradient



## ${\bf Contours}$

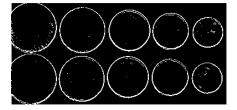
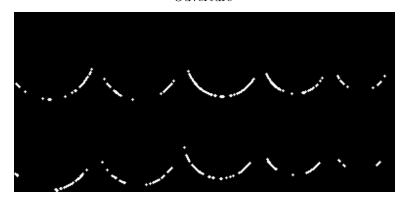


Figure 1: Image d'origine en haut, image de la norme du gradient au milieu et, en bas, image binaire des contours (seuillage de la norme du gradient à 100)

# Ouverture



# Fermeture

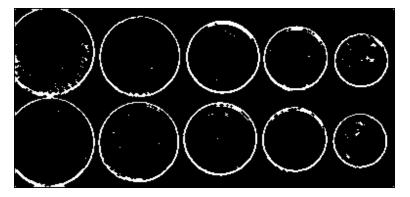
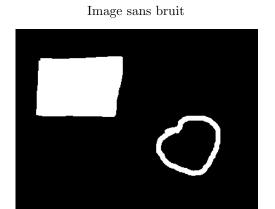


Figure 2: En haut) image ouverte, en bas) image fermée

Exemple d'utilisation pour du débruitage Dans le cas ou une image est composée de larges morceaux de même niveau (0 ou 1) avec quelques pixel altères, il est possible de faire du débruitage a partir des opérations d'ouverture et de fermeture. Voici un exemple sur les figures 3 montrant image d'origine et image bruitée, figure 4 gauche) la première étape enlevant le bruit du fond (noir) et figure 4 droite) l'étape débruitant l'objet (blanc).



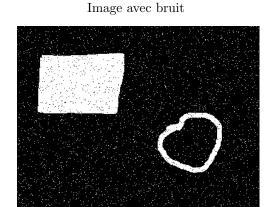
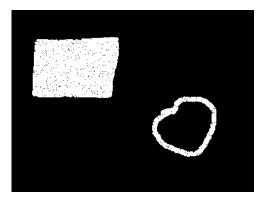


Figure 3: Image d'origine à gauche, et, à droite, image bruitée.

Remarque On peut remarquer que le filtrage n'est pas vraiment parfait, même si le bruit et complètement parti. En effet, les objets ont étés dformés pendant les étapes.

# filtrage du fond par ouverture



## Image filtree par une ouverture puis fermeture



Figure 4: Étapes du processus de filtrage : gauche) image après ouverture, droite) image après ouverture puis fermeture

#### 3.1 Hit or Miss Transform

Ou sous son nom franais, la transformée tout-ou-rien. Elle sert à extraire des motifs d'une image, par exemple les points qui sont à la fois dans l'objet et qui n'ont aucun voisin (il faut préciser le voisinage utilisé). Formellement, on la définit comme suit :

$$X \odot B = E_{Bfg}(X) \cap E_{Bbg}(\overline{X})$$

avec B = (Bfg, Bbg), ou Bfg représente l'opération sur l'objet et Bbg l'opération sur le fond. Les deux éléments structurants doivent satisfaire  $Bfg \cap Bbg = \emptyset$ 

### 3.1.1 Applications

**Points isolés** Au sens du 4-voisinage, des points isolés sont des points qui sont dans lobjet et qui n'ont pas de voisins sur le 4-voisinage, ainsi, on définit les éléments structurants :

$$B_{\rm fg} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ et } B_{\rm bg} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

on verifie bien que  $B \text{fg} \cap B \text{bg} = \emptyset$ . Voici le résultats figure 5 sur laquelle les points isolés figurent en rouge, pour une image de contour binarisée (fig. 1).

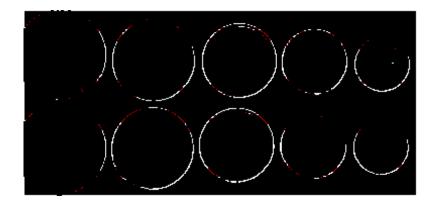
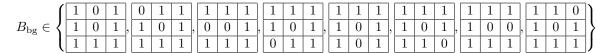


Figure 5: Les points rouge sont isolés au sens du 4-voisinage.

Extremités La détection des extrémités est plus subtile car il faut considérer plusieurs cas. Ici, on cherche à détecter les extrémités au sens du 8-voisinage. Il faut extraire tout les points qui sont dans l'objet et qui n'ont qu'un seul voisin. Pour cela, on va faire plusieurs extractions et le résultat final sera l'union de touts les résultats. Figure 6 montre le résultat de cette opération en rouge sur l'image (les points ont étés dilatés pour plus de clareté).

Voici les masque utilises :

et



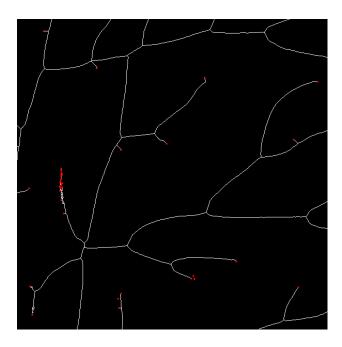


Figure 6: Les points rouge sont les extrémités au sens du 8-voisinage.

**Détection de contour et comparaison** On introduit la notion de gradient morphologique  $G_B$  comme la différence entre la dilatation et l'érosion d'une image par un élément structurant B.

$$G_{B}\left(X\right)=D_{B}\left(X\right)\backslash E_{B}\left(X\right)$$
 avec, dans notre exemple :  $B=\begin{bmatrix}0&1&0\\1&1&1\\0&1&0\end{bmatrix}$ 

En suivant la même logique qu'au paragraphe précédent, on définit aussi les pairs structurantes pour la détection de contours par transformation Tout-ou-Rien :

$$B_{\rm fg} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

et

Figure 7 et figure 8 représentent les résultats respectifs du gradient morphologique et de la détection par transformée Tout-ou-Rien en pixel rouge.



Figure 7: Les points rouges sont les contours au sens du gradient morphologique

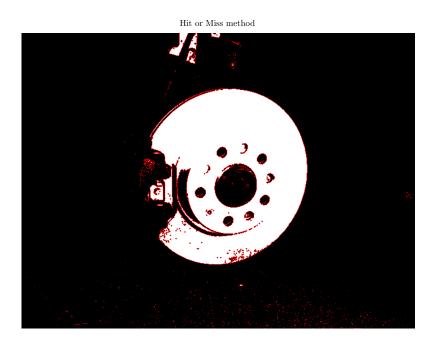


Figure 8: Les points rouges sont les contours au sens de la transformee Tout-ou-Rien

#### 3.2 Lien entre dilatation et carte de distance

La dilatation d'une image a déjà été introduite, il ne reste que la notion de carte de distance. C'est tout simplement une image qui en chaque point donne la distance  $\tilde{a}$  l'objet le plus proche. Elle est implémentée dans l'opérateur bwdist sous octave

La figure 9 montre le résultat d'une dilatation par la méthode utilisant la somme de Minkowski (la ligne du haut) et le seuillage de la carte de distance.

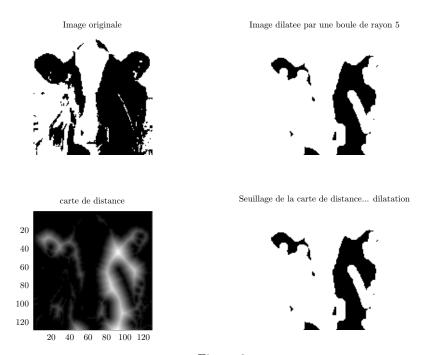


Figure 9

# 4 Divers applications

#### 4.1 Application de l'érosion : détection de la période d'un motif

En choisissant judicieusement un élément structurant, on peut utiliser l'érosion pour détecter la période d'un motif dans une image. Par exemple pour une image comme celle de la figure 10, on peut utiliser un élément s structurant ligne  $B_{\text{ligne}}^{(n)}$  tel que :

$$B_{\text{ligne}}^{(n)} = \underbrace{\begin{array}{c|cccc} 1 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ \end{array}}_{\text{n z\'eros}}$$

et en utilisant une formule de covariance comme :

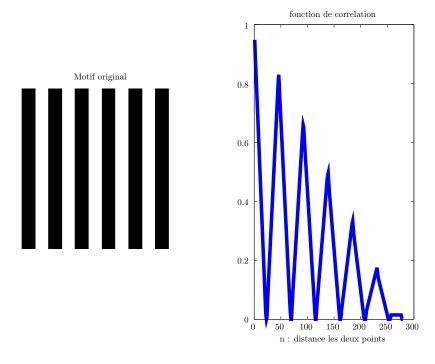


Figure 10: Image de rayure verticale a droite et fonction de corrélation (morphologique) entre l'image originale et son érodée par une pair de point distante de n

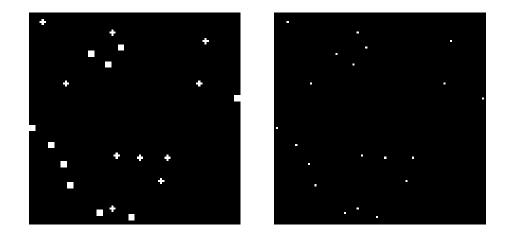


Figure 11: Image d'origine a gauche et résultat de lérosion par la boule unité au sens du 4-voisinage à droite

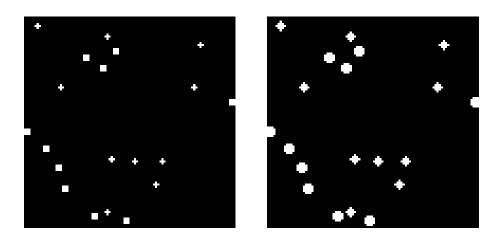


Figure 12: Image d'origine a gauche et résultat de la dilatation par la boule unité au sens du 4-voisinage à droite

### 4.2 granulométrie

En morphologie, la granulométrie est la mesure de granularité qui consiste à dénombrer les grains en fonction de leur tailles. Une approche possible est "débruiter" l'image X par des éléments structurant  $B_n$  de plus en plus grand et de compter le nombre de pixels restants. Plus formellement, la fonction granulometrique peut se definir comme l'application  $\gamma_n$  pour  $n \in \mathbb{R}$  telle que

$$\gamma_n: \mathfrak{X} \longrightarrow \mathbb{N}$$
$$X \longmapsto |X \circ B_n|$$

ou |A| denote le cardinal de l'ensemble A et  $B_n = \underbrace{B \oplus \ldots \oplus B}_{\text{n fois}}$ . Par convention,  $B_0$  est le singleton

{1} centré sur lui même. On remarque que cette mesure depend du l'élément structurant utilisé.

## 4.3 Comptage de connexité

On considère le graphe  $\mathcal{G} = (\mathcal{X}, \mathcal{E})$  avec  $\mathcal{X}$  un ensemble de points et  $\mathcal{E}$  un ensemble d'arètes (paires de points). Le nombre de connexité  $N_c$  du graphe  $\mathcal{G}$  est définit comme :

$$N_c = N_s - N_a + N_f$$

ou  $N_s$  est le nombre de sommet  $(|\mathcal{X}|)$ ,  $N_a$  le nombre d'arêtes  $(|\mathcal{E}|)$  et  $N_f$  le nombre de faces de G.

Une face f du graphe G est une cycle de longueur au moins égale à 3 et ne contenant aucun sommet ou arète en son intérieur. On appelle cycle une chaîne fermée et simple (constituée d'arêtes distinctes).

Avec Hit-or-Miss? Oui il y a une possibilité. Il suffit de considérer l'image binaire comme un graphe dont les sommets sont les pixels. En analisant la maille élémentaire , on peut montrer que

$$N_c = \left| X \odot \left\{ \begin{array}{|c|c|c} \hline 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 \end{array}, \begin{array}{|c|c|c} \hline 0 & 1 \\ \hline 1 & 1 \end{array} \right\} \right| + \left| X \odot \left\{ \begin{array}{|c|c|c} \hline 1 & 0 \\ \hline 0 & 1 \end{array}, \begin{array}{|c|c|c} \hline 0 & 1 \\ \hline 1 & 0 \end{array} \right\} \right| - \left| X \odot \left\{ \begin{array}{|c|c|c} \hline 1 & 1 \\ \hline 1 & 0 \end{array}, \begin{array}{|c|c|c} \hline 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 \end{array} \right\} \right|$$

# 4.4 Squelette

$$S_{B}\left(X\right) = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} \left(E_{B_{n}}\left(X\right) \setminus \left(E_{B_{n}}\left(X\right)\right) \circ B\right)$$

où  $B_n = \underbrace{B \oplus \ldots \oplus B}_{n \text{ fois}}$  et par convention  $B_0$  est l'ensemble de un pixel à l'origine. En pratique, on ne fait pas tendre n vers  $+\infty$ , mais on s'arrête quand on atteint idempotence.

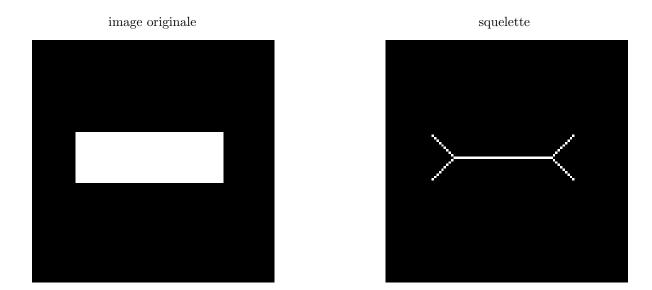


Figure 13: Image d'origine, un rectangle, à gauche, et, à droite, le squelette.



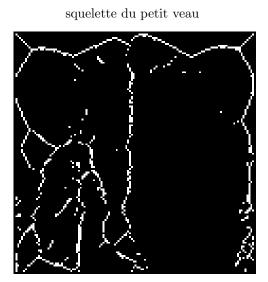


Figure 14: Image de veau segmentée, à gauche, et, à droite, le squelette.