



Nom et Prénom : BATTACHE Nassim, DJOUAD Iskander.

Master 1 OIVM - Optique Image Vision MultiMedia

Analyse et traitement des donnée numérique

Traitement des images Travaux Pratiques final

Abstract :

Ce rapport résume le traitement d'image sur les grains de riz.

Introduction

Dilatation

Erosion

Ouverture

Fermeture

Granulométrie

Squelette par ouverture

Segmentation par ligne de partage des eaux (watershed)

Conclusion

Introduction :

L'acquisition d'images numériques est une pratique très répandue dans le milieu scientifique pour observer des échantillons et illustrer des résultats. Les récents développements des techniques d'imagerie permettent maintenant d'acquérir des images à des échelles très variées (microscopie à force atomique par exemple), d'explorer des structures tri-dimensionnelles (IRM, Tomographie, microscopie confocale...), et même d'obtenir des informations localisées sur la composition interne des échantillons via l'imagerie hyperspectral (Raman, micro-spectroscopie infrarouge...).

Qu'est-ce que l'analyse de l'image :

Une question qui se pose de plus en plus est d'utiliser ces images pour pouvoir mesurer de manière quantitative l'information observée, et ainsi utiliser l'image comme instrument de mesure. Dans un premier temps, il est possible de mesurer certains paramètres simples « à la main », tels que le nombre de cellules, le diamètre apparent des particules... Cette approche est vite limitée pour plusieurs raisons : pour un grand nombre d'images le temps nécessaire devient vite prohibitif, la répétabilité des mesures n'est pas assurée, et la manipulation de certaines images (3D, multispectrales...) est complexe. De plus, on observe parfois des différences (textures, couleur...) que l'on ne sait pas toujours quantifier « à l'œil ».

Le but de l'analyse d'images est de fournir des méthodes pour décrire de manière quantitative l'information fournie par les images numériques. Ses avantages sont multiples :

automatisation des traitements (gain de temps)

répétabilité des résultats

large choix d'outils

Comment analyser les images :

Une chaîne de traitement classique comprend les étapes suivantes :

- **Pré-traitement**, pour corriger les défauts dus à l'acquisition
- **Normalisation**, pour repositionner les images dans un repère physique, de manière à pouvoir comparer les images entre elles
- **Amélioration de l'image**, ou encore filtrage, pour mettre en valeur les informations utiles et réduire les informations parasites (le bruit)
- **Segmentation de l'image**, pour identifier les structures d'intérêt (des particules, des régions homogènes...)
- **Analyse des particules** ou des régions, pour quantifier la taille, la forme, ou la texture des objets d'intérêt

Qu'est-ce que l'image numérique :

on rencontre couramment deux types d'images qui sont les images matricielles et vectorielles.

C'est quoi la différence entre les deux ?

Les images matricielles consistent à un tableau de deux dimensions ou plus, chaque case de cette matrice contient la valeur d'un pixel (du pixel concerner).

Les images vectorielles représentent une image sous la forme d'une série de primitives géométriques : segment, point, polygone... un avantage de ce type d'image est que l'on peut grandir l'image sans perdre sa qualité contrairement aux images matricielles.

Dans le cadre du traitement d'images, on travaille exclusivement sur des images matricielles. Les images vectorielles ne sont utilisées que pour sauvegarder des graphiques de résultats. Cependant, on ne se limite pas forcément aux images à deux dimensions.

En pratique, une image matricielle est soumise à deux types de perte d'information :

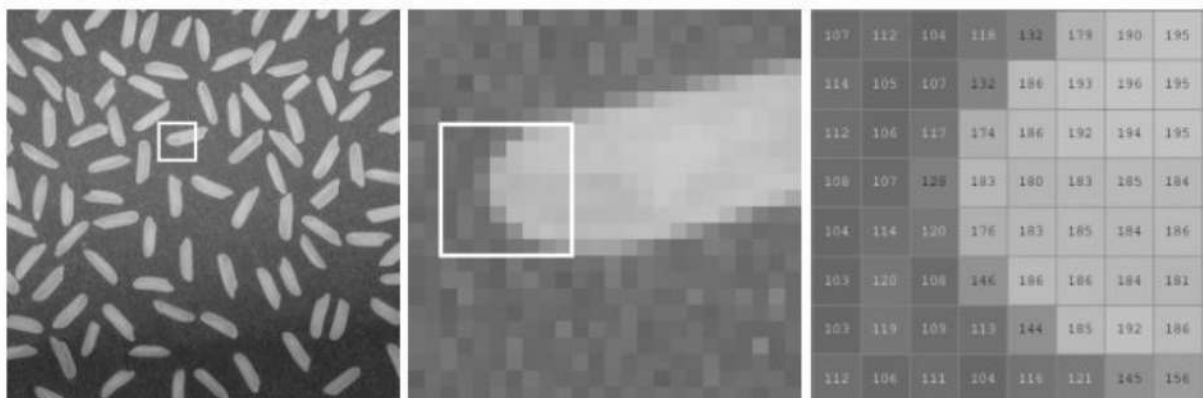
- **une discrétisation dans l'espace**, qui ne mesure la valeur des pixels que pour un nombre fini de positions
- **une quantification de la valeur des pixels** en un nombre fini de valeurs, qui résulte de la conversion d'un signal analogique vers un signal numérique

Image en niveaux de gris :

On peut classer les images en fonction de l'information contenue par chaque pixel

Quantification de niveau de gris :

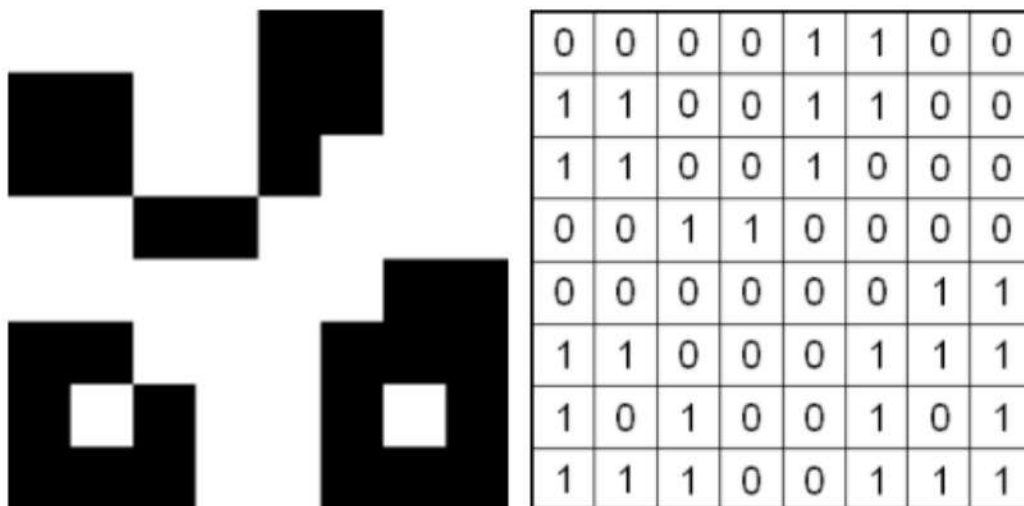
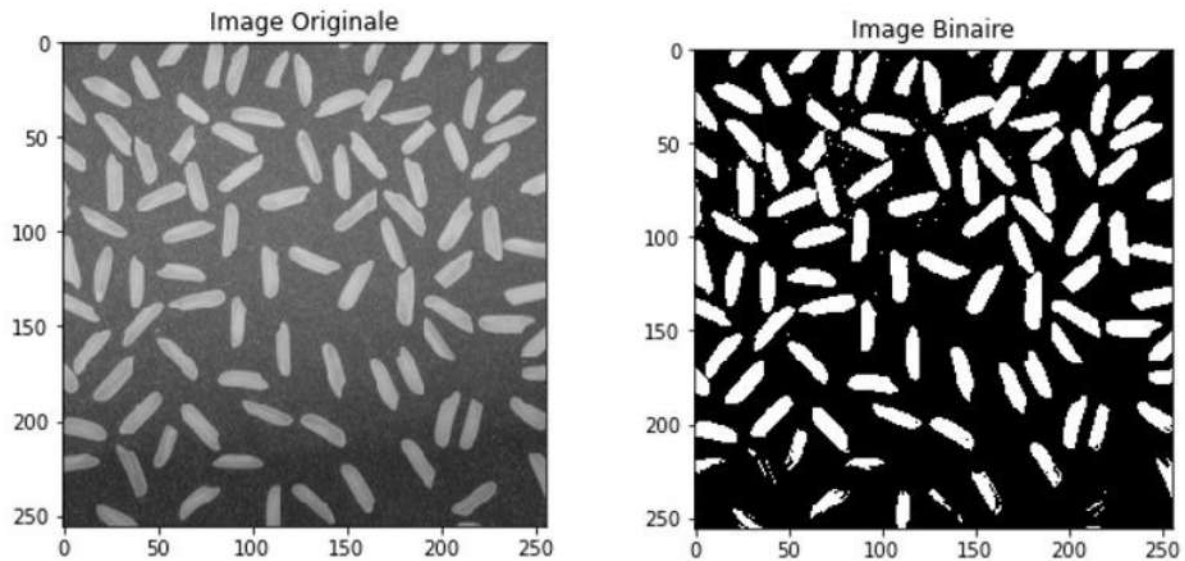
Les images les plus simples contiennent une valeur d'intensité, codée sur un nombre fini de niveaux de gris (on abrège parfois niveaux de gris en NDG). Le plus souvent, le nombre de niveaux de gris est codé sur 256 valeurs, le noir correspondant à la valeur 0 et le blanc à la valeur 255



Images binaires :

Les images binaires sont des images en niveau de gris particulières, dont les valeurs valent soit 0 (noir), soit 1 (blanc). On cherche souvent à se ramener les images de

départ à des images binaires, car il est très facile ensuite d'identifier les objets présents (voir figure).



Morphologie mathématique :

La **morphologie mathématique** est une classe d'opérateur de traitements d'images qui a été développée à l'origine pour des images binaires, mais qui a depuis été étendue aux images en niveaux de gris. Les outils seront présentés ici sur des images binaires.

Les opérateurs morphologiques travaillent aussi sur le voisinage local de chaque pixel. La forme de ce voisinage est appelée **élément structurant**. Comme pour les filtres linéaires ou médian, on peut utiliser des éléments structurants de taille et de forme variées. Les éléments structurants couramment utilisés sont le disque, isotrope, et le carré, qui permet d'accélérer les calculs.

Parmi les opérateurs morphologiques :

La dilatation et l'érosion morphologiques

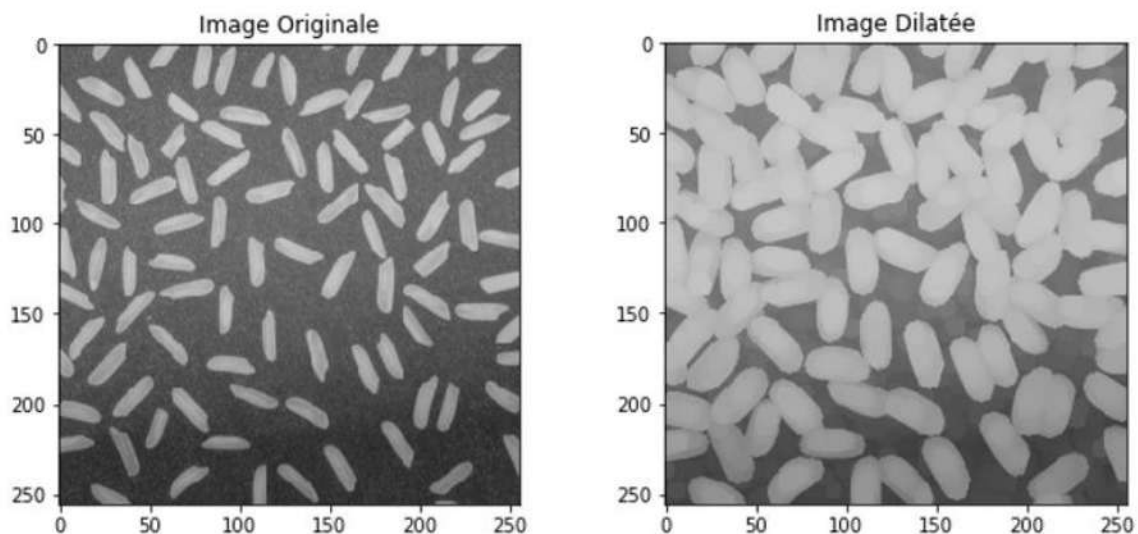
L'ouverture et la fermeture morphologiques

La dilatation morphologique :

La dilatation morphologique définit la valeur d'un pixel au maximum sur toutes les valeurs de pixel dans un voisinage local centré sur lui. Les valeurs où l'empreinte est 1 définissent ce voisinage. La dilatation agrandit les régions claires et rétrécit les régions sombres.

Pour cela il faut utiliser la fonction dilatation qui se trouve dans la bibliothèque skimage. morphology afin de renvoyer la dilatation morphologique en niveaux de gris d'une image.

En plus une dilatation morphologique consiste à déplacer l'élément structurant sur chaque pixel de l'image, et à regarder si l'élément structurant « touche » (ou plus formellement intersecte) la structure d'intérêt. Le résultat est une structure qui plus grosse que la structure d'origine. En fonction de la taille de l'élément structurant, certaines particules peuvent se trouver connectées, et certains trous disparaître.

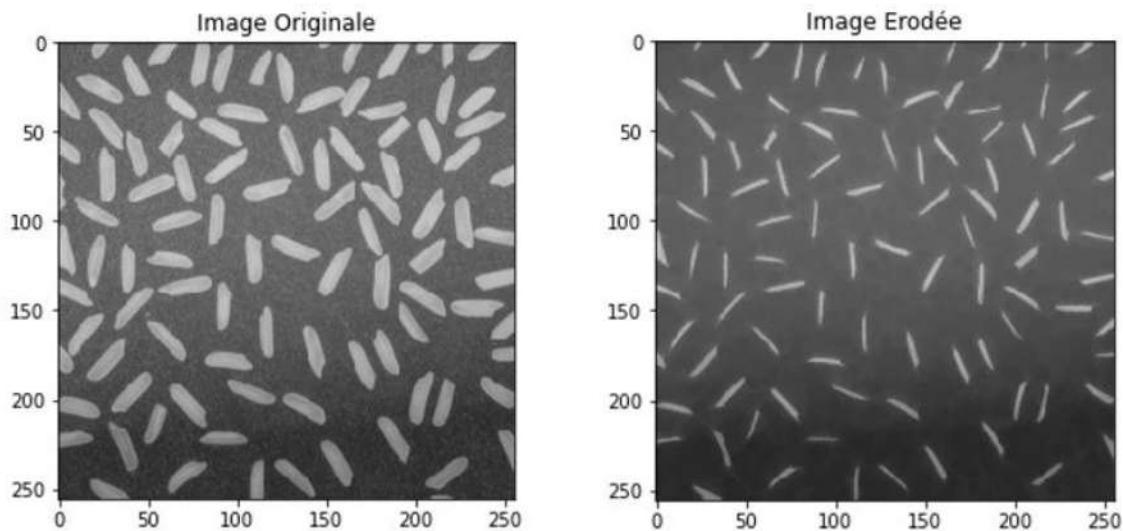


Erosion morphologique :

L'érosion morphologique définit un pixel en (i,j) au minimum sur tous les pixels du voisinage centré en (i,j) . L'érosion rétrécit les régions claires et agrandit les régions sombres.

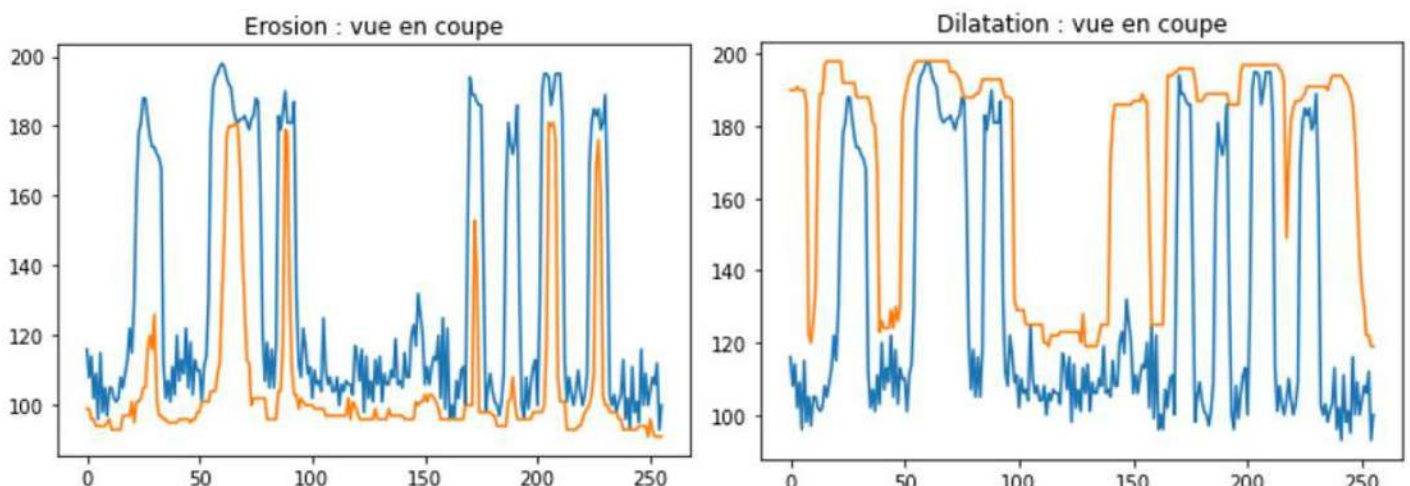
Pour réaliser L'érosion morphologique sur une image au niveau du gris on utilise la fonction python érosion qui Renvoie l'érosion morphologique en niveaux de gris d'une image.

en plus L'érosion est l'opération inverse, qui est définie comme une dilatation du complémentaire de la structure. Elle consiste à chercher tous les pixels pour lesquels l'élément structurant centré sur ce pixel touche l'extérieur de la structure. Le résultat est une structure rognée. On observe la disparition des particules plus petites que l'élément structurant utilisé, et la séparation éventuelle des grosses particules.

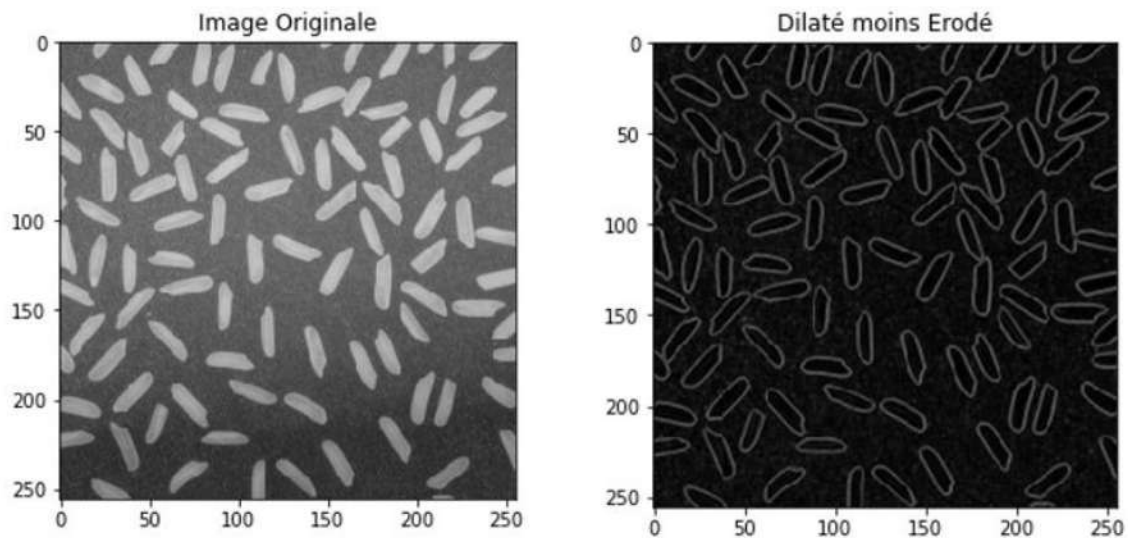


Effets de la dilatation ainsi que l'érosion observés sur une coupe de l'image

Sur ce point on Prend une coupe de l'image et afficher sur une même courbe les niveaux de gris de l'image originale, de son dilaté et de son érodé.



On peut remarquer qu'en niveaux de gris, l'érosion est équivalente à l'application d'un filtre minimum, tandis que la dilatation est équivalente à l'application d'un filtre maximum.



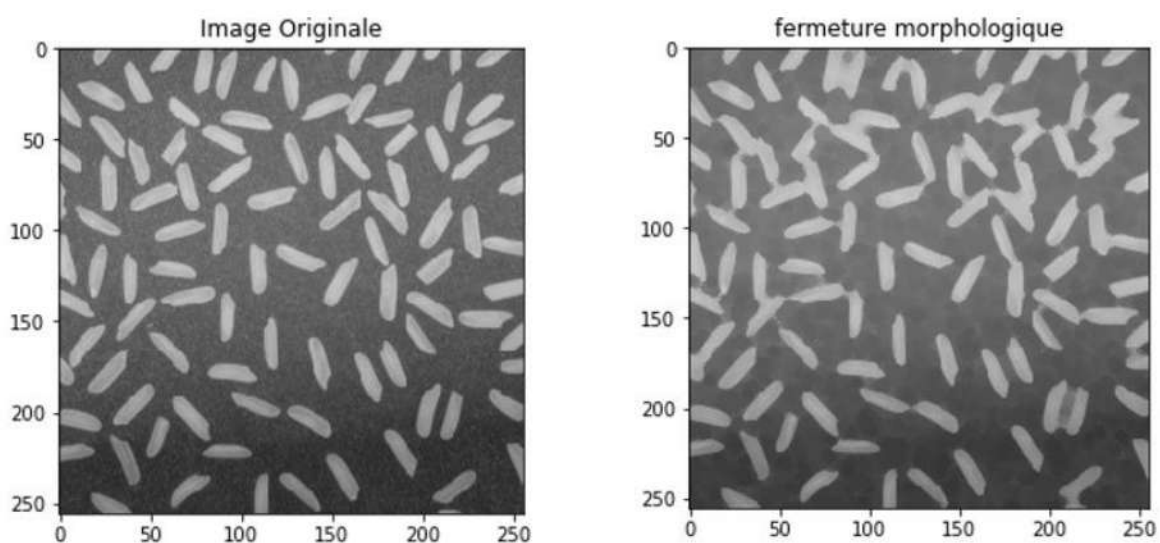
Uniquement en basant sur les graphes ci-dessus on peut conclure que la différence « dilaté – érodé » est presque une opération neutre qui se fait sur l'image de Garin de riz.

Dans le cas où on soustrait l'érosion du dilaté on aura ~ la courbe en bleu qui est l'image originale. (on remarque bien que la taille des grains de riz sont conservés).

L'érosion et la dilatation ont l'inconvénient de modifier fortement la taille des structures dans l'image. Pour réduire cet effet, on les utilise souvent en combinaison.

La fermeture morphologique :

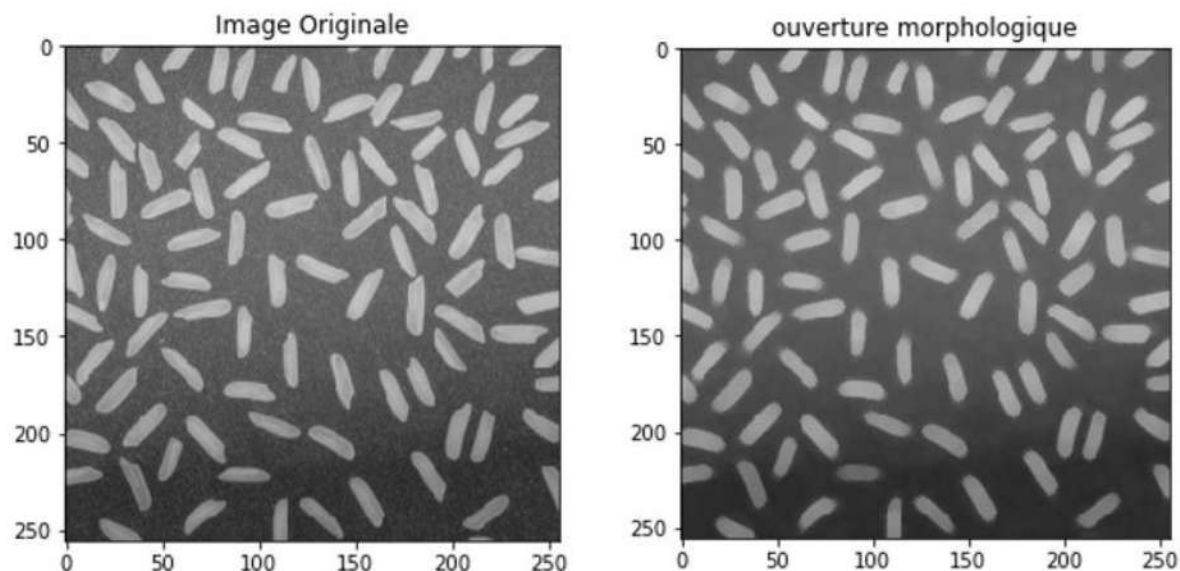
On définit ainsi la **fermeture morphologique** comme une dilatation suivie d'une érosion. La fermeture a pour effets :



de faire disparaître les trous de petite taille dans les structures, de connecter les structures proches.

L'ouverture morphologique :

De manière duale on définit l'**ouverture morphologique** comme une érosion suivie d'une dilatation. L'ouverture a pour effets :



de faire disparaître les petites particules (dont la taille est inférieure à celle de l'élément structurant)

de séparer les grosses particules aux endroits où elles sont plus fines.

L'ouverture et la fermeture morphologique ont une **propriété d'idempotence** : le résultat ne change pas si on applique plusieurs fois l'opérateur, il suffit de l'appliquer une seule fois.

L'ouverture et la fermeture morphologique changent relativement peu la forme des grosses particules. En revanche, elles permettent de faire disparaître facilement les petites particules isolées, ou les petits trous à l'intérieur des structures. On les utilise donc souvent pour nettoyer le résultat d'une binarisation.

On constate que la fermeture morphologique permet de garder les contours des grandes cellules, tout en supprimant les détails non pertinents.

Approfondissement :

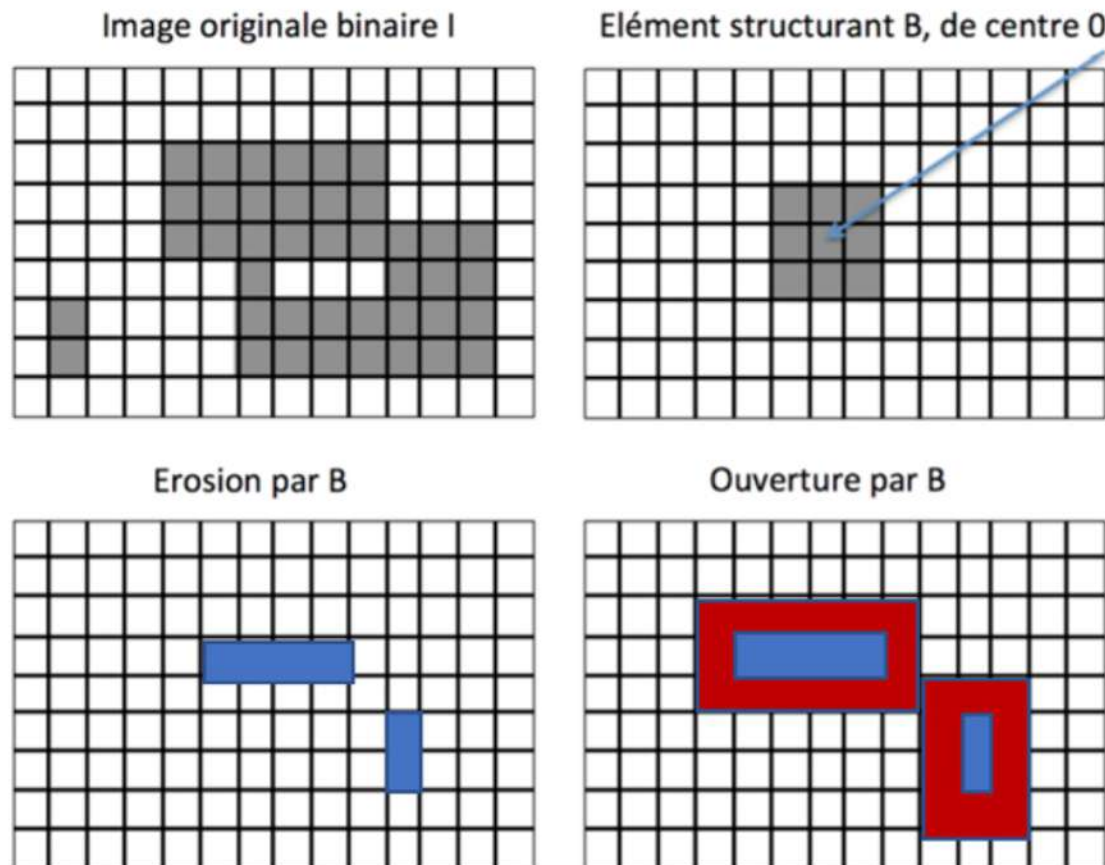
Dans cet exercice On considère l'image I ci-dessous et l'élément structurant unitaire B correspondant au carré 8-connexités.

. Les pixels sombres sont à la valeur 1 ; les pixels clairs à la valeur 0.

Dans le cas de l'érosion il faut placer chaque pixel de l'élément structurant sur chaque pixel de l'image binaire I. Puis mettre le pixel centré à 1 si tous les de l'élément structurant placé sont 1

L'Ouverture de l'image I par l'élément B, notée $I \circ B$. C'est l'opération correspondant à l'érosion par B suivie de la dilatation par B. Soit : $I \circ B = (I - B) \oplus B$.

les résultats de l'érosion de I par B et de l'ouverture de I par B est illustrer sur la figure suivant :



L'effet de l'érosion est d'abord de rétrécir la figure, la hauteur et largeur de la figure érodée sont les différences respectivement des hauteurs et largeurs de la figure originelle et de l'élément structurant

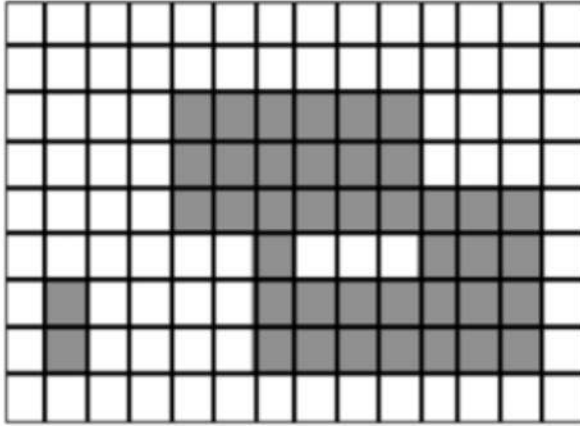
Après avoir dilaté l'image érode en remarque que L'ouverture élimine dans une figure toutes les parties plus étroites que l'élément structurant, et en déforme les coins convexes.

Analyse granulométrique :

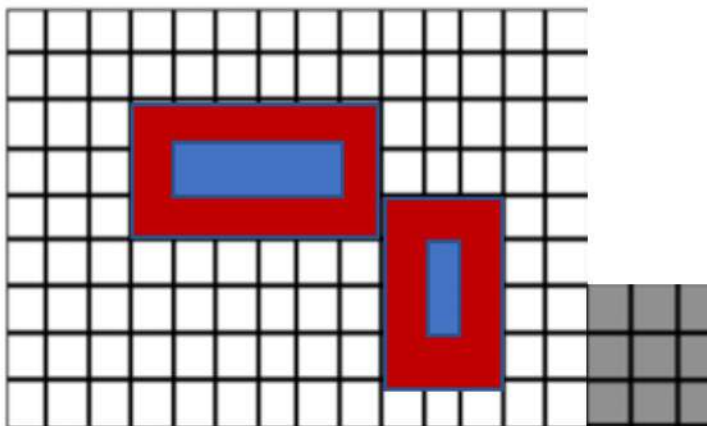
Effectuer une analyse granulométrique d'une image binaire ou numérique f consiste alors à associer à chaque valeur λ une mesure sur l'image $\psi_\lambda(f)$. Les courbes d'enduites sont

appelées courbes granulométriques. En pratique, on utilise souvent le spectre granulométrique qui est la dérivée de la courbe granulométrique et qui considère l'information perdue d'un niveau granulométrique à un autre.

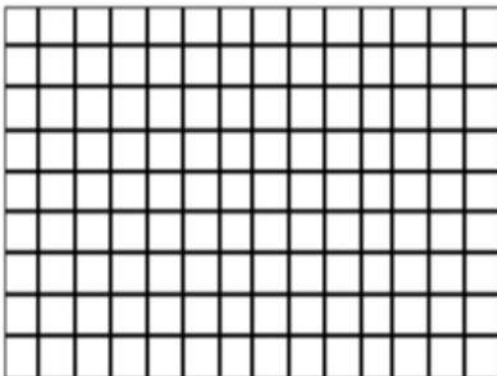
Ouverture par un élément structurant 1X1 centre



Ouverture par un élément structurant 3X3 de 0 centre



Ouverture par un élément structurant 4X4 de 0 centre



L'idée de la granulométrie par morphologie mathématique est d'appliquer à l'image des filtres définis par un élément structurant de forme donnée, et dont la taille varie. En mesurant les variations de l'image entre deux tailles de filtres, on construit des courbes qui informent sur la distribution de taille en niveaux de gris des structures observées.

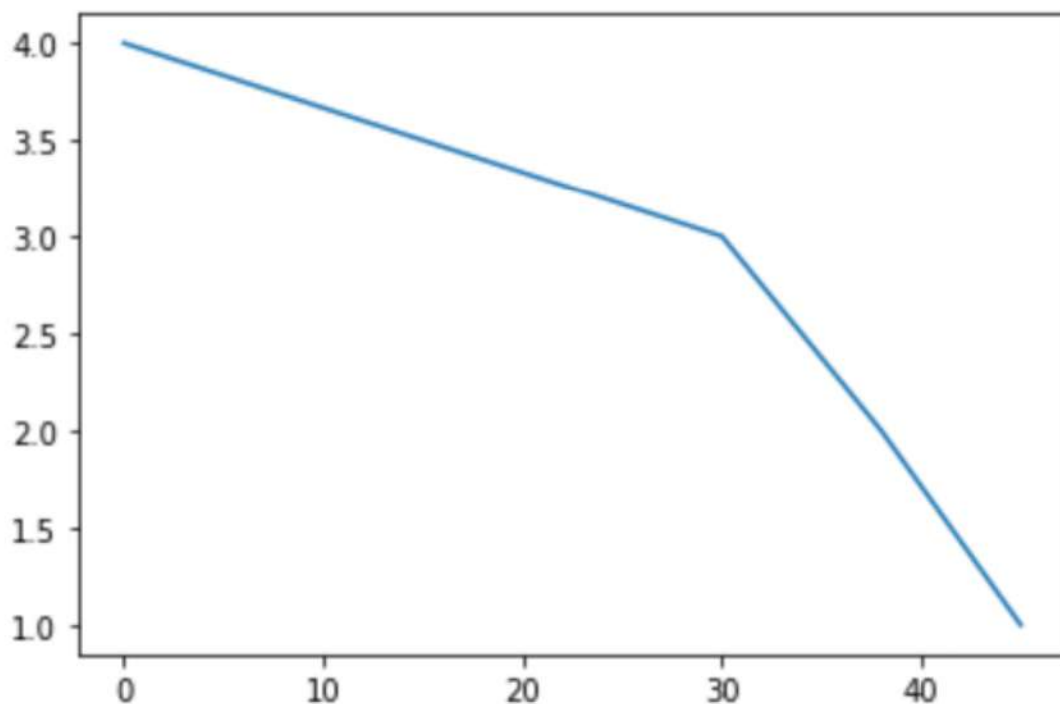
En appliquant des ouvertures de taille croissante, on fait disparaître des structures claires de plus en plus grandes. De manière similaire, en appliquant des fermetures morphologiques de taille croissante, les structures sombres disparaissent progressivement. On réalise ainsi un tamisage de l'image, en séparant les structures de l'image en fonction de leur taille.

On mesure la différence entre deux images en calculant la somme des niveaux de gris de chaque image. La courbe de la somme des niveaux de gris augmente ou diminue de manière monotone, et finit par atteindre un plateau. La dérivée de cette courbe correspond à une distribution des tailles des structures de l'image.

Le tracer de la courbe d'enduite (courbe granulométrique) :

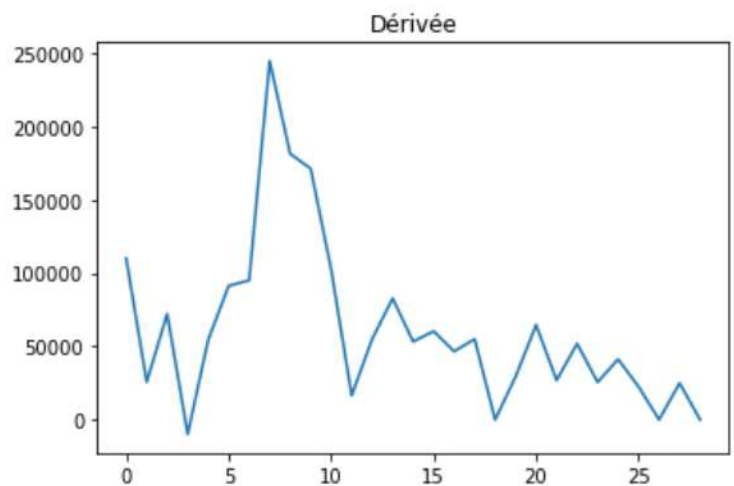
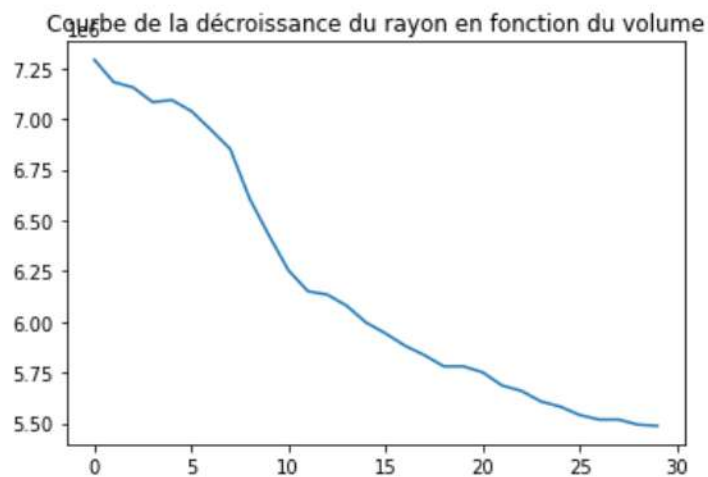
```
I = [45 , 38 , 30 , 0]  
t = [1, 2, 3 , 4]  
plt.plot(I,t)
```

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x7ff17c1a0b50>]



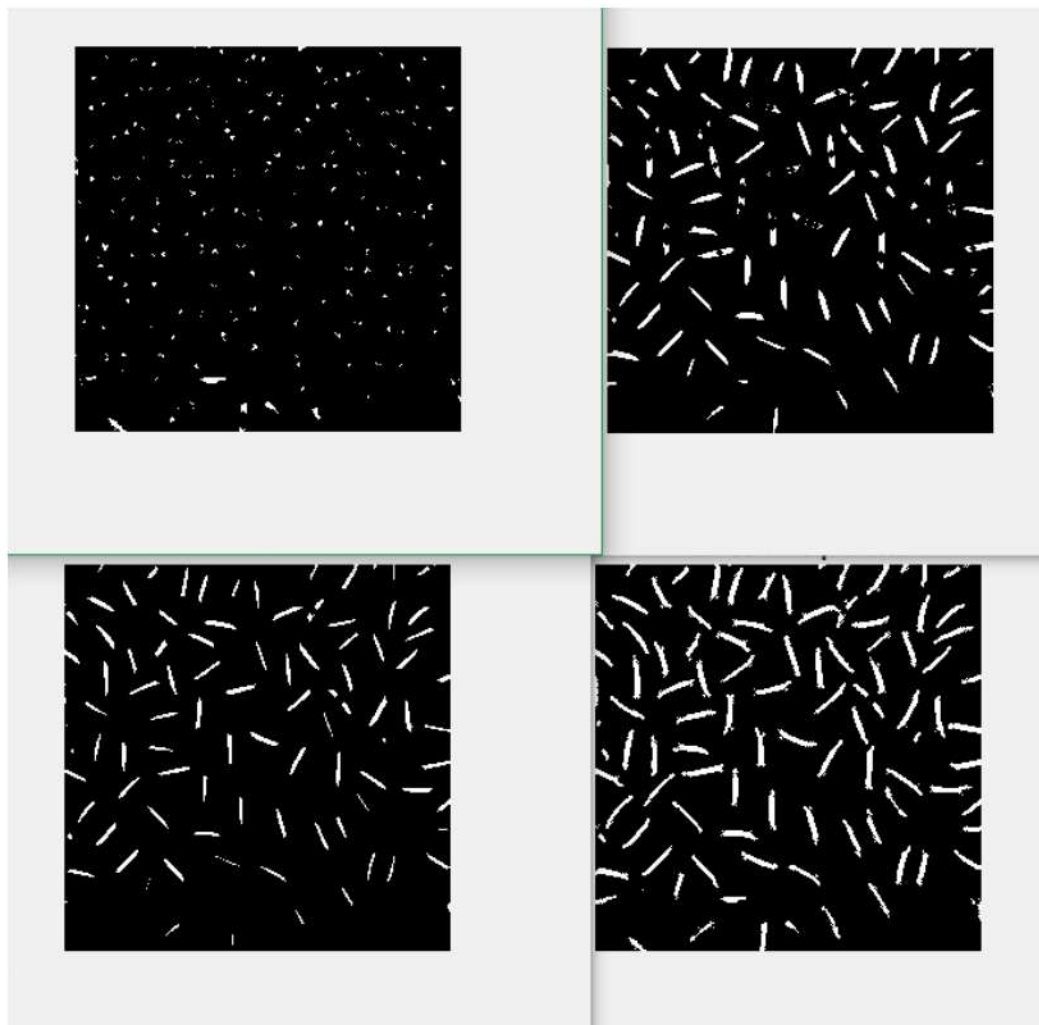
Cette figure illustre le tracé de l'évolution du nombre de pixel sombres par rapport au temps.

Il est facile de remarquer que le nombres de pixel sombres diminue au fil des itérations.



Squelette par ouverture :

La squelettisation consiste à supprimer certains pixels de l'image pour ne garder que ceux situés le long des axes principaux. L'objectif est de garder la forme générale de la particule, afin de pouvoir en extraire des informations de nature topologique : points terminaux (extrémités du squelette), points multiples (croisements), points formant les branches...



On définit le squelette dans un espace continu comme l'ensemble des points de la particule qui sont situés à égale distance d'au moins deux points de la frontière de l'ensemble d'intérêt (Coster et Chermant, 1989, p. 162). Une définition plus formelle fait appel à l'ensemble des centres des boules de rayon maximal.

Les algorithmes de squelettisation utilisent la définition du squelette, adaptée à la nature discrète des images, pour calculer une approximation du squelette euclidien. On obtient une image binaire dont les structures ont une épaisseur maximale d'un pixel, et qui reprennent la forme générale des particules.

Un des problèmes souvent rencontrés est que la squelettisation est une opération très sensible au bruit : une petite variation de forme peut engendrer des variations importantes du squelette.

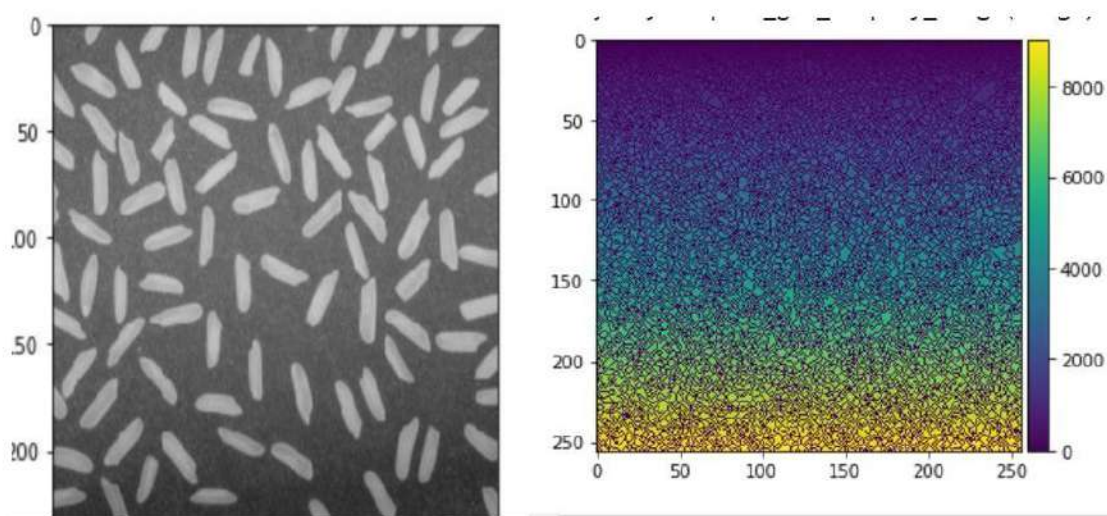
Un autre problème est qu'il existe de nombreux algorithmes de squelettisation chacun donnant des résultats différents. Les algorithmes les plus courants se basent soit sur des cartes des distances, soit sur des **amincissements homotopiques** (amincissements successifs qui préservent la topologie des particules).

Segmentation par ligne de partage des eaux (watershed)

La ligne des partages des eaux est un outil de segmentation issu de la morphologie mathématique, qui permet de partitionner une image en plusieurs régions selon une approche topographique : on recherche les régions séparées par les lignes de crêtes de l'image.

L'algorithme est très bien adapté pour segmenter des tissus végétaux, en supposant que l'image des parois cellulaires forme les crêtes de l'image. En appliquant la ligne de partage des eaux sur une image gradient, on peut détecter les contours des objets. L'algorithme peut être aussi utilisé pour séparer des particules binarisées qui se touchent. Enfin, il fonctionne aussi sur des images 3D.

Après exécution du programme donnée on a obtenu le résultat suivant :



Et après avoir lu la documentation relative à la fonction watershed on peut tirer que :

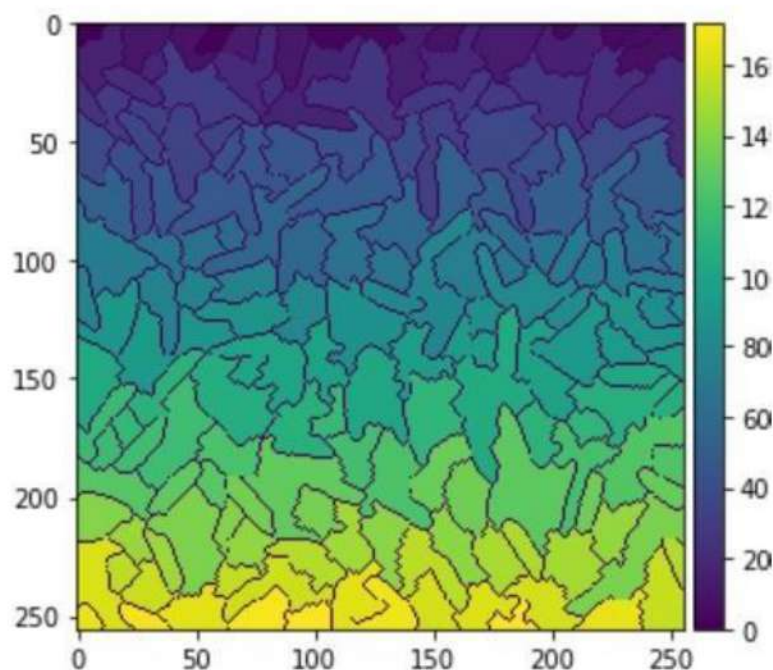
L'image relief correspond aux gradients.

Les points ayant la valeur nulle (de faible gradient) correspondent point LPE
Les points ayant la valeur nulle Labels des régions.

Les sources d'inondation sont : tous les minimas de la fonction de fermeture.

Mise en œuvre :

Après avoir reprie l'algorithme de watershed et imposer une source d'inondation qui prend les minimas de la fermeture avec un disk d'un rayon $r=2$ (vue que dans l'analyse granulométrique en à trouver que la largeur du grain de riz qui égale à $2r+1$) Après l'exécution du programme on obtiens le résultat suivent :



La figure illustre le résultat du programme après modification de la source d'inondation, il est clair que la modification apporter permet de segmenter à la fois les grains de riz et le fond de l'image.

on impose la source d'inondation selon la procédure :

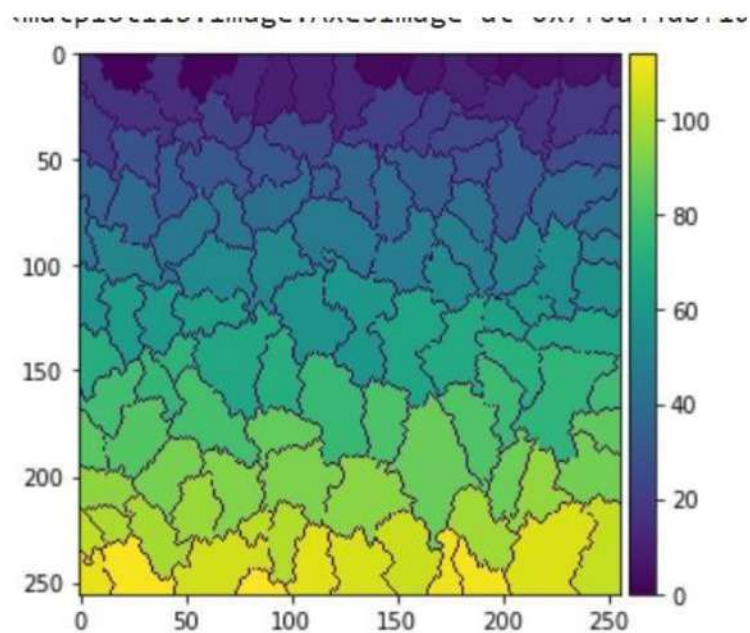
Les marqueurs intérieurs correspondront aux maximas régionaux de l'image de grain de riz après ouverture morphologique en prenant r égale la largeur des grains de riz de l'expérimentation de l'analyse granulométrique, donc $r = 4$

Les marqueurs extérieurs : représente la ligne de partage des eaux de l'image des grains de riz.

```
#####
filt2 = opening (IN ,strel('disk', 4) )

mi = h_maxima(filt2,1)
lab , nlab = ndi.label(mi)
LPE2 = watershed (-IN-255,lab,watershed_line=True)
imshow(LPE2)
```

Après l'exécution de ce programme on obtient le résultat suivant :

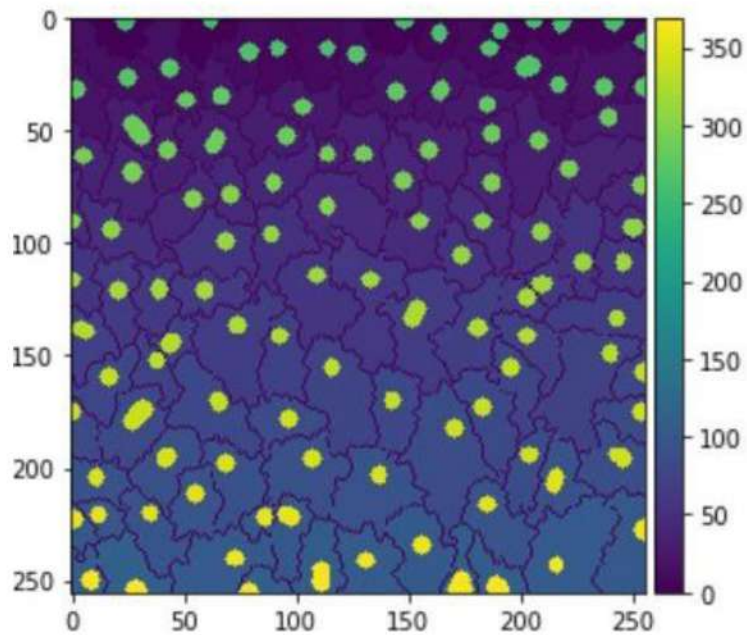


Il est clair que la modification apporter permet de segmenter le fond de l'image.

pour que l'image des sources est une réunion des marqueurs intérieurs et des marqueurs inférieurs il faut additionner les labels des deux marqueurs et représente la ligne de partage des eaux de l'image des grains de riz.

```
lab3 = lab1 + lab2
LPE3 = watershed (-IN-255,lab3,watershed_line=True)
imshow(LPE3)
```

exécution du programme nous donne le résultat suivant :



Le résultat représente la segmentation des grains de riz avec un fond sombres (prend des valeurs inférieures), Et les grains de riz ne sont pas bien segmentés.

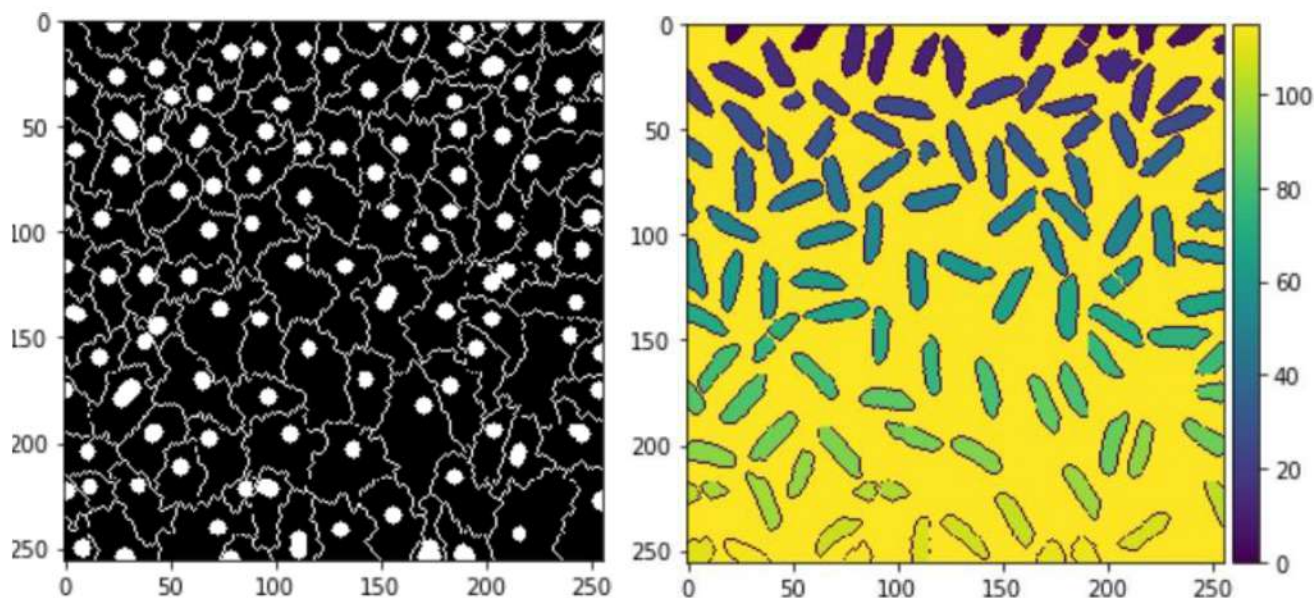
Dans ce cas on ne peut pas distinguer entre le fond et les grains de riz.

Pour régler ce problème il faut unifier les labels supérieurs à 1 des deux marqueurs qui sont égaux à zéro. tout on multiplie par NBLAB+1.

```
E= watershed(255-IN,LAB,watershed_line=True)
imshow((LAB>0)+(E==0))
plt.show()

SOURCES = LAB+ (E==0)*(NBLAB+1)
LPE = watershed(RELIEF, SOURCES, watershed_line=True)
imshow(LPE)
plt.show()
```

Après exécution de ce programme on obtient le résultat suivant :



On voit bien qu'avec cette méthode on a réussi à segmenter notre image et à distinguer les grains de riz du fond.

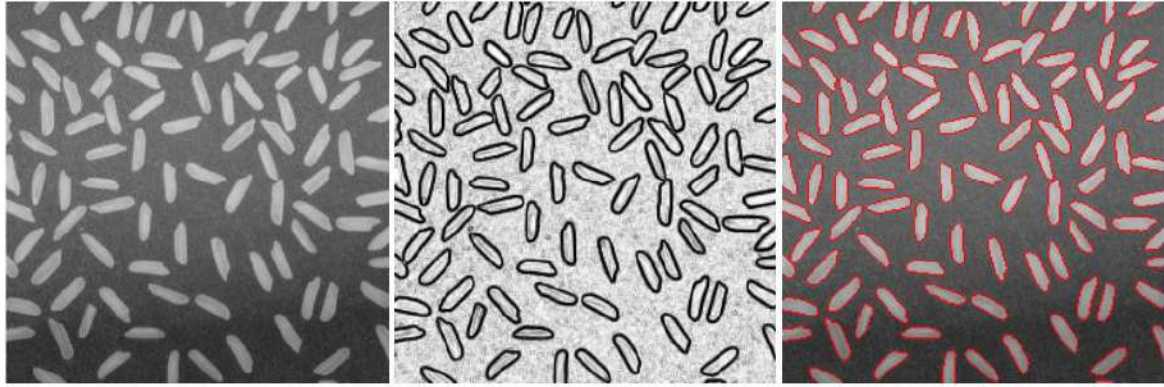
L'algorithme s'applique à des images en niveaux de gris. L'image est assimilée à un paysage dont l'altitude de chaque point est donnée par l'intensité du pixel correspondant. Les pixels de forte intensité (blancs) correspondent à des sommets, tandis que les pixels de faible intensité (noir) correspondent à des fonds de vallées.

L'idée est de rechercher, pour chaque vallée (correspondant à un minimum local de l'image) quelle est le bassin versant correspondant, ou, de manière complémentaire, quelle est l'ensemble des lignes de crêtes qui séparent les différents bassins versants.

Le résultat de l'algorithme peut être l'image binaire des lignes de crêtes, ou l'image labels des numéros de chaque minimum.

L'application directe de la ligne de partage des eaux cause un très grand nombre de bassins versants.

Avant d'appliquer la ligne de partage des eaux, il faut donc filtrer fortement l'image, ou bien imposer les minimums pour lesquels on va calculer un bassin versant.



En filtrant un peu (ici : détection et imposition des minima étendus), on obtient une ligne de partage des eaux sur l'image gradient qui correspond aux contours des particules (ici des grains) dans l'image.

On note sur la figure exemple que la segmentation s'affranchit très bien de la variation d'intensité du fond.

Conclusion :

- La dilatation agrandit les régions claires et rétrécit les régions sombres.
- L'érosion est l'opération inverse, qui est définie comme une dilatation du complémentaire de la structure.
- L'ouverture permet de séparer les grosses particules aux endroits où elles sont plus fines.
- la fermeture morphologique permet de garder les contours des grandes cellules, tout en supprimant les détails non pertinents
- le squelette par ouverture s'obtient en calculant les résidus des ouverts des érodés successif de l'image.
- L'application directe de la ligne de partage des eaux cause un très grand nombre de bassins versants, dû à la présence de bruit dans l'image (phénomène de sur-segmentation).