

1. Détection de contours

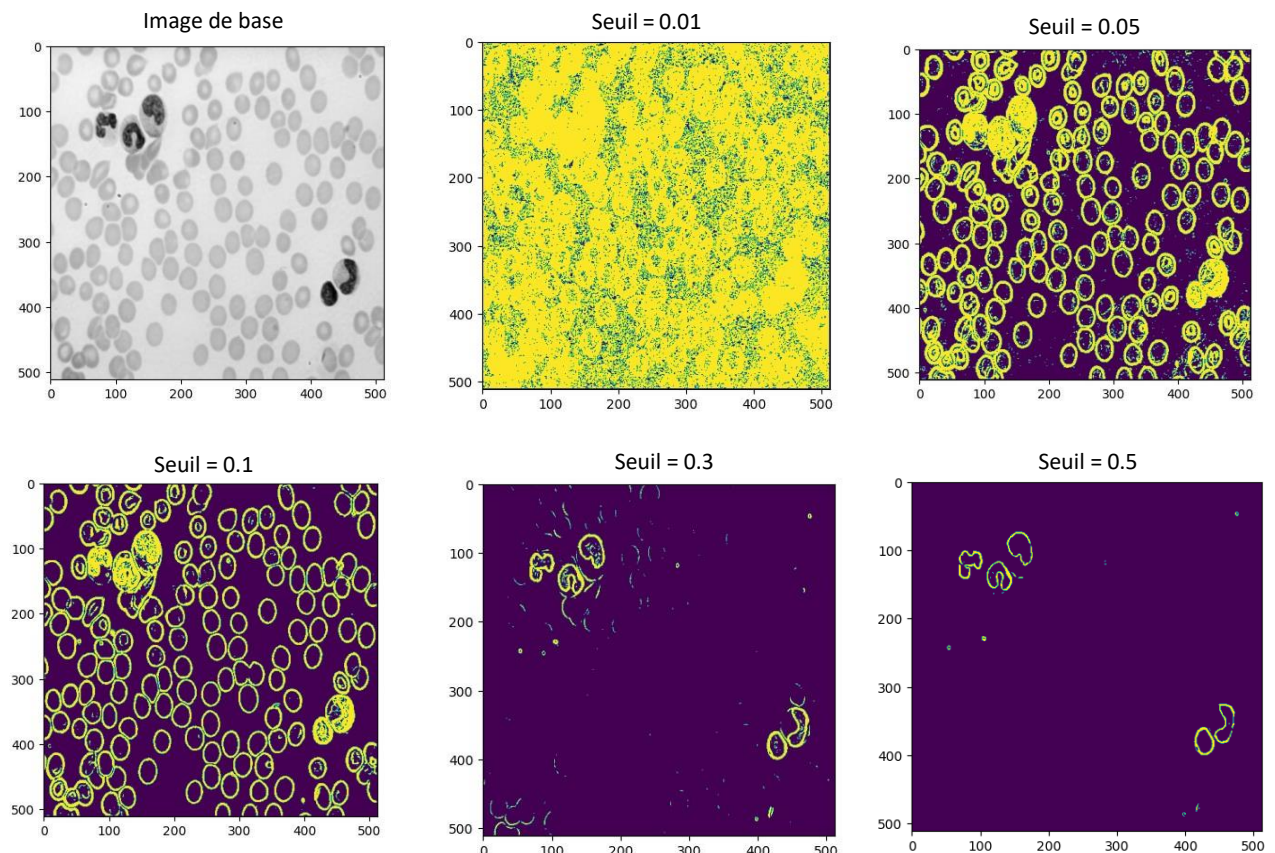
1.1 Filtre de gradient local par masque

Le filtre de Sobel est conçu pour détecter les variations d'intensité/gradients dans une image. Il utilise une paire de noyaux (un pour la détection des variations horizontales et l'autre pour les verticales) pour effectuer la convolution avec l'image d'origine.

Réduction du bruit : En utilisant une convolution avec des noyaux spécifiques, le filtre de Sobel a tendance à réduire le bruit dans l'image par rapport à une simple différence entre pixels, car il est moins sensible aux variations d'intensité dues au bruit.

Orientation des contours : Le filtre de Sobel fournit également des informations sur l'orientation des contours détectés. En utilisant les composantes horizontales et verticales des gradients, on peut déterminer l'orientation du contour.

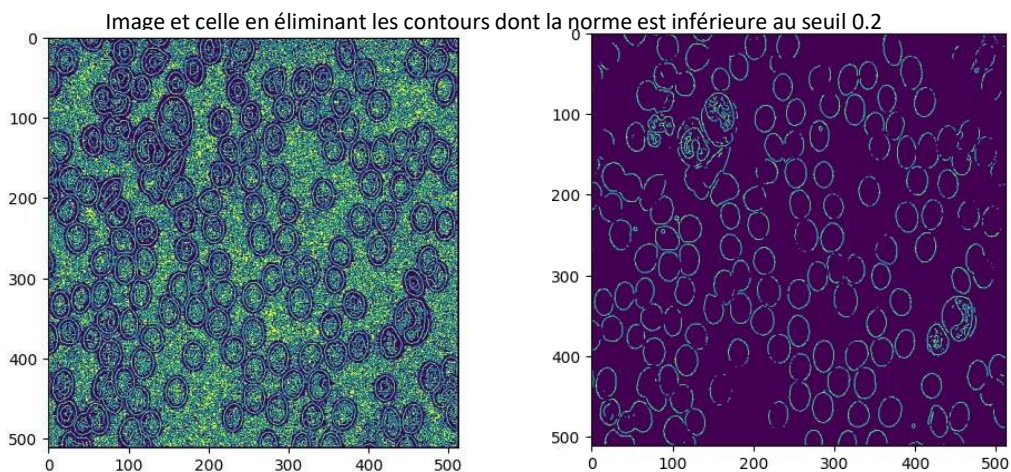
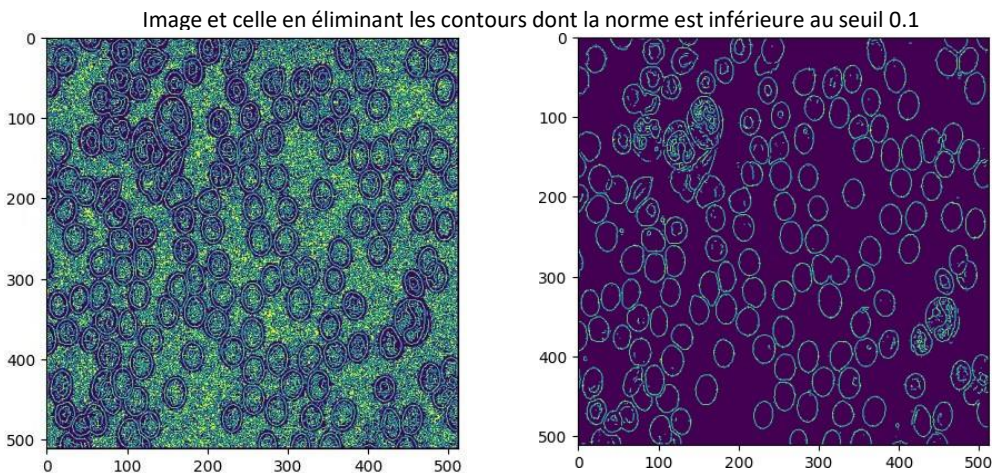
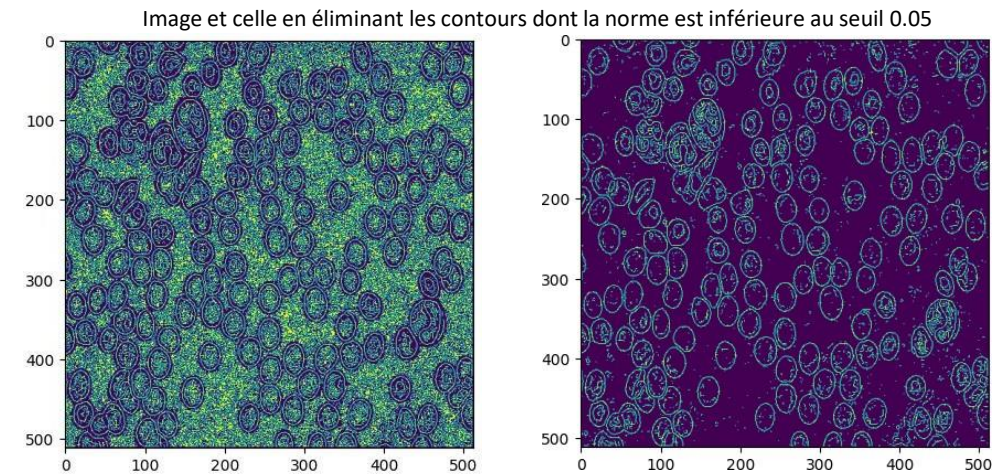
Le filtre de Sobel utilise déjà des convolutions en calculant les gradients donc l'utilisation du passe-bas n'est pas nécessaire, à moins que l'image soit très fortement bruitée.



Lorsque le seuil est trop bas, le bruit augmente fortement et l'épaisseur augmente. Inversement lorsque le seuil est trop élevé on perd en information et en position.

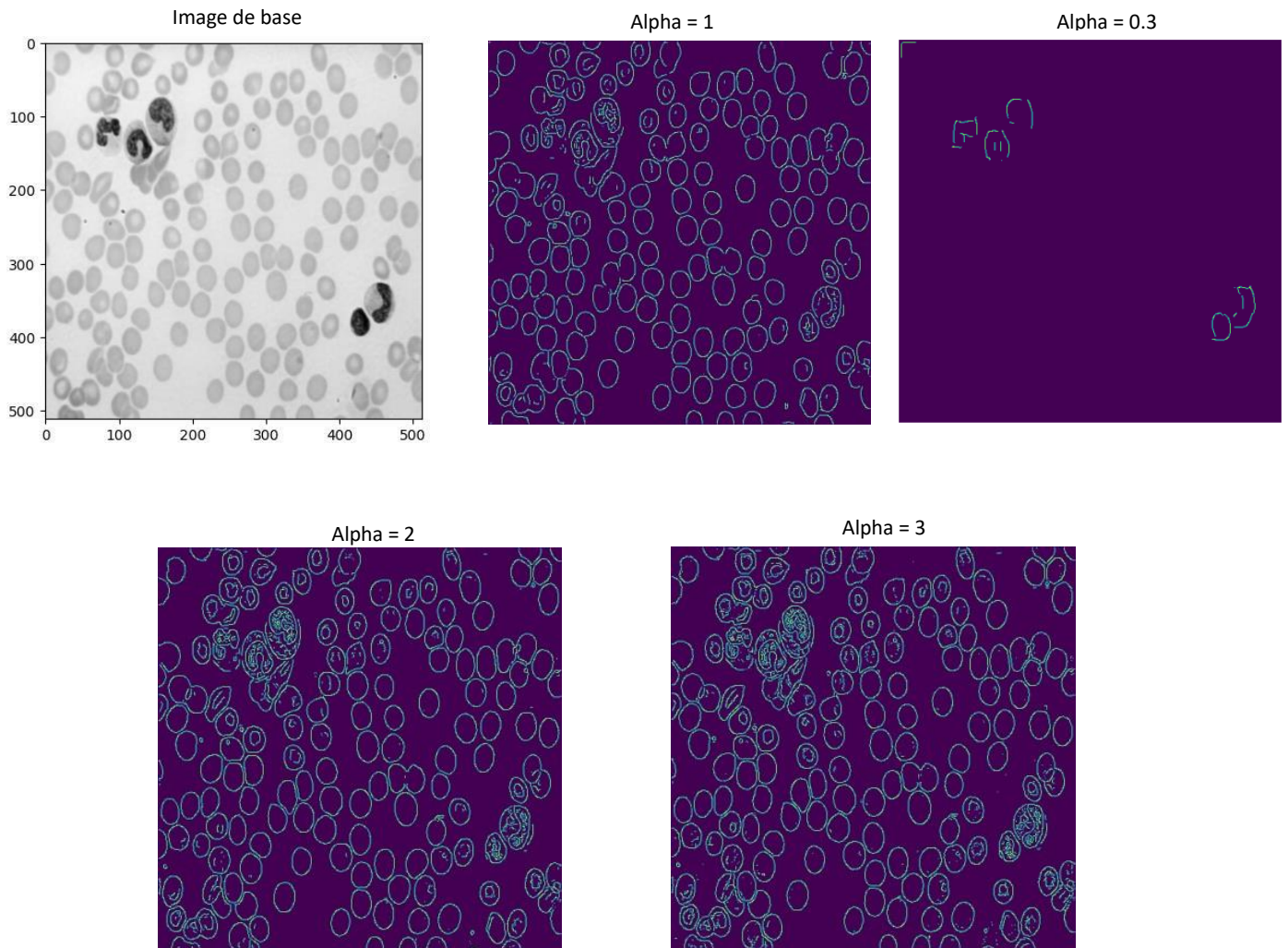
1.2 Maximum du gradient filtré dans la direction du gradient

Les maximaux du gradient correspondent aux changements brusques d'intensité et donc à des contours. Avec la fonction du maximum du gradient on pourra les détecter plus facilement. On améliore donc la position.



Avec un seuil de 0.1 on trouve un bon compromis entre robustesse au bruit et continuité des contours.

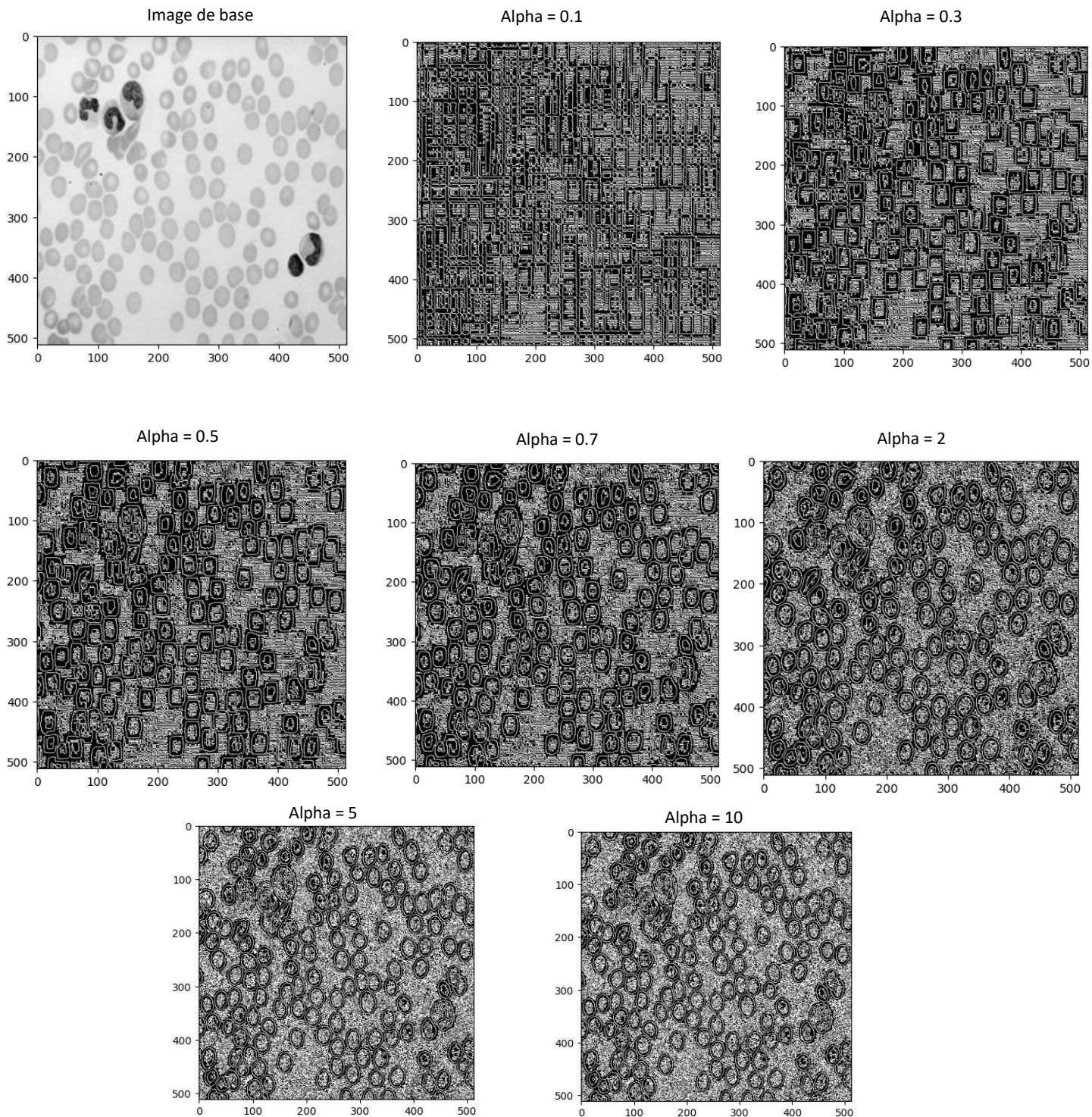
1.3 Filtre récursif de Dérivée



Plus le paramètre α est grand plus on capte du bruit mais à l'inverse si α est petit on perd en détection des contours. Le temps de calcul ne dépend pas de α car le paramètre n'est présent que dans l'exponentielle ce qui n'impacte que peu le temps de calcul.

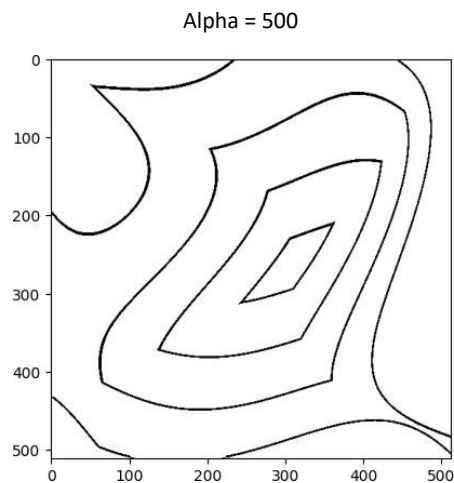
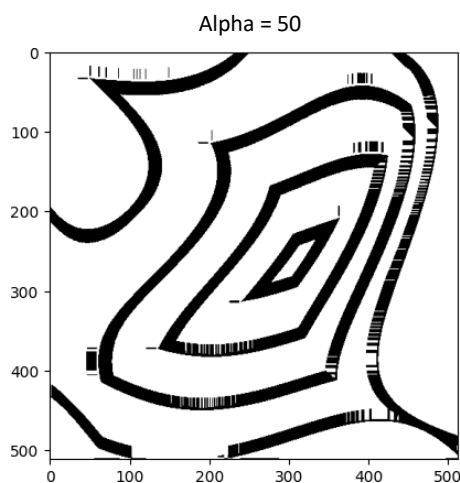
Les fonctions `dericheSmoothX` et `dericheSmoothY` sont appliquées avant `dericheGrad` et permettent de réaliser un lissage.

1.4 Passage par zéro du Laplacien



La détection des contours est très bruitée et approximative en considérant un α petit. En effet, les formes de contours ne sont plus respectées (ronds approximés par des rectangles). Lorsque α augmente les contours sont mieux dessinés et il semble y avoir une valeur seuil pour laquelle la valeur de α n'aura plus tant d'incidence.

Les contours sont plus épais et bruités que dans les opérateurs vus précédemment.



Avec un alpha très grand, on peut supprimer les faux contours créés par cette approche.

1.5 Changez d'image

Pour déterminer quel opérateur choisir on peut déjà dresser une liste avantages/inconvénients de chacun des opérateurs évoqués.

Filtre de Sobel

Avantages :

Efficace pour détecter les contours verticaux et horizontaux.

Simple à mettre en œuvre.

Inconvénients :

Sensible au bruit, en particulier dans les images avec beaucoup de détails fins.

Peut ne pas bien fonctionner avec des contours diagonaux.

Méthode du maximum du gradient :

Avantages :

Peut détecter des contours dans différentes orientations.

Robuste face au bruit comparé au filtre de Sobel.

Inconvénients :

Peut ne pas bien fonctionner avec des contours faibles ou interrompus.

La complexité peut être plus élevée.

Filtre de Deriche :

Avantages :

Bonne suppression du bruit.

Peut détecter des contours dans différentes orientations.

Inconvénients :

Peut nécessiter des paramètres de seuil ajustés avec précision.

Plus complexe à mettre en œuvre que le filtre de Sobel.

Passage par zéro du laplacien :

Avantages :

Utile pour détecter les zones d'inflexion dans l'image.

Peut révéler des détails fins.

Inconvénients :

Sensible au bruit.

Peut également donner des résultats indésirables dans les zones texturées.

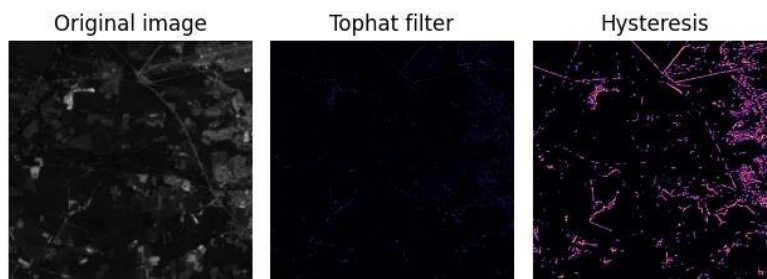
L'image pyra-gauss présente de nombreuses ondulations et du bruit à cause des 'grains', on peut donc penser à utiliser la méthode du maximum du gradient ou du passage par zéro du laplacien.

Concernant les méthodes *pré-traitement* on eut déjà penser à la **réduction du bruit** : comme les "grains" sur l'image sont perçus comme du bruit, on peut utiliser des filtres de réduction de bruit, tels que le filtre de débruitage gaussien. On pense aussi à **l'amélioration du contraste** pour rendre les contours plus saillants en faisant de l'égalisation d'histogramme.

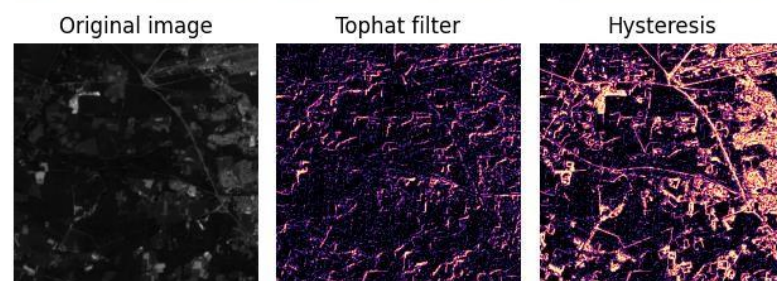
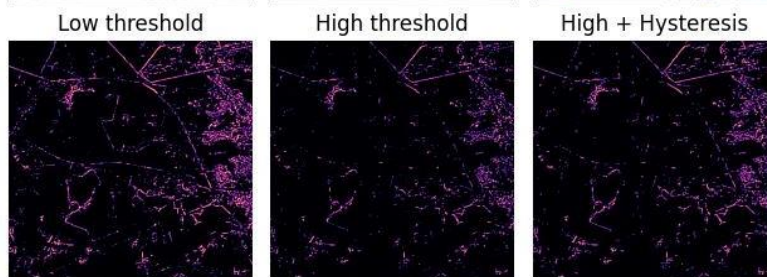
Concernant le *post-traitement*, on peut utiliser des **filtres à détection de faux-positif** (contours inexistantes). Aussi, on peut penser à la **fusion de contours** pour corriger les doublons de contours (comme sur l'image précédente) et ainsi obtenir des contours plus fluides.

2. Seuillage avec hystérésis

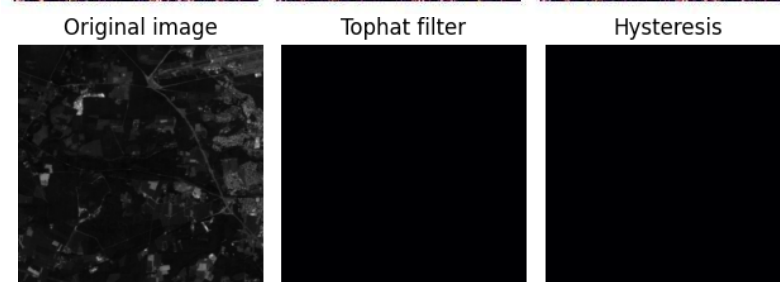
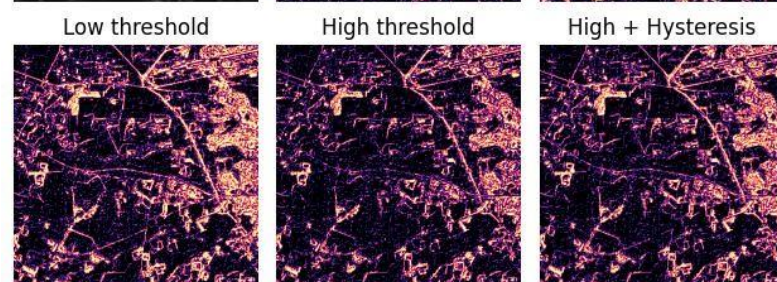
2.1 Application à la détection de lignes



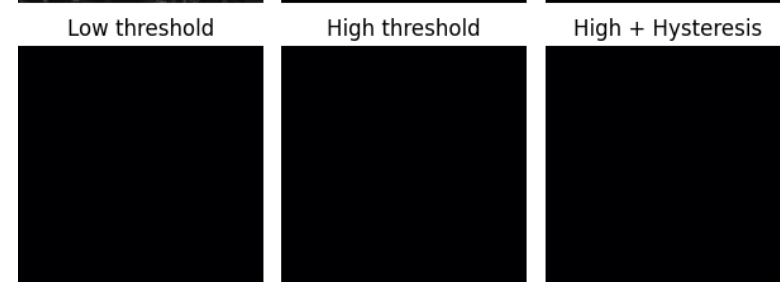
$R = 3$



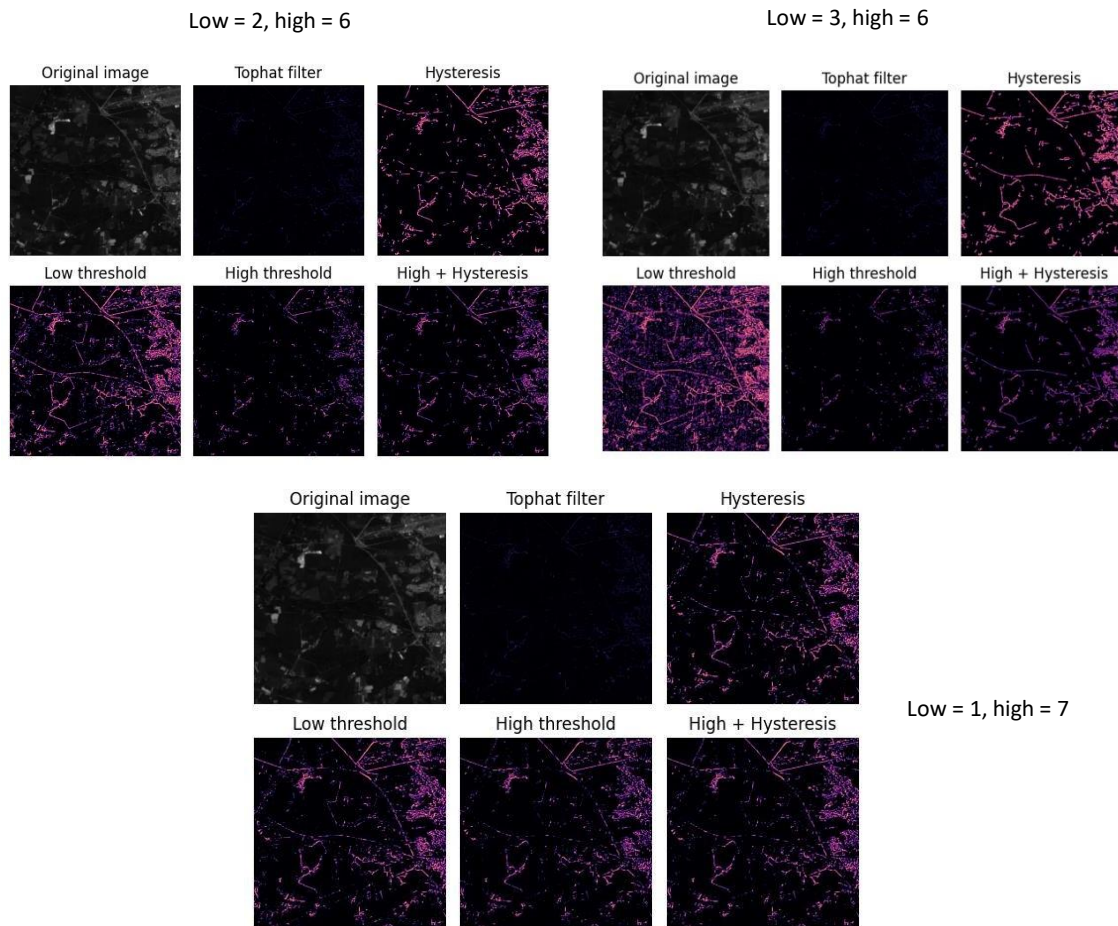
$R = 6$



$R = 1$

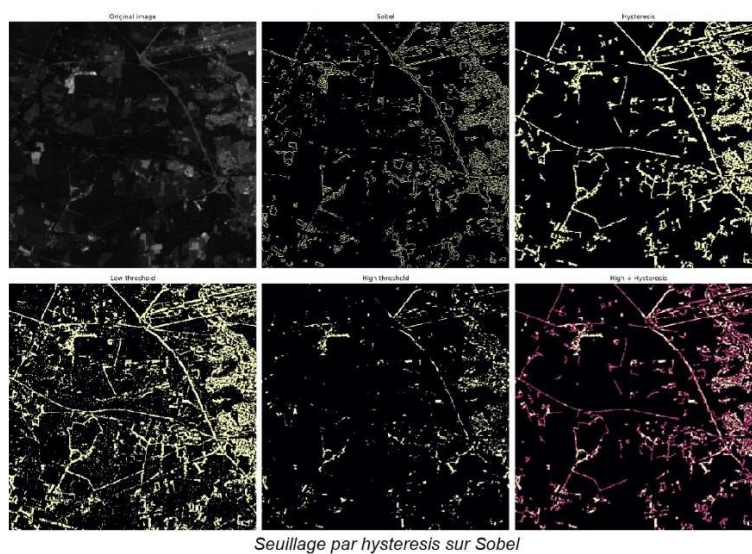


Plus R est grand, mieux on détecte les lignes. Cependant, pour R supérieur à 6 on atteint rapidement un palier.



Plus la bande de valeur entre low et high est grande moins on peut détecter de lignes. On détecte correctement celles-ci lorsque l'intervalle est proche du rayon de l'élément structurant.

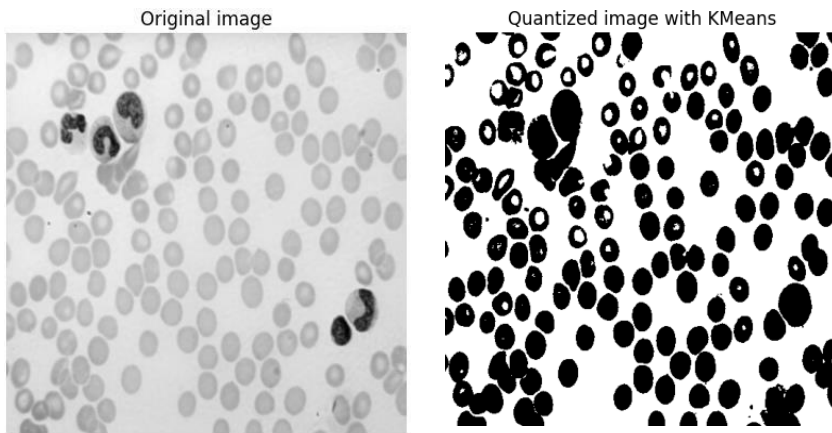
Ici le seuil low = 3, high = 5 semble le plus acceptable (pour $r=3$).



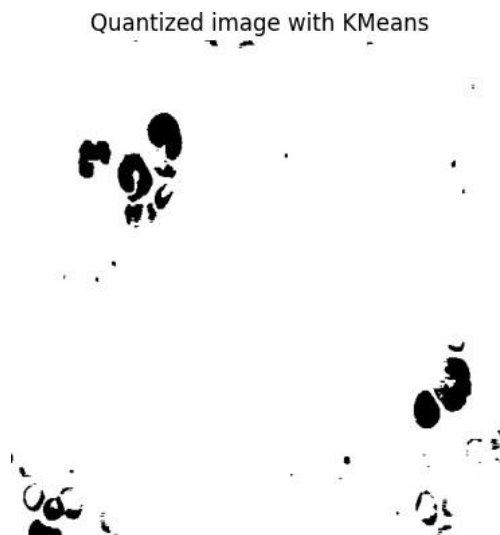
Nous avons plus de contours continus et moins de bruit que l'original.

3. Segmentation par classification : K-moyennes

3.1 Image à niveaux de gris

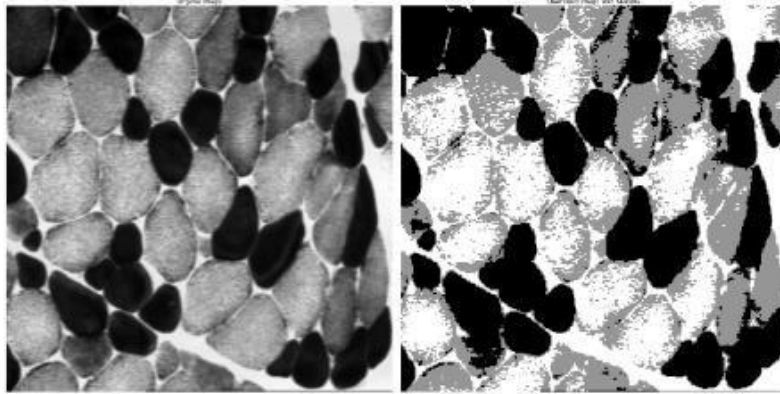


La segmentation est conforme aux attentes mais il y a des erreurs de classification lorsque l'intérieur de la cellule est très clair. On peut essayer une fermeture afin de solutionner ce problème (morphologie mathématique).



```
initial_centers = np.array([[0.2], [0.8]])  
kmeans = KMeans(n_clusters=2, init=initial_centers).fit(image_array_sample)
```

Pour cette image, avec deux classes la classification est constante. Cependant si on applique l'algorithme sur une image où la différence entre les classes n'est pas très clair, ce n'est plus constant.



L'image muscle.tif originale, et la classification du k-means pour 3 classes.

Le problème sur cette image est qu'il y a trois classes bien marquées (fibres noires, grises, et là où il n'y a pas de fibre (zones claires)). Nous pouvons bien classer les fibres noires et les zones claires mais les fibres grises ne sont pas des zones plates avec un niveau de gris constant (il y a des points noirs et des zones claires sont la classification ne marche pas bien). Nous devons donc transformer ces zones en zones plates avant d'appliquer l'algorithme.

Le filtrage de l'image originale améliore le résultat de l'algorithme parce qu'il adoucit le bruit et les changements de niveaux de gris brutaux.

3.2 Image en couleur



L'image fleur.tif originale, et la classification du k-means pour 10 classes.



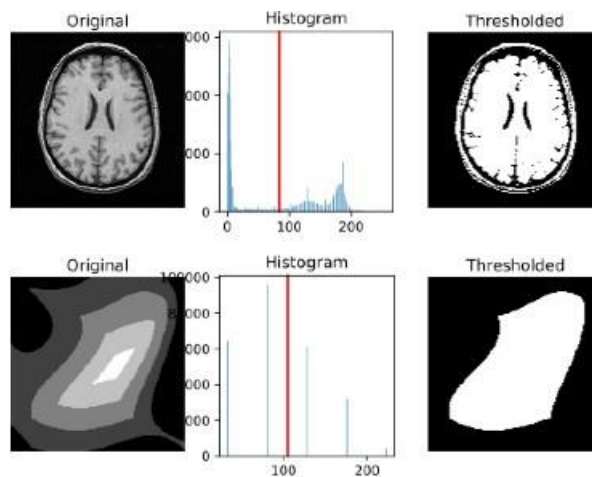
K-means pour 7, 6 et 5 classes, respectivement.

Il y a une plutôt bonne approximation avec l'image originale (et avec 10 classes). Cependant on remarque une perte de détails qui donnent une sensation de volume (la fleur jaune est très plate). On peut quand même reconnaître tous les éléments.

Le minimum est peut-être 7 classes. Avec 6 on observe seulement la couleur jaune et avec 5 seulement des gris.

4. Seuillage automatique : Otsu

On cherche à optimiser le seuil qui nous donne le meilleur k.

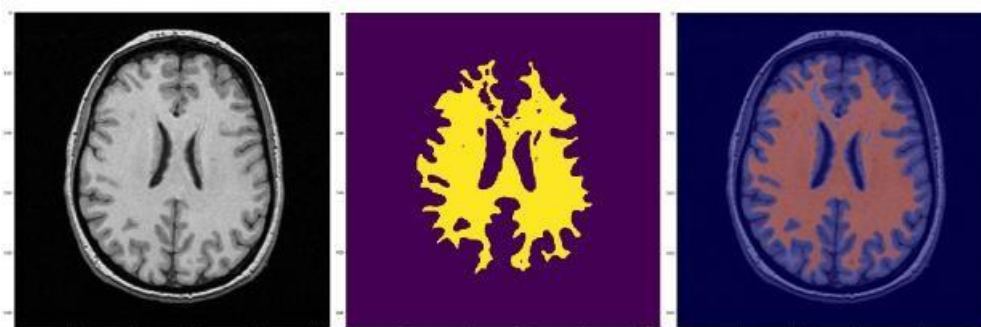


Otsu sur l'image cerveau.tif et sur pyramide.tif

L'algorithme nous donne de bons résultats pour les images qui n'ont que deux classes comme celles-ci.

Cette méthode peut être utilisée sur l'image de la norme du gradient. Les normes plus grandes (plus claires), qui sont les contours devraient être séparé du noir (qui n'est pas du contours).

5. Croissance de régions



L'image cerveau.tif originale ; le Mask et le résultat du Croissance de régions

La contrainte est si la différence absolue entre la moyenne du voisinage moins la moyenne de l'image est moins qu'un seuil multiplié par l'écart-type.

Quand on augmente le seuil, on ajoute plus de pixels à l'objet, et si on le diminue, on ajoute moins de pixels.