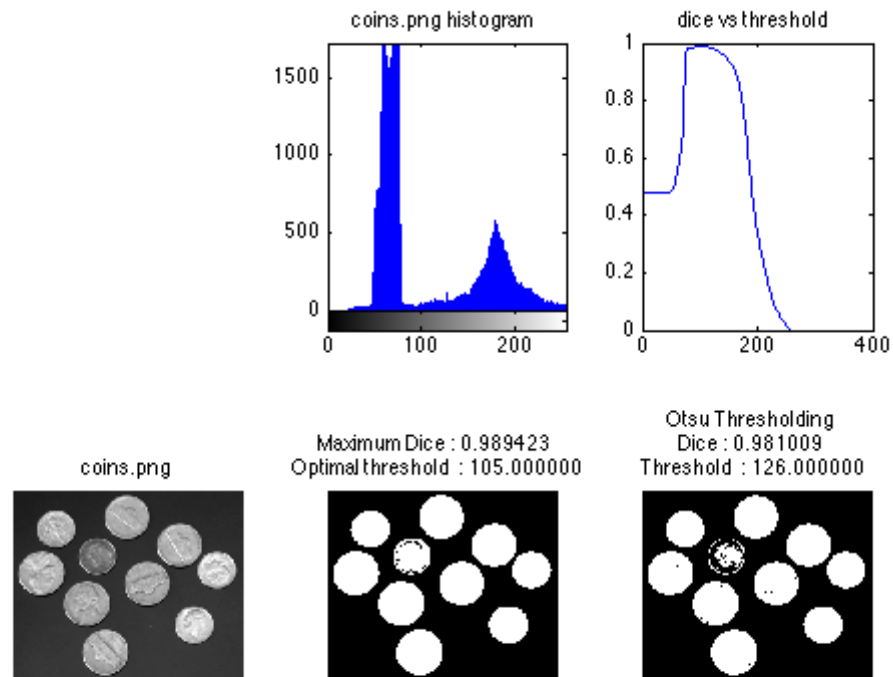
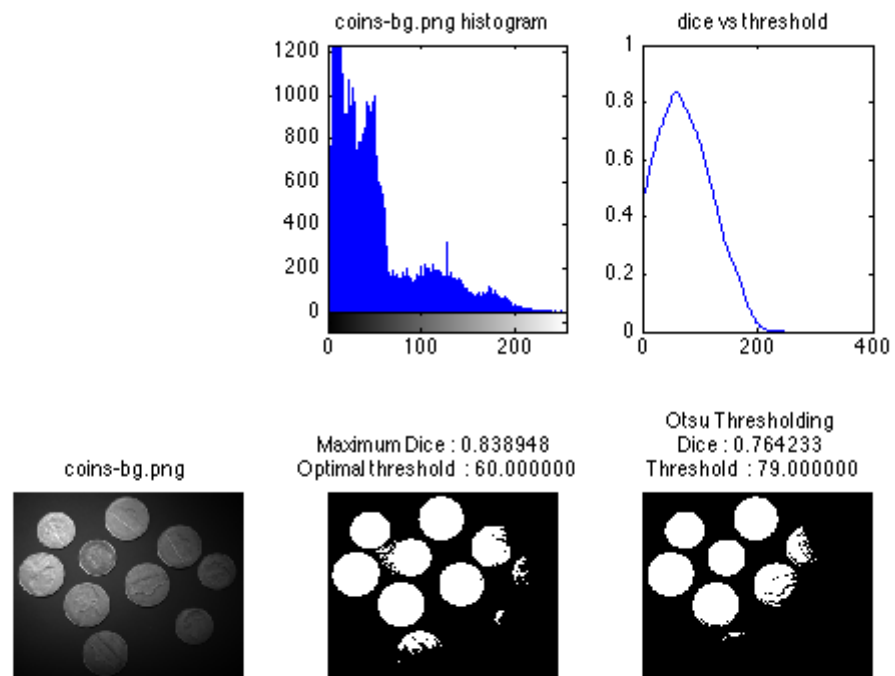
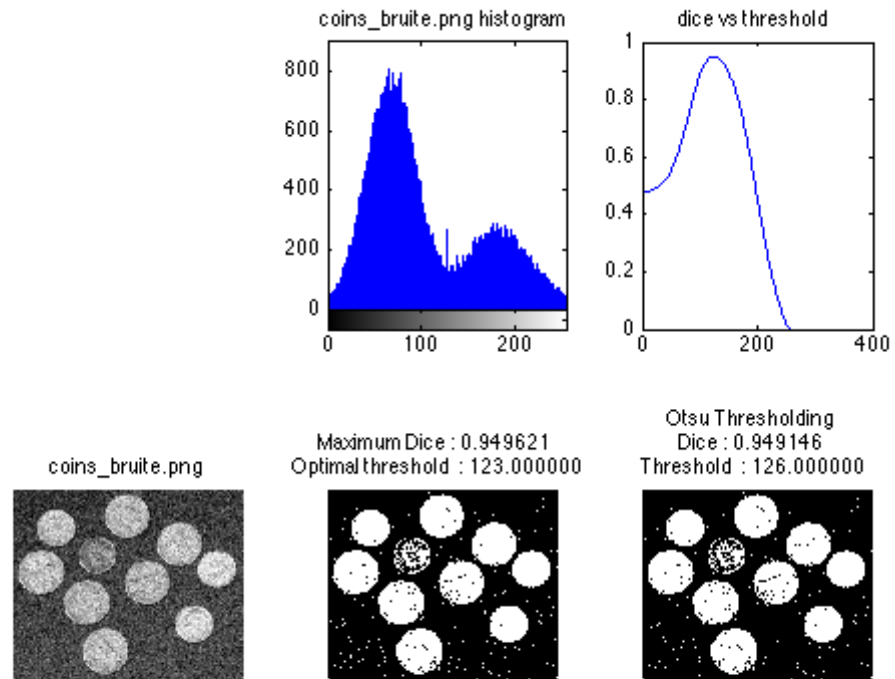

TP5 : Segmentation d'image

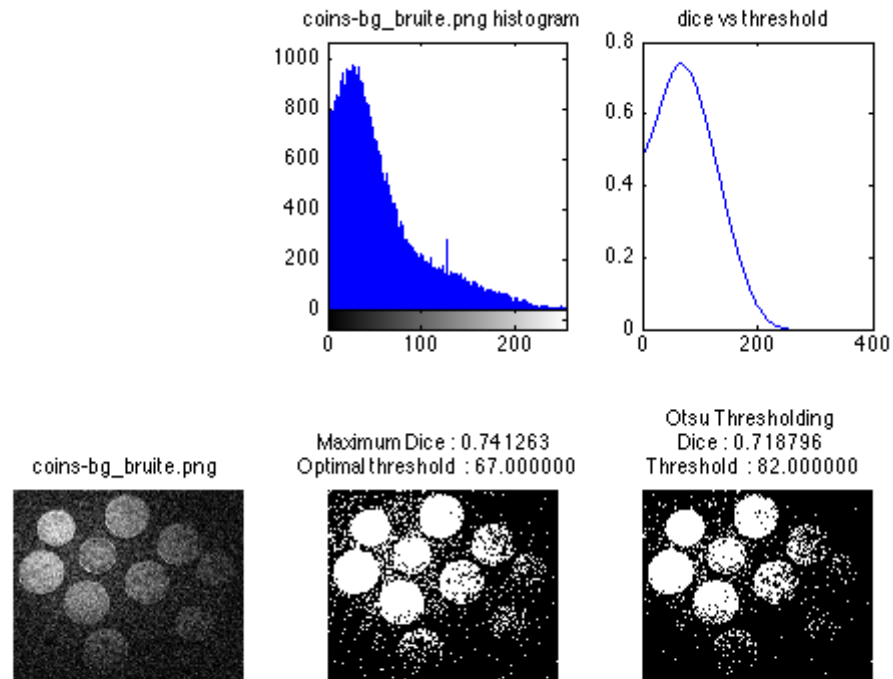
Table of Contents

1) Seuillage	1
2) Seuillage adaptatif	4
3) Ligne de partage des eaux	6
4) Contours actifs	9
5) Détection de cercles	14
6) Pré- et Post-traitements	16

1) Seuillage







Interprétations :

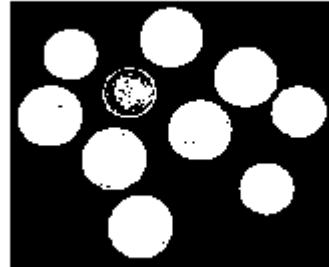
- La méthode d'Otsu fonctionne relativement bien (résultat en général proche du seuil optimal)
- L'ajout d'un bruit gaussien tend à étaler l'histogramme de chacune des classes (car cela revient à convoluer l'histogramme par une gaussienne). Par conséquent, cela rend plus difficile la séparation des classes. Le seuillage est donc très sensible au bruit.
- L'ajout d'une variation d'illumination ne permet plus de séparer correctement les deux classes par un simple seuillage

2) Seuillage adaptatif

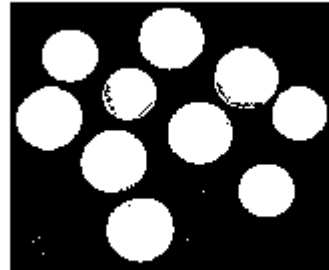
coins.png



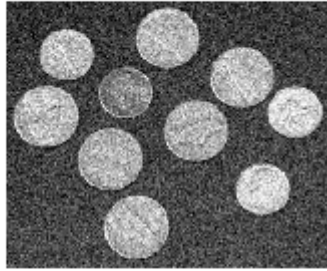
Otsu Thresholding
Dice : 0.981009



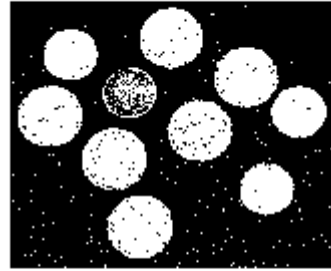
Adaptive Thresholding
Dice : 0.976246



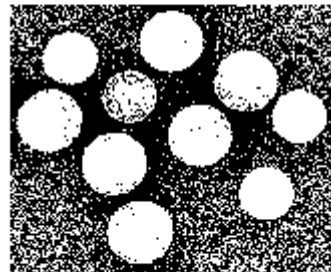
coins_bruit.png



Otsu Thresholding
Dice : 0.949146



Adaptive Thresholding
Dice : 0.774698



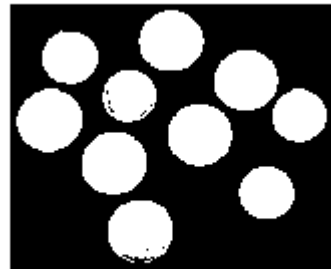
coins-bg.png



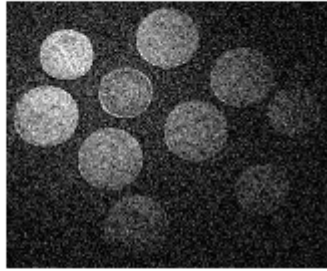
Otsu Thresholding
Dice : 0.764233



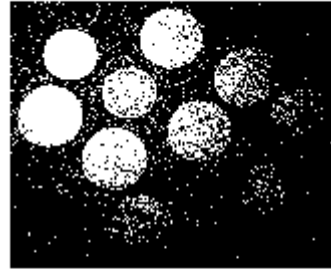
Adaptive Thresholding
Dice : 0.986184



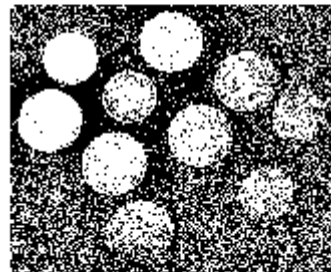
coins-bg_bruite.png



Otsu Thresholding
Dice : 0.718796



Adaptive Thresholding
Dice : 0.694901



Interprétations :

- La méthode de seuillage adaptatif est efficace pour les images avec une variation d'illumination.
- La méthode de seuillage adaptatif reste néanmoins très sensible au bruit

3) Ligne de partage des eaux

Ces résultats ont été obtenus en seuillant la norme du gradient

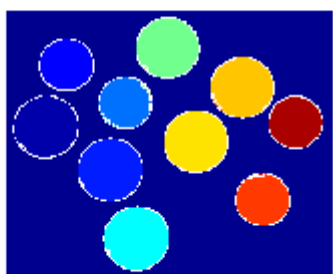
coins.png



Norme du gradient



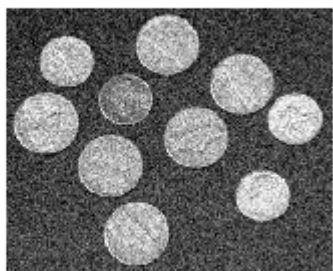
Watershed



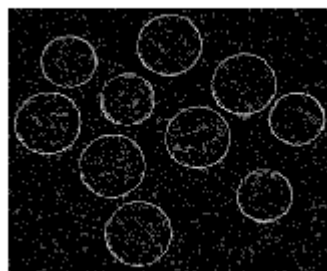
Binarisation
Dice : 0.976137



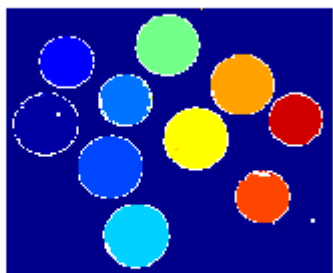
coins_bruit.png



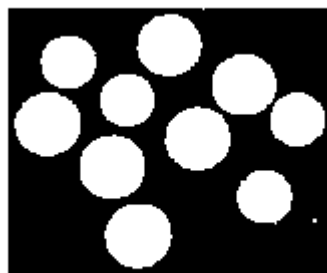
Norme du gradient



Watershed



Binarisation
Dice : 0.975128



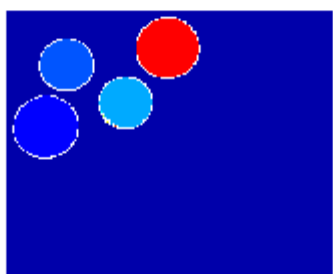
coins-bg.png



Norme du gradient



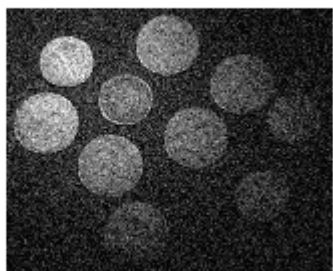
Watershed



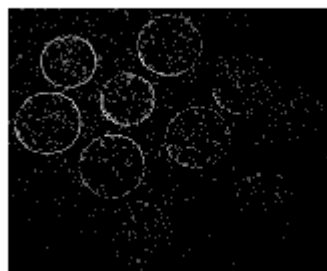
Binarisation
Dice : 0.543612



coins-bg_bruit.png



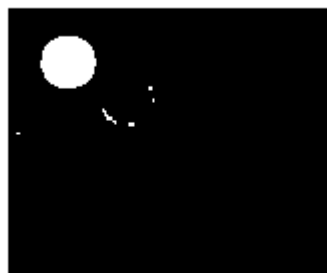
Norme du gradient



Watershed



Binarisation
Dice : 0.153956

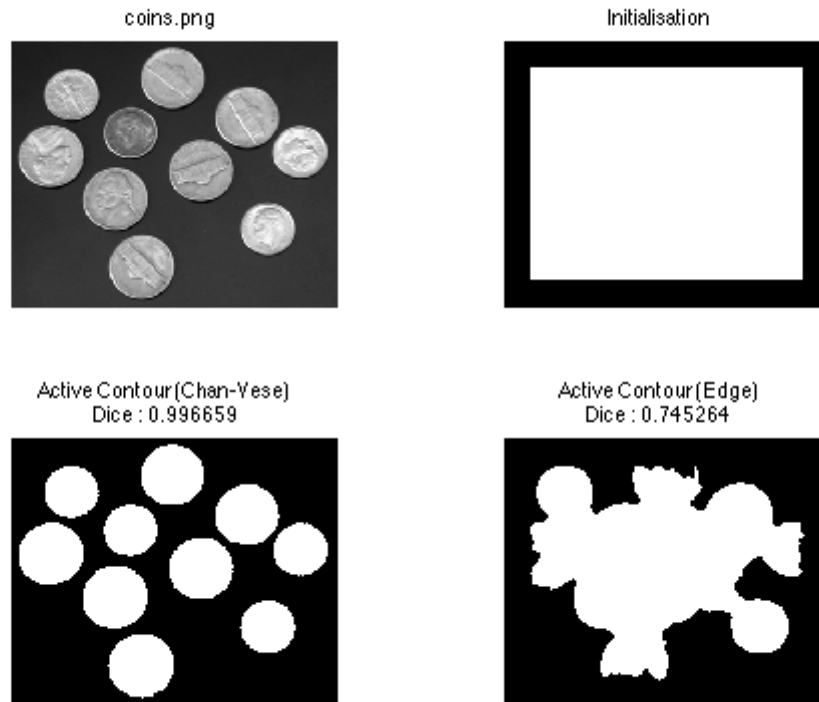


Interprétations :

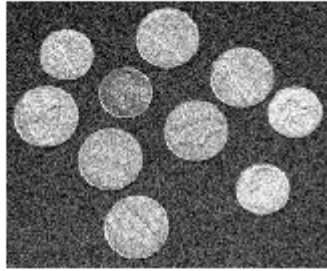
- Si on ne seuille pas la norme du gradient : beaucoup trop de régions segmentées (sur-segmentation).
- La qualité de la segmentation dépend grandement de la qualité de l'image de gradient.

4) Contours actifs

Résultats obtenus avec une boîte englobante comme initialisation



coins_bruit.png



Initialisation



Active Contour (Chan-Yese)
Dice : 0.945907



Active Contour (Edge)
Dice : 0.578028



coins-bg.png



Initialisation



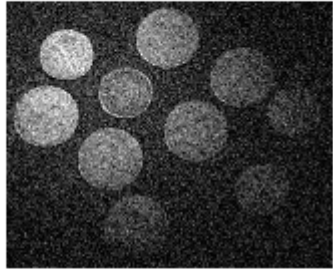
Active Contour (Chan-Yese)
Dice : 0.774883



Active Contour (Edge)
Dice : 0.748614



coins-bg_bruit.png



Initialisation



Active Contour (Chan-Vese)
Dice : 0.730471



Active Contour (Edge)
Dice : 0.578272

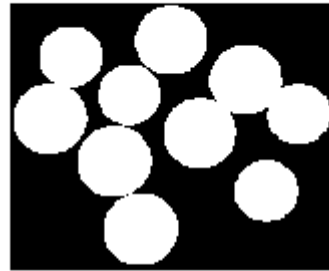


Résultats obtenus avec une initialisation très proche de la solution

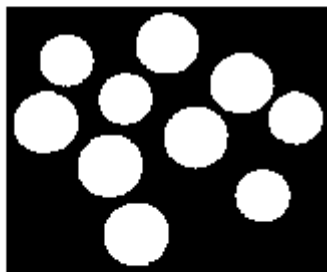
coins.png



Initialisation



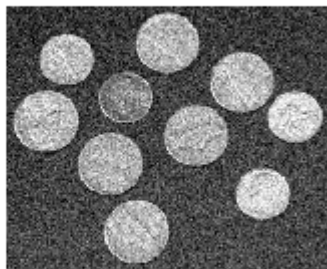
Active Contour (Chan-Vese)
Dice : 0.997734



Active Contour (Edge)
Dice : 0.958872



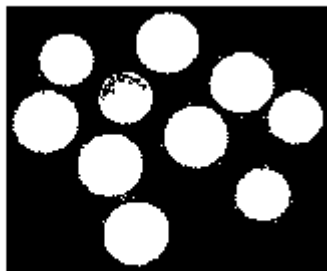
coins_bruit.png



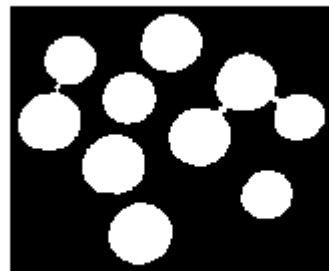
Initialisation



Active Contour (Chan-Vese)
Dice : 0.984378



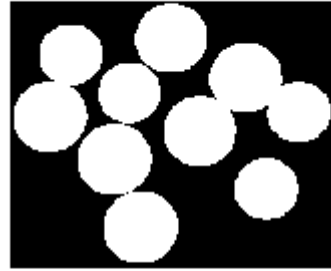
Active Contour (Edge)
Dice : 0.950908



coins-bg.png



Initialisation



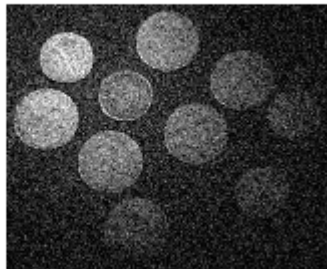
Active Contour (Chan-Vese)
Dice : 0.783682



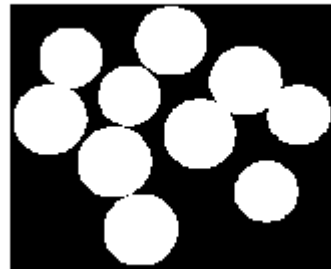
Active Contour (Edge)
Dice : 0.882391



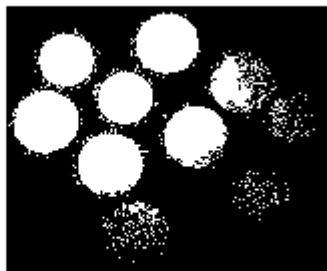
coins-bg_bruite.png



Initialisation



Active Contour (Chan-Vese)
Dice : 0.805733



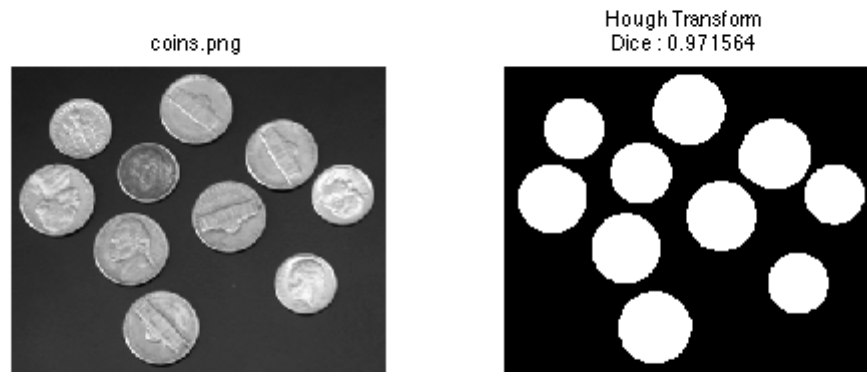
Active Contour (Edge)
Dice : 0.934896



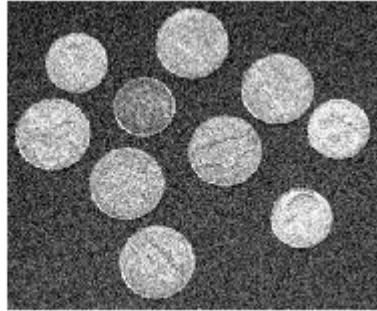
Interprétations :

- La qualité du résultat des contours actifs dépend fortement de l'initialisation, notamment pour la méthode 'edge'.
- Néanmoins, la méthode 'edge' est plus robuste au bruit et aux variations d'illumination
- Importance du paramètre SMOOTHFACTOR qui définit le compromis entre attache aux données et régularité du contour (Attention, par défaut il est à 0 pour 'Chan-Vese' et à 1 pour 'edge')

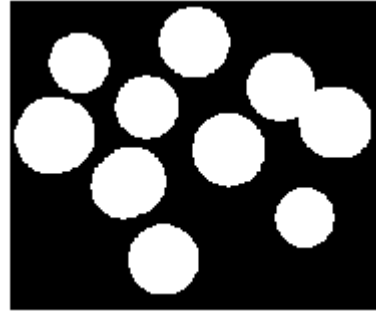
5) Détection de cercles



coins_bruit.png



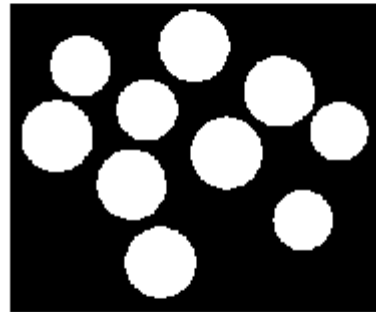
Hough Transform
Dice : 0.940566

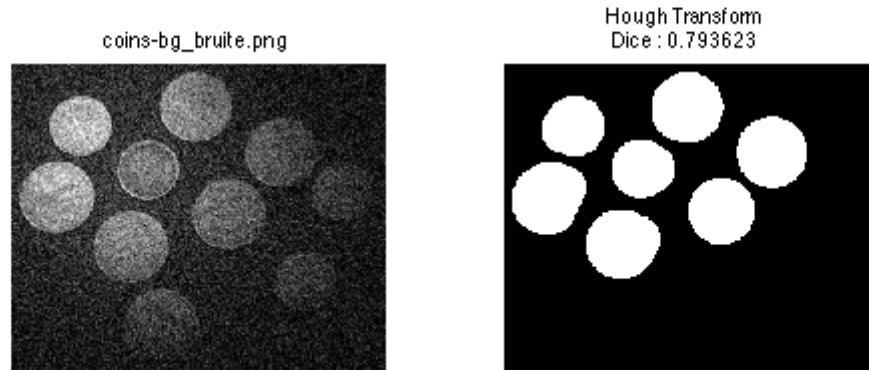


coins-bg.png



Hough Transform
Dice : 0.967013





Interprétations :

- La transformée de Hough est très robuste au bruit et au variation d'illumination grâce à l'a priori très fort sur la forme des objets recherchés.

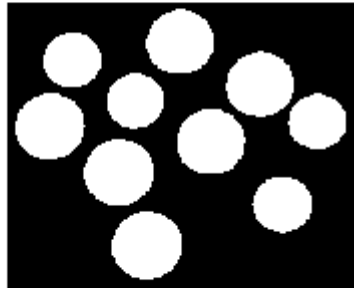
6) Pré- et Post-traitements

Exemple de résultats qu'il est possible d'obtenir sur chacune des images

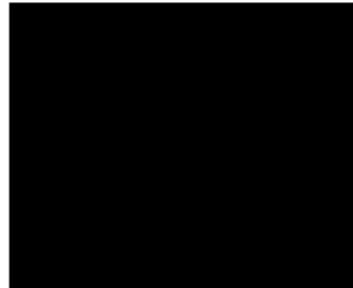
coins.png



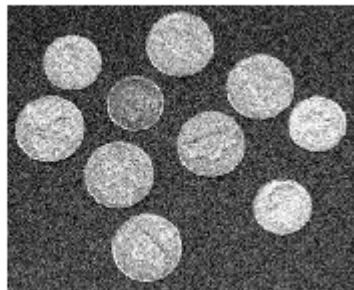
Dice : 1.000000



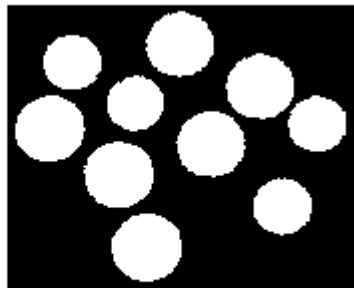
Erreur de segmentation



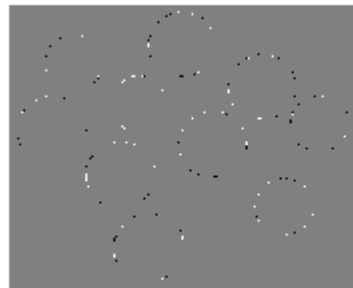
coins_bruit.png



Dice : 0.992620



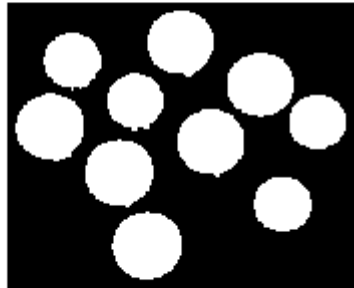
Erreur de segmentation



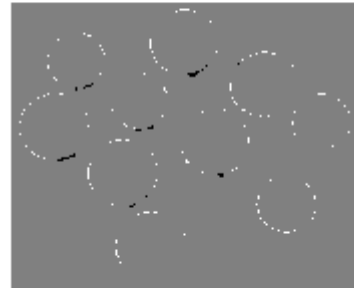
coins-bg.png



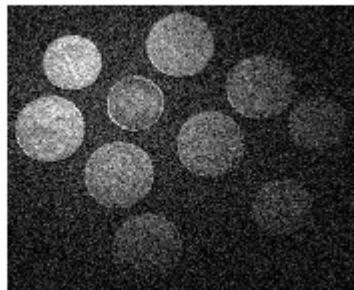
Dice : 0.986334



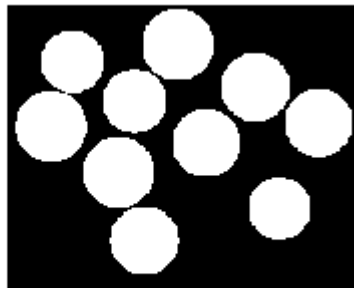
Erreur de segmentation



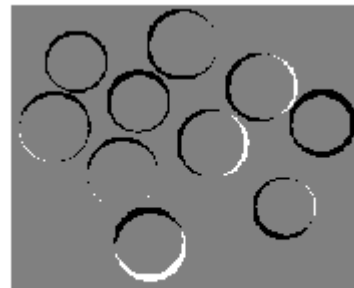
coins-bg_bruite.png



Dice : 0.898744



Erreur de segmentation



Published with MATLAB® R2013b