

Traitement de l'information et vision artificielle TP1 - Canny edge detector and Bilateral filter.

Yonatan DELORO

Pour le 14 mars 2017

Note : J'ai été contraint par la disposition automatique de LaTeX à mettre les figures à la fin du rapport, je m'excuse pour la gêne occasionnée.

1 Beginning with Matlab

2 Basic Image Processing

1. Le filtre gaussien consiste à convoluer l'image avec un noyau gaussien : on remplace la valeur du pixel en x par la moyenne de ses voisins y (dans un certain voisinage) pondérée par leurs "proximités" à x :

$$\int u(y) \exp -\frac{\|x-y\|^2}{\sigma_s^2} dy$$

Dans le code joint, on considère le voisinage $[x_1 - 3\sigma_s, x_1 + 3\sigma_s] \times [x_2 - 3\sigma_s, x_2 + 3\sigma_s]$ où $x = (x_1, x_2)$.

En appliquant le filtre gaussien avec $\sigma_s = 1$ sur l'image bruitée de 0.1, on obtient le résultat en haut à droite de la Figure 1. On peut voir que le bruit est atténué, mais qu'en contrepartie l'image est déjà un peu floutée. En particulier, les bords des objets sont mal préservés : en effet en un pixel du bord, on moyenne avec les intensités des objets de part et d'autre du bord, potentiellement très différentes, avec le même poids, ce qui explique la perte d'information à ces niveaux.

2. La Figure 1 montre également l'image convolée avec des noyaux gaussiens de variances σ_s^2 différentes. Plus σ_s augmente, plus le voisinage du pixel x sur lequel on moyenne est grand, et plus les pixels lointains de x contribuent à la moyenne (leur poids augmente relativement dans la moyenne par rapport aux pixels plus proches, puisque leur distance est divisée par σ_s dans l'exponentielle). Par conséquent, plus σ_s augmente plus le bruit gaussien s'atténue (le poids du pixel bruité diminue dans le moyennage avec ses voisins) et plus le flou augmente (on moyenne en un pixel x avec des pixels de plus en plus nombreux et lointains qui n'appartiennent pas nécessairement au même objet que x et qui n'ont donc pas la même intensité). Cet effet de floutage est remarquable aux bords, comme on l'a expliqué en question 1.

3. On remarque que les bords de l'image se noircissent quand σ_s augmente. En effet, à la moyenne sur le voisinage d'un pixel du bord, ses voisins en dehors de l'image apportent une contribution de 0, et sont donc interprétés comme des pixels noirs. Pour corriger cet effet indésirable, on peut, pour le calcul, prolonger l'image en ajoutant des pixels tout autour

du cadre de l'image et de même intensités que les pixels des bords de l'image. Ainsi dans le moyennage sur le voisinage d'un pixel du bord ne contribueront que l'intensité de ses voisins qui restent à l'intérieur de l'image (qui compteront donc pour une ou deux fois dans la moyenne).

4. On calcule par différences finies à l'ordre 1 la norme et l'orientation du gradient de l'image bruitée et convolée avec un noyau gaussien de variance 1. En figure 2 on pourra observer sa norme. Les zones où le gradient est fort, soit où l'intensité varie beaucoup, sont censées correspondre aux bords de l'objet.

5. Pour déterminer précisément les bords des objets, il faut seuiller le gradient : "à partir d'un certain seuil de gradient, un pixel appartient à un bord". En figure 3 (resp. figure 4) on trouvera différents seuils de gradient appliquée à l'image bruitée et convolée avec un noyau gaussien de variance 1 (resp. variance 3). On remarque aussi avec ces deux exemples le compromis qu'il y a à faire dans le choix de la variance σ_s du noyau gaussien :

- si on convole avec un noyau de variance trop faible, le bruit persiste et on le retrouve comme bord (gradient important pour un pixel bruitée). Si on augmente le seuil pour faire disparaître le bruit, on perd aussi des parties des bords des objets.
- si on convole avec un noyau de variance trop élevée, certes le bruit disparaît mais les bords des objets s'épaississent également avec le flou, et le gradient ne peut donc plus discriminer les bords exacts. Si on augmente le seuil pour désépaissir les bords, on perd aussi d'autres parties des bords des objets.

Il est donc nécessaire, pour déterminer les bords d'une image bruitée, de lisser (pour enlever le bruit) mais pas trop (pour ne pas gommer les contours)! Notons aussi le choix assez "manuel" d'un seuil intéressant du gradient permettant de bien discriminer ces bords.

3 Canny edge detector

1. Dans l'optique de mettre en oeuvre la méthode de suppression des non-maximaux, on cherche ici à quantifier l'orientation du gradient. Pour ce faire, on définit les 4 zones d'orientation comme précisé sur la figure 5. En figure 6, on visualise en blanc les pixels de l'image bruitée en lesquels le gradient est orienté principalement dans la direction verticale (entre $3 * \pi/8$ et $5 * \pi/8$). On retrouve bien en effet en blanc les bords horizontaux des objets, puisque l'intensité y varie de part et d'autre du bord donc verticalement.

2. Dans l'objectif de désépaissir les bords floutés par le lissage, la méthode de suppression des non-maximaux vise à ne conserver que les pixels où l'amplitude du gradient est localement maximale dans sa direction, c'est-à-dire supérieure à leurs deux voisins dans sa direction. On trouvera sur les deux première figures en figure 7 le gradient seuillée à 0.02 de l'image - bruitée à 0.1, convolée à un noyau gaussien de variance 3 - avant et après suppression des non-maximaux. On observe bien le désépaississement des bords après suppression, mais il semble difficile de déterminer le bon seuil qui permet de discriminer tous les bords.

3. On veut comparer l'influence du bruit de l'image d'entrée sur la méthode de suppression des non-maximaux. En figure 7, on peut aussi visualiser les résultats pour la même image bruitée à 0.01 et à 0.05. On observe que pour l'image bruitée à 0.05, si l'on souhaite conserver les bords des objets, on ne peut pas augmenter à souhait le seuil du gradient, et on est donc contraint de garder une quantité importante de pixels bruités dans l'image du gradient seuillé. Ces pixels bruités correspondent aussi à des maximaux locaux dans leur direction, et persistent

donc après suppression des non-maximaux : ainsi on n'arrive pas bien à distinguer les bords des objets de ces bruits. Le bruit influence donc de manière assez significative l'efficacité de la méthode de suppression des non-maximaux.

4. On veut comparer cette fois l'influence de la taille, donc de la variance σ_s , du noyau gaussien par lequel on convole l'image sur la méthode de suppression des non-maximaux. En figure 8, on visualise les résultats pour la même image bruitée et convolée à un noyau gaussien de variance 3 (taille 10*10), et de variance 1 (taille 7*7). Les seuils ont été choisis différents pour les deux images afin que le gradient seuillé conserve entre autres les pixels correspondant aux bords des objets avant la suppression des non-maximaux. On observe que les contours sont presque similaires après cette suppression pour les deux noyaux gaussiens. On peut expliquer cela par le fait que quelque soit l'épaisseur des bords dans l'image floutée, seuls les pixels de cette épaisseur qui correspondent aux bords exacts dans l'image de départ sont préservés après suppression, puisque eux-seuls constituent des maximaux locaux dans la direction du gradient : tous les autres sont supprimés quelque soit leur nombre. Ainsi la suppression des non-maximaux ne semble pas beaucoup influencée par la taille du noyau gaussien.

5. Reste le problème qu'après suppression des non-maximaux, les bruits persistent à un seuil de gradient qui, si on le dépasse, supprime certains contours. La méthode d'hysteresis répond partiellement à la difficulté de fixer correctement ce seuil. Le principe de cette méthode, que l'on met en oeuvre dans "canny-edges" est de fixer pour le gradient deux seuils :

- un seuil haut S , au delà duquel on est certain d'avoir affaire à un bord
- un seuil bas s , en dessous duquel on considère qu'il n'y a pas du tout de bord.

On considère alors initialement comme pixels de bords les pixels qui passent le seuil S , puis on ajoute progressivement aux pixels de bord ceux qui passent le seuil s et qui ont un de leurs 8 voisins qui est déjà un bord (un bord n'est jamais isolé). Ceci passe par l'utilisation d'une pile, où l'on place tous les pixels passant S . Puis à chaque pixel qu'on dépile, on empile tous ses voisins passant le seuil s et on les note comme bord.

La figure 9 montre les bords de Canny obtenus par hystérésis de l'image bruitée à 0.01 et convolée au noyau de variance 3, pour $S = 0.05$ et de $s = 0.002$. En comparant les résultats au gradient seuillé à $s = 0.02$ dont on a supprimé les non-maxima locaux, on remarque une amélioration apportée par l'hystérésis : on a en effet supprimé les bruits, puisqu'ils ne passent pas S et qu'ils n'ont pas de voisin qui est un bord. Aussi les bords sont plus continus (pas d'ensembles disjoints), même s'il y a quand même quelques "trous" à certains endroits.

La figure 10 montre le détecteur de bords de Canny appliqué à l'image du dôme. On remarque qu'il faut adapter les différents paramètres $s\sigma_s$, S et s à cette nouvelle image, pour obtenir un résultat satisfaisant.

4 Bilateral grid

1. Pour rappel, le filtre bilatéral est obtenu en remplaçant la valeur du pixel en x par la moyenne de ses voisins y (dans un certain voisinage) pondérée par leurs proximités ET par leurs similarités en terme d'intensité avec x . Autrement dit, par rapport au filtrage gaussien, on ne moyenne qu'avec les pixels de niveau de gris proche.

$$\int u(y) \exp - \frac{\|x - y\|}{\sigma_s^2} \exp - \frac{\|u(x) - u(y)\|}{\sigma_r^2} dy$$

Avec les valeurs par défaut des pas d'échantillonnage $range_{sampling} = \sigma_{range}/2$ et $spatial_{sampling} = \sigma_{spatial}/2$, l'image lissée par le filtre bilatéral de noyau de variance $\sigma_{range} = 0.1$ et

$\sigma_{spatial} = 5$ est donnée en figure 11. On remarque que l'image est lissée sans être floutée, puisque l'on moyenne avec des pixels similaires, et que par conséquent les bords sont beaucoup mieux préservés. On perd néanmoins dans ce lissage la "texture", qui ressemble en effet localement à du bruit.

Remarquons aussi, que par rapport au filtrage gaussien, le temps de calcul est beaucoup plus long puisque le noyau à calculer qui dépend aussi des intensités varie de pixel en pixel.

2. On se reporte à la figure 12 pour visualiser le filtre bilatéral pour de valeurs "extrêmes" de σ_{range} et $\sigma_{spatial}$. L'importance de σ_{range} par rapport à $\sigma_{spatial}$ marque le poids que l'on attribue à la proximité en terme de distances par rapport à la similarité d'intensités entre pixels lorsque l'on effectue le moyennage sur le voisinage de chaque pixel. Ce que l'on retrouve sur les résultats de la figure 12.

3. Pour mettre en valeur les détails, une méthode peut consister à augmenter le poids de la différence de l'image de départ à son lissage par le filtre gaussien FG ou le filtre bilatéral FB . En désignant FG ou FB par F , on calcule donc :

$$u = F(u) + (u - F(u)) \rightarrow u = F(u) + k * (u - F(u)), \quad k > 1$$

Les résultats respectifs sont données en figure 13 pour $k = 3$. On remarque des artefacts au niveau des bords du rocher avec le filtre gaussien qui les lisse, qui ne sont pas visibles avec le filtre bilatéral qui les préserve.

5 Optional

En figure 14, on pourra observer le résultat du détecteur de bords de Canny après application du filtre bilatéral. Les résultats sont plutôt satisfaisants, puisque si le détecteur de bords lisse l'image, il préserve les bords du rocher que Canny retrouve ainsi aisément.

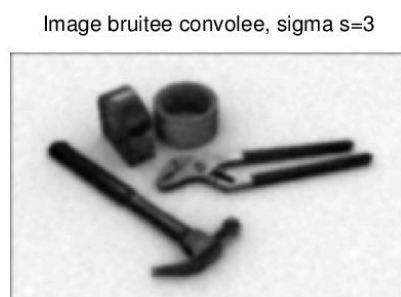
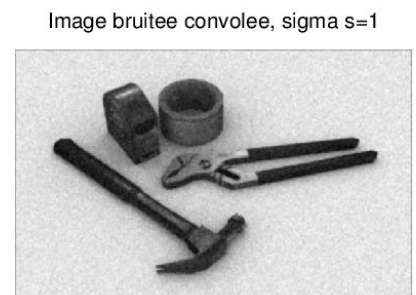
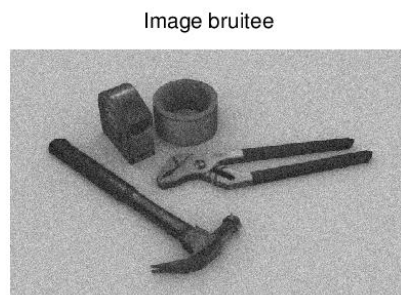


FIGURE 1 – Image avec bruit gaussien convolée avec des noyaux gaussiens de variances σ_s^2 différentes

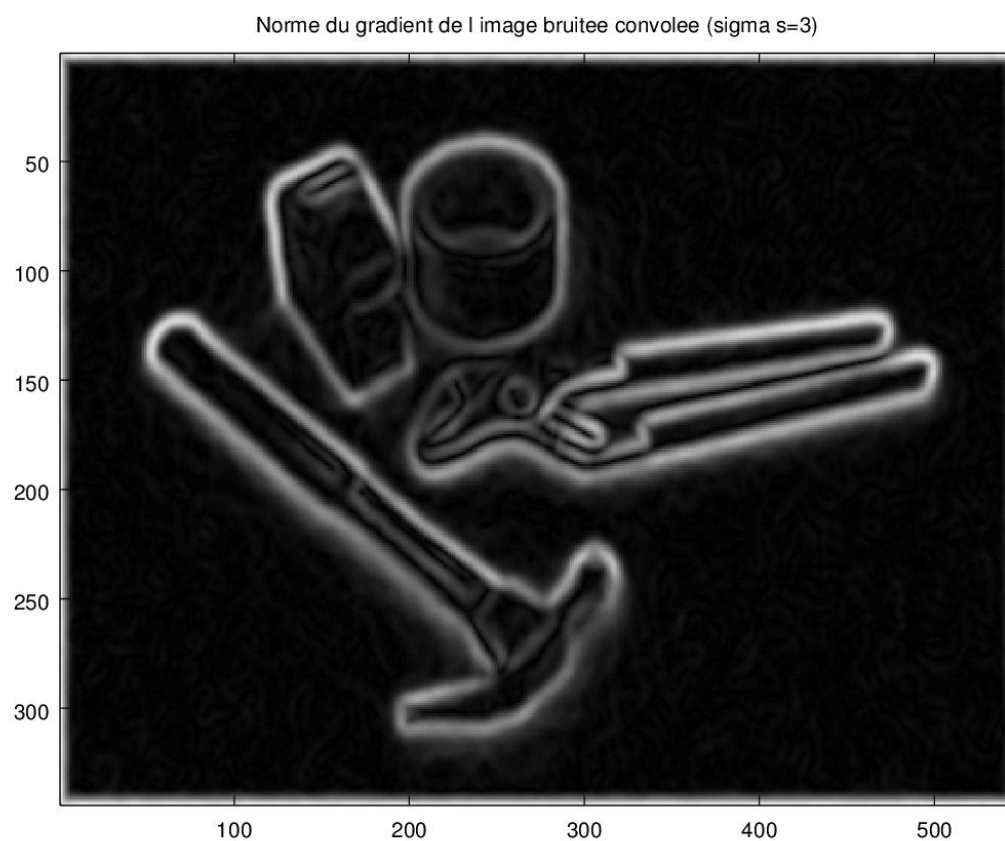
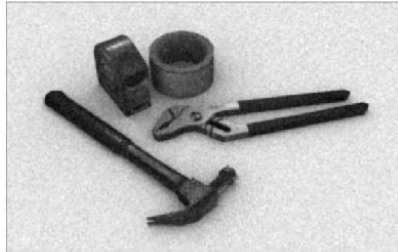
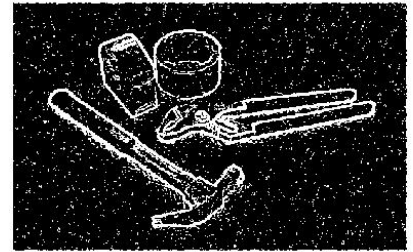


FIGURE 2 – Norme du gradient de l'image avec bruit gaussien convolée avec un noyau gaussien de $\sigma_s = 3$

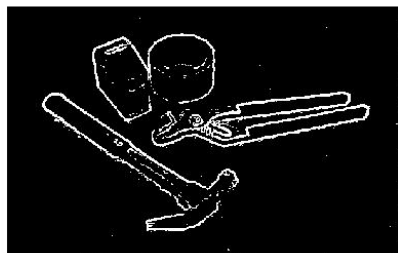
Image bruitée convoluée (sigma s=1)



Gradient de l image seuille a 0.05



Gradient de l image seuille a 0.08



Gradient de l image seuille a 0.1

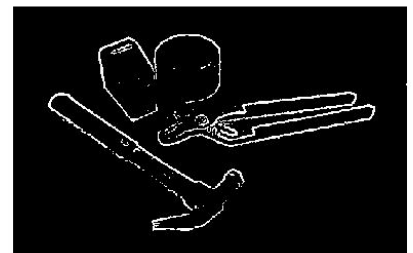
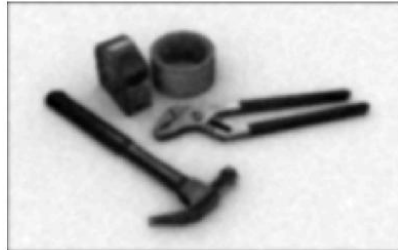
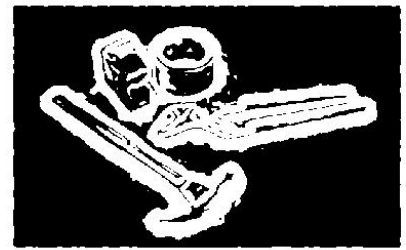


FIGURE 3 – Gradients seuillés de l'image bruitée avec un noyau gaussien de $\sigma_s = 1$

Image bruitée convoluée (sigma s=3)



Gradient de l'image seuillée à 0.01



Gradient de l'image seuillée à 0.02



Gradient de l'image seuillée à 0.05

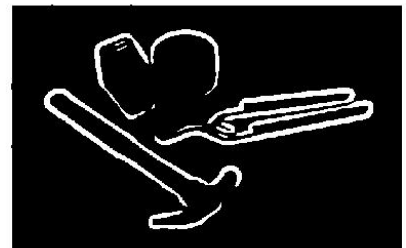


FIGURE 4 – Gradients seuillés de l'image bruitée avec un noyau gaussien de $\sigma_s = 3$

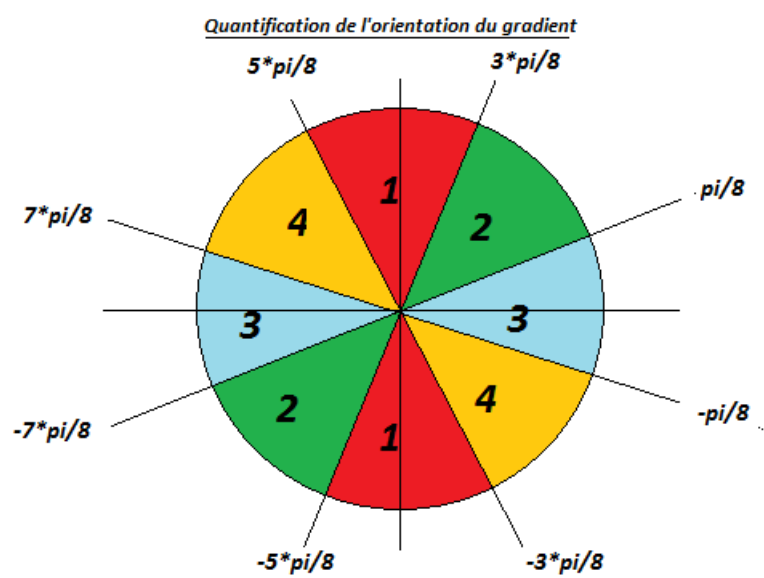


FIGURE 5 – Quantification de l'orientation du gradient

Gradient orienté verticalement (entre $3\pi/8$ et $5\pi/8$ en valeur absolue)

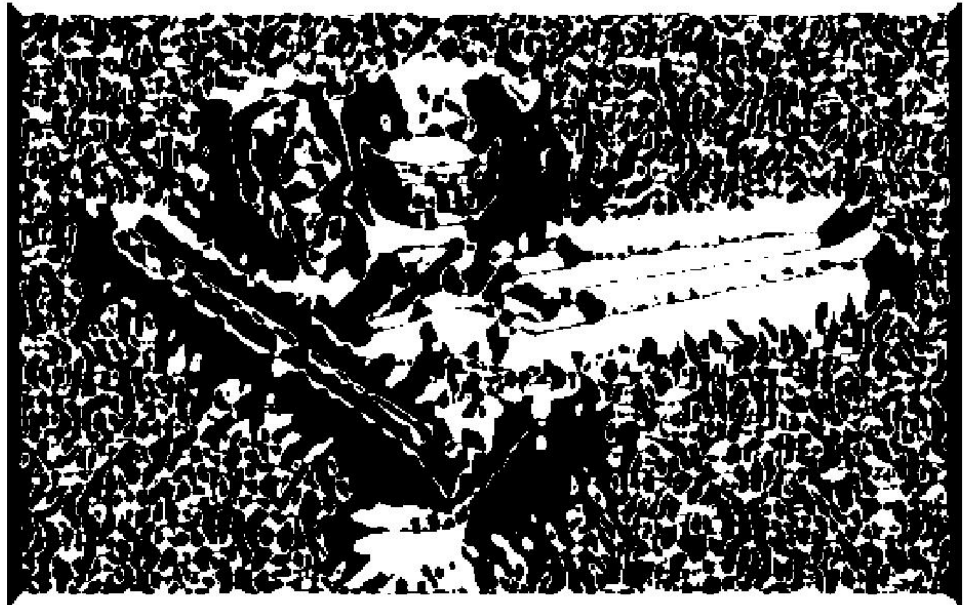
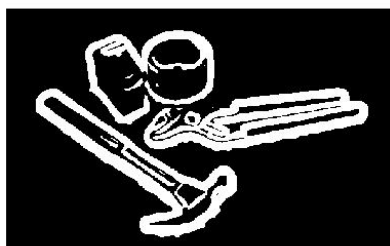
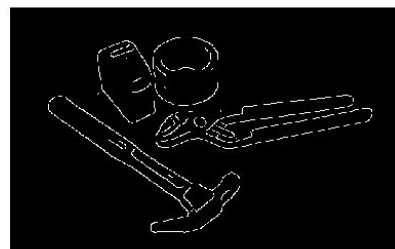


FIGURE 6 – Gradient d'orientation quantifiée "1" (plutôt verticale) de l'image bruitée convolée $\sigma_s = 3$

Gradient seuille a 0.02 (bruit=0.1, sigma s=3)



Apres suppression des non-maximaux



Gradient seuille a 0.03 (bruit=0.5, sigma s=3)

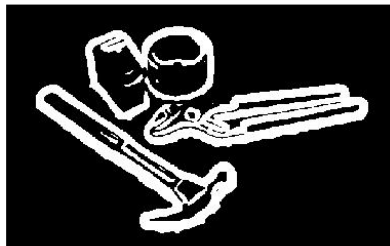


Apres suppression des non-maximaux

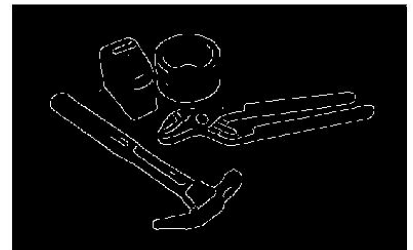


FIGURE 7 – Méthode de suppression des non-maximaux et impact du bruit des entrées sur la méthode.

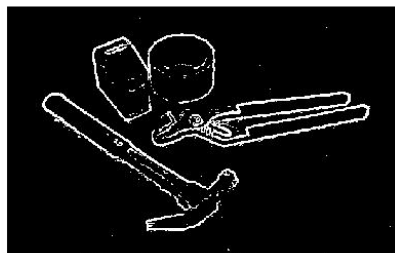
Gradient seuille a 0.02 (bruit=0.1, sigma s=3)



Après suppression des non-maximaux



Gradient seuille a 0.08 (bruit=0.1, sigma s=1)



Après suppression des non-maximaux

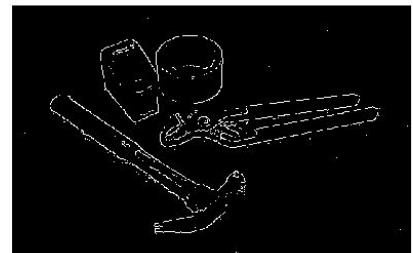
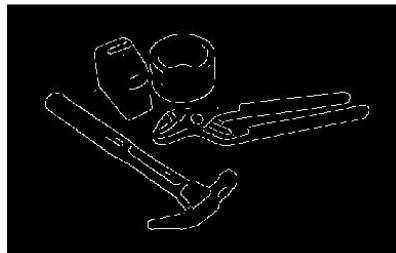
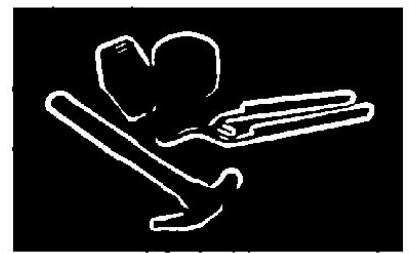


FIGURE 8 – Méthode de suppression des non-maximaux et impact de la taille du noyau gaussien de convolution, soit de la variance σ_s sur la méthode

Gradient seuille a 0.02 apres suppression des non-maximaux



Gradient seuille a $S = 0.05$



Gradient seuille a $s = 0.002$



Hysteresis $S = 0.05$, $s = 0.002$

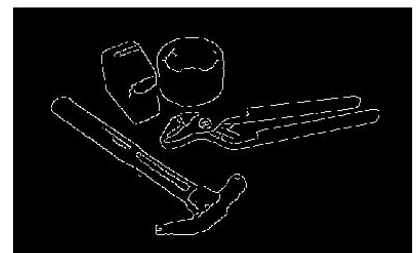


FIGURE 9 – Avec un seuillage par hystérésis, résultats du détecteur de bords de Canny

Gradient seuille a 0.01 apres suppression des non-maximaux



Gradient seuille a $S = 0.01$



Gradient seuille a $s = 0.005$



Hysteresis $S = 0.01$, $s = 0.005$



FIGURE 10 – Détecteur de bords de Canny appliqué à l'image du dôme

Image lissée avec filtre bilatéral (sigma spatial=5, sigma_range=0.1)



FIGURE 11 – Image lissée avec le filtre bilatéral ($\sigma_{range} = 0.1$ et $\sigma_{spatia} = 5$)

Image lissée avec filtre bilatéral (sigma spatial=2, sigma range=0.5)



Image lissée avec filtre bilatéral (sigma spatial=10, sigma range=0.1)



FIGURE 12 – Image lissée avec des filtres bilatéraux pour des paramètres extrêmes σ_{range} et $\sigma_{spatial}$

Renforcement des details (avec poids 3) avec filtre bilateral (sigma spatial=5, sigma range=0.1)



Renforcement des details (avec poids 3) avec convolution gaussienne (sigma spatial = 5)

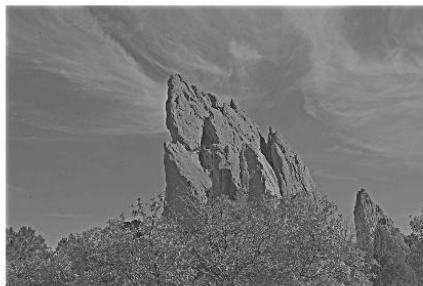


FIGURE 13 – Renforcement des détails avec le filtre bilatéral et avec la convolution gaussienne

Filtre bilatéral (sigma spatial=5, sigma_range=0.1) puis détecteur de Canny (hysteresis S=0.05, s=0.002)

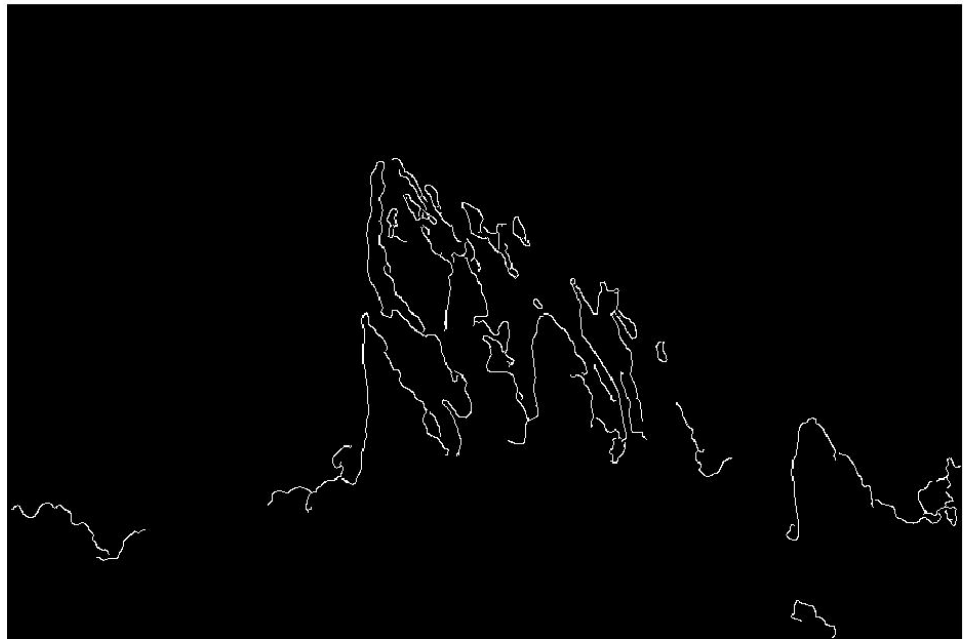


FIGURE 14 – Application du détecteur de bords de Canny (hystéresis $s=0.002$, $S=0.05$) après application du filtre bilatéral