

Analyse et impact des filtres Gaussien, Roberts et Sobel sur la détection des contours dans les images

TP02 Groupe TIM-13

Evgenii Sudakov
Université Grenoble-Alpes,
Saint-Martin-d'Hères
`evgenii.sudakov@etu.univ-grenoble-alpes.fr`

13/03/2024

Résumé

Dans cet étude, nous nous sommes concentrés sur l'examen des filtres Gaussien, Roberts et Sobel, fréquemment utilisés dans le traitement d'images. Notre hypothèse initiale supposait que le filtre Gaussien faciliterait la détection des contours. Cependant, nos résultats expérimentaux ne corroborent pas entièrement cette présomption. En effet, l'association du filtre Gaussien et du filtre Roberts a produit des résultats moins satisfaisants que l'application isolée du filtre Roberts. Cette constatation suggère que le filtre de Roberts pourrait être plus efficace seul, sans le lissage induit par le filtre Gaussien. Par contre, lorsque le filtre Gaussien a été associé au filtre Sobel, les résultats obtenus ont surpassé toutes les autres configurations testées. Cette combinaison a donc prouvé être la plus performante. La qualité des résultats a été évaluée à travers un protocole d'étiquetage manuel des contours sur une image donnée. Par la suite, l'erreur moyenne de distance entre les contours définis par les étiquettes de test et ceux détectés sur l'image filtrée a été calculée. Ces découvertes soulignent l'importance d'une bonne compréhension des caractéristiques spécifiques à chaque filtre et la nécessité de bien adapter le choix du filtre selon les besoins de la tâche à accomplir.

1 Introduction

La convolution, une opération mathématique fondamentale, est utilisée dans divers domaines tels que le traitement du signal, le traitement des images et l'ingénierie de contrôle. Lorsqu'elle est appliquée dans le contexte du traitement d'images, la convolution est utilisée pour appliquer des filtres,

tels que les filtres Gaussien, Roberts et Sobel. Chaque filtre est représenté par une matrice, ou noyau, qui est appliquée sur l'image originale. Notre étude est axée sur l'analyse de l'effet de ces filtres, seuls ou en combinaison, sur la détection des contours dans les images.

2 Matériel et Méthodes

2.1 Matériel

Pour cette étude, nous avons utilisé Python avec les bibliothèques Numpy, Scikit-learn et Matplotlib pour les opérations de traitement d'image et de visualisation. Pour l'étiquetage manuel des images, l'outil Label Studio[1] a été utilisé.

2.2 Hypothèses

1. Notre première hypothèse est que l'utilisation préalable du filtre Gaussien, qui réduit le bruit et les détails d'une image, pourrait améliorer la qualité de la détection des contours lors de l'application d'autres filtres par la suite.

2. Notre deuxième hypothèse est que le filtre Sobel offre une meilleure qualité dans la détection des contours en traitement d'images.

2.3 Filtre gaussien

Ce filtre, basé sur la fonction de Gauss, est couramment utilisé en traitement d'image pour atténuer le bruit et les détails. Il est régi par la formule :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

2.4 Filtre Roberts

C'est un opérateur simple pour la détection des contours dans une image. Il est basé sur le calcul du gradient en diagonale :

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ +1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.5 Filtre Sobel

Plus précis que le filtre Roberts, ce filtre utilise deux noyaux 3x3 pour mesurer le gradient de l'intensité de l'image à chaque point :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix}$$

ensuite, $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$.

3 Expérimentations

3.1 Mise en place

3.1.1 Images d'entrées

L'image que nous avons utilisée pour notre expérimentation est en noir et blanc.

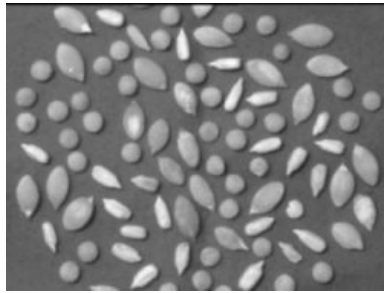


FIGURE 1 – Exemple d'image d'entrée de l'expérience

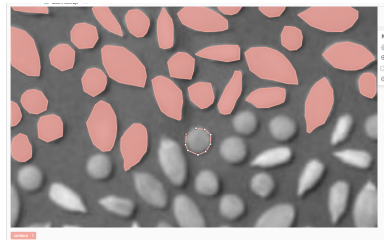


FIGURE 2 – Utilisation de Label Studio pour l'étiquetage des contours d'images

3.2 Résultats

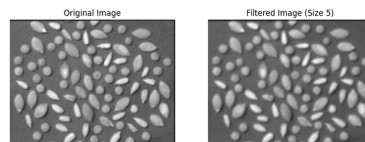


FIGURE 3 – Résultat du filtre de Gauss

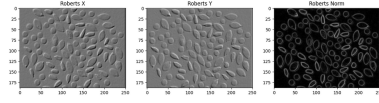


FIGURE 4 – Résultat du filtre de Roberts

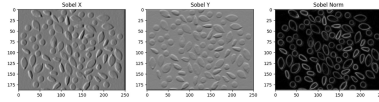


FIGURE 5 – Résultat du filtre de Sobel

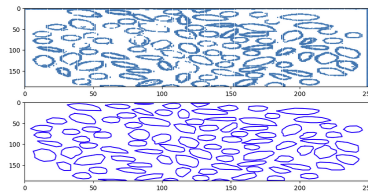


FIGURE 6 – Comparaison du résultat du filtre de Roberts et de l'image étiquetée

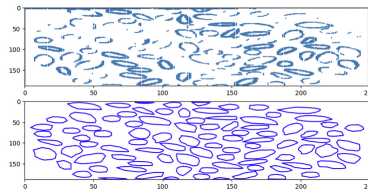


FIGURE 7 – Comparaison des résultats après l'application du filtre de Gauss et du filtre de Roberts avec l'image étiquetée

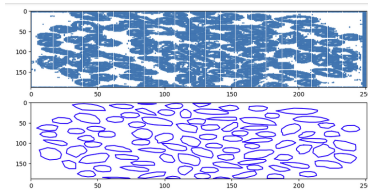


FIGURE 8 – Comparaison du résultat du filtre de Sobel et de l'image étiquetée

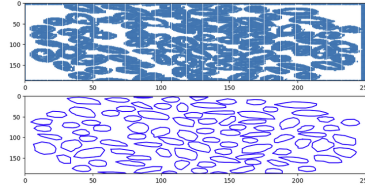


FIGURE 9 – Comparaison des résultats après l'application du filtre de Gauss et du filtre de Sobel avec l'image étiquetée

3.2.1 Le calcul de la qualité de la recherche de contour

Soit $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ l'ensemble des points de contour d'un polygone donné par Label Studio, et $IM = \{im_1, im_2, \dots, im_m\}$ l'ensemble de points de l'image donnée par un filtre.

La distance entre un point c_i du polygone et l'ensemble de l'image est calculée de la façon suivante :

$$d(c_i, IM) = \min_{im_j \in IM} (\sqrt{(x_{c_i} - x_{im_j})^2 + (y_{c_i} - y_{im_j})^2})$$

où (x_{c_i}, y_{c_i}) et (x_{im_j}, y_{im_j}) sont les coordonnées de points dans l'espace image.

Pour chaque polygone, nous obtenons un ensemble de distances :

$$D(C, IM) = \{d(c_1, IM), d(c_2, IM), \dots, d(c_n, IM)\}$$

Nous calculons alors l'erreur moyenne pour ce polygone, que nous appellerons $E(C)$. C'est la somme des éléments de l'ensemble des distances, divisée par le nombre de points du contour.

$$E(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(c_i, IM)$$

Finalement, l'erreur globale de l'ensemble des polygones est la moyenne des erreurs moyennes de chaque polygone. Soit $P = \{C_1, C_2, \dots, C_p\}$ l'ensemble des polygones. L'erreur moyenne globale, que nous noterons TE, est donnée par :

$$TE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p E(C_i)$$

3.3 Interprétation

L'opérateur de Roberts combiné au filtre Gaussien donne des résultats inférieurs à ceux de l'opérateur de Roberts seul. L'opérateur de Sobel combiné

Type de filtrage	Qualité finale
Filtre de Roberts	6.762
Filtre Gaussien + Filtre de Roberts	7.6658
Filtre de Sobel	5.4672
Filtre Gaussien + Filtre de Sobel	5.535

TABLE 1 – Comparaison de la qualité finale pour différents types de filtrage

au filtre Gaussien fonctionne de manière approximativement égale à l’opérateur de Sobel seul. De plus, l’opérateur de Sobel semble donner de meilleurs résultats que celui de Roberts, grâce à son utilisation d’une convolution plus complexe.

La qualité finale dépendra de facteurs tels que l’image utilisée, le seuil choisi et la qualité de l’étiquetage.

3.4 Les améliorations possibles de la recherche de qualité

Pour les futurs travaux, nous prévoyons d’élargir notre ensemble de données en prenant plus d’images. En plus de cela, nous envisageons d’étiqueter ces images en utilisant un réseau neuronal afin de fournir un ensemble de formation plus riche pour nos algorithmes. En utilisant un réseau neuronal pour l’étiquetage, nous espérons améliorer la précision de nos résultats et fournir une évaluation plus robuste des performances de nos algorithmes de détection de contours.

4 Conclusion

La filtration, particulièrement par les filtres Roberts et Sobel, est une technique efficace pour la détection des contours en traitement d’images. Néanmoins, l’efficacité de ces filtres est largement dépendante des paramètres utilisés et de la qualité de l’image source. Une utilisation préliminaire du filtre Gaussien peut parfois améliorer la détection des contours, mais cela n’est pas systématiquement le cas. Par ailleurs, le filtre Sobel s’est généralement avéré supérieur pour la détection de contours. Il est crucial de comprendre ces impacts pour optimiser l’emploi des filtres.

Références

- [1] Label Studio. *Annotation Tools for Data Labeling at Scale*. Available at : <https://labelstud.io/>

The related code can be found at https://github.com/YudjinSud/convolution_filters_paper.