

Table Des Matières

Table Des Matières	2
1 Introduction	4
2 Etat de l'art	4
3 Contexte scientifique	5
3.1 L'imagerie biomédicale :	5
3.2 Segmentation d'image :	6
4 Contribution	6
4.1 Analyse du problème :	7
4.2 Description de la base de données :	7
4.3 Méthodes utilisées	7
4.3.1 Méthode 1 : la luminosité comme critère de flou	8
4.3.2 Méthode 2 : l'entropie maximale comme critère de flou	9
4.4 Application :	11
4.4.1 Méthode 1 : La Luminosité comme critère de flou	11
4.4.2 Méthode 2 : l'entropie maximale comme critère flou	13
5 Analyse expérimentale :	15
5.1 Résultats :	15
5.1.1 Métriques d'évaluations :	15
5.1.2 Méthode 1 : Evaluation des résultats	15
5.1.3 Méthode 2 : Evaluation des résultats	16
5.2 Discussion :	16
5.2.1 Méthode 1 : Performances et limitations :	16
5.2.2 Méthode 2 : Performances et limitations :	17
6 Conclusion	18
7 Bibliographie	19
8 Annexe	20

Table des figures

Figure 1 IRM (Imagerie par résonnance magnétique)	5
Figure 2 Echographie	5
Figure 3 Image médicale annotée	6
Figure 4 Exemple de segmentation pris du site de l'INRAE	6
Figure 5 Image avec des flèches noires et fond blanc et gris	7
Figure 6 Image avec des flèches blanches et un fond noir	7
Figure 7 Image avant et après renforcement.....	11
Figure 8 Résultats de chaque itération	12
Figure 9 Binarisation finale après votes.....	12
Figure 10 Flèches détectées	13
Figure 11 L'image originale avant après prétraitement.....	13
Figure 12 L'image inverse avant après prétraitement.....	13
Figure 13 L'image originale et inverse respectivement après binarisation	14
Figure 14 Etiquetage des composantes connexes de l'image originale (resp. inverse)	14
Figure 15 Flèches détectées	15
Figure 16 Limites et erreurs de la méthode 1.....	17
Figure 17 Limites et erreurs de détections de la méthode 2	18

Liste des tableaux

Tableau 1 Résultats de la méthode du critère de flou sur la luminosité.....	16
Tableau 2 Evaluation de la méthode du critère de flou sur la luminosité.....	16
Tableau 3 Résultats de la détection pour la méthode de l'entropie floue	16
Tableau 4 Evaluation de la méthode de l'entropie floue	16

1 Introduction

Le domaine de l'imagerie biomédicale joue un rôle important dans la détection de diverses pathologies ainsi que le traitement de ces dernières. Les images médicales sont souvent porteuses d'informations entrelacées et complexes, ce qui fait qu'elles ont des annotations superposées par des professionnels pour désigner les régions importantes dans le but de faciliter la lecture et l'interprétation. Ces annotations sont généralement sous forme de flèches ou de symboles.

L'extraction automatique des annotations pourrait améliorer l'efficacité du processus diagnostique et de réduire la pénibilité de la lecture complexe de ces images pour les professionnels de santé ce qui va de même diminuer la possibilité d'erreurs.

Pour accomplir cet objectif, la qualité de la segmentation utilisée a un rôle très important. Il s'agit des opérations de traitement d'images consistant à détecter et rassembler les pixels suivant plusieurs critères. L'approche de segmentation hiérarchique fournit une représentation multi-échelle d'une image en la divisant en plusieurs niveaux de granularité. L'utilisation de la logique floue facilite la gestion de l'incertitude et de l'imprécision inhérentes à l'analyse des images médicales en attribuant des degrés d'appartenance aux éléments de l'image, plutôt que des étiquettes catégoriques précises.

2 Etat de l'art

La détection des formes dans des images a fait l'objet de plusieurs recherches en utilisant des méthodes différentes. Ainsi on trouve Intwala et al [\[1\]](#) qui utilise un seuillage à plusieurs niveaux et opérations morphologiques afin de détecter les entités ressemblant à des flèches, cette technique est basée sur le calcul d'histogramme ainsi que l'utilisation des caractères morphologiques pour reconnaître les flèches.

Une approche d'apprentissage automatique a été mise en place par Santosh et Roy [\[2\]](#), en utilisant un classificateur séquentiel comprenant un classificateur à mémoire bidirectionnelle à long terme (BLSTM) après avoir segmenter l'image en utilisant les critères flous suivi d'une détection de la pointe de la flèche basée sur les défauts de

convexité. L'utilisation des critères flous pour binariser l'image avant de faire une reconnaissance des flèches se trouve aussi dans un article par le même auteur Santosh et al [3] suivi d'une reconnaissance basée par les critères géométriques des flèches dont la convexité et les angles d'inclinaison.

3 Contexte scientifique

3.1 L'imagerie biomédicale :

Le domaine de l'imagerie médicale fait référence aux différentes techniques qui sont utilisées pour construire des images du corps humain. Ces techniques englobent tout ce qui est IRM qui est une abréviation pour Imagerie par résonance magnétique (voir Figure 1), échographie (voir Figure 2), radiologie pédiatrique et imagerie médicale par rayons X.



Figure 1 IRM (Imagerie par résonance magnétique)



Figure 2 Echographie

En effet, chaque technique donne des différentes informations de différents organes corporels, mais leur objectif commun est d'aider à diagnostiquer les maladies et à suivre l'état du traitement. Ainsi, l'imagerie a révolutionné le domaine médical et la recherche qui lui est associé.

Dans plusieurs images médicales, on trouve aussi des annotations en forme de symboles ou flèches superposées par des professionnels (voir Figure 3). Cela facilite l'analyse des composantes complexes et d'orienter la lecture vers les zones les plus importantes dans le processus diagnostique et dans le traitement.

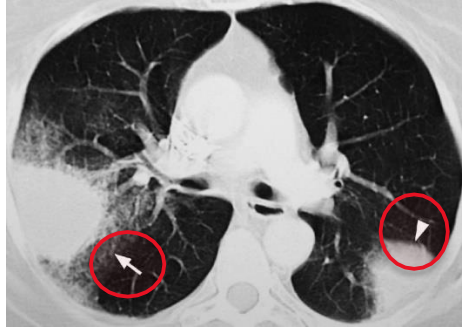


Figure 3 Image médicale annotée

3.2 Segmentation d'image :

La segmentation est une méthode de traitement d'image dont l'objectif est de séparer les zones d'image en régions homogènes en se basant sur des critères de pixels pour mettre en évidence les différentes composantes. Elle permet de simplifier et de transformer la représentation d'une image en sorte qu'elle soit plus claire et plus facile à analyser (Figure 4).

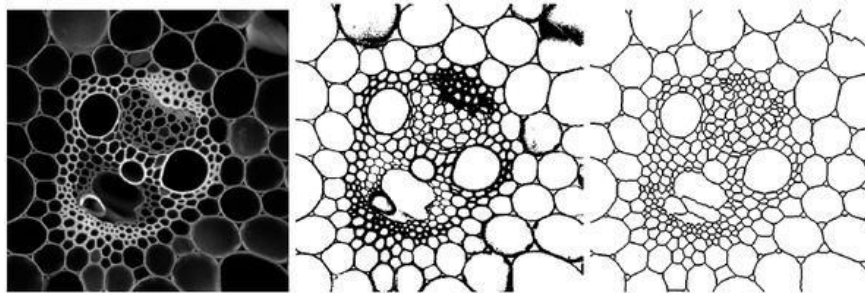


Figure 4 Exemple de segmentation pris du site de l'INRAE

Un objectif usuel de la segmentation est de détecter un objet existant dans l'image, appelé région d'intérêt (ROI), en s'appuyant sur les critères homogènes qui ont été séparés.

La segmentation est appliquée dans plusieurs domaines dont le domaine de l'imagerie médicale puisqu'elle est capable de séparer les différents composantes (cellules, membranes ...) et donc de simplifier le traitement de ces images complexes en mettant en évidence que les zones désirées.

4 Contribution

4.1 Analyse du problème :

Dans un objectif de fournir une solution d'aide à la décision et de fournir une solution de détection automatique des annotations présente sur les images, l'application d'une segmentation afin de séparer les régions d'intérêts et les composantes des images a été étudiée. Néanmoins en raison de la complexité des images médicale, une segmentation binaire traditionnelle n'est pas suffisamment précise c'est pour cela qu'une segmentation hiérarchique floue, ou "fuzzy", a été proposée. Basée sur la logique floue, une composante peut faire partie de plusieurs segments différents à plusieurs niveaux suivant des degrés d'appartenance diverse, cette méthode est mieux adaptée au degré de complexité des image médicales. L'approche floue permet de visualiser une image comme étant un évènement flou modélisé par une espace de probabilité, une fonction d'appartenance à un ensemble flou renvoie le degré d'appartenance du pixel au segment en question suivant un ou plusieurs critères choisis, Le terme hiérarchique fait référence à une structure en niveaux, l'image est divisée en segment à différents niveaux de détails permettant une analyse plus fine et plus précise.

4.2 Description de la base de données :

La base de données sur laquelle nous avons travaillé est constitué d'images médicales des scans de cerveaux avec des flèches qui sont superposées dessus.

Notre travail a été fait sur 26 images médicales, on trouve des flèches superposées soit noires (voir Figure 5) soit blanches (voir Figure 6), ainsi que la couleur du fond qui varie entre le noir, le gris et le blanc. Le nombre de flèches total est de 80 flèches.

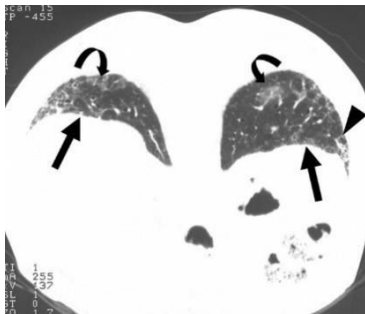


Figure 5 Image avec des flèches noires et fond blanc et gris



Figure 6 Image avec des flèches blanches et un fond noir

4.3 Méthodes utilisées

4.3.1 Méthode 1 : la luminosité comme critère de flou

- **Binarisation et segmentation :**

Pour commencer notre étude nous avons essayé une méthode basée sur la logique floue pour obtenir un niveau d'appartenance de chaque pixel basé sur le critère de luminosité, deux fonctions d'appartenance ont été implémenter une pour l'initialisation segmentant grossièrement l'image en "noir" et "blanc", en prenant un critère "simple" comme la luminosité on s'assure d'avoir un maximums d'annotations noir et blanches, les annotations moins binaire (grise ou peu contraster) seront plus difficilement détectable, voici les étapes de binarisation :

1. Première segmentation :

1. Application d'une première segmentation "grossière" avec le critère de flou de la luminosité.
2. Calcul du degré d'appartenance aux formes "blanches", "noir" à l'aide d'une fonction qui définit trois parties différentes pour calculer le degré d'appartenance d'une variable x à un ensemble flou suivant le maximum global de l'image. Les parties sont définies par des fonctions linéaires (fonctions choisies pour se concentrer sur les valeurs hautes et basses de l'image) qui renvois une valeur comprise entre 0 et 1.
3. Création de deux masques "blanc", "noir" pour les degrés d'appartenance supérieur à un seuil prédéfini.
4. Choix du masque comportant le moins de pixel (comportant moins de composant) en fonction du masque choisi on inverse ou non l'image a segmenté (dans le cas du choix du masque blanc meilleur, on inverse l'image pour se concentrer sur les formes noir restantes)

2. Segmentations itératives :

Tant que nos masques ne sont pas totalement blancs ou noirs et que le nombre d'itérations max n'est pas atteint faire :

1. Application de la segmentation adaptative en utilisant le mean_intensity de l'image résultante de l'itération précédente prenant en compte le masque choisi.

2. Opération de vote pour le choix du masque finale utilisant l'opérateur ET logique entre les masques précédant (les masques votant sont sélectionnés suivant leurs ordres et la nature du masque choisi)
3. Mise à jour de l'image en ignorant les pixels déjà voté (évitée de rentrer dans des cas où des segments ayant déjà été pris en compte soit à nouveau sélectionné)
4. Calcul de la nouvelle valeur d'intensité de l'image pour la prochaine itération

Nous obtenons ainsi plusieurs niveaux de segmentation et les formes choisies sont votées en ayant leurs présences sélectionnées dans plusieurs segments à la fois (une flèche blanche sera segmentée plusieurs fois à chaque itération les formes autres que les flèches ne sont pas présentes dans plusieurs segments)

3. Binarisation finale :

Les résultats des différents votes sont groupés en utilisant un opérateur OU logique pour obtenir une binarisation finale résultante des itérations

- **Détection des flèches :**

La binarisation résultant de la hiérarchie floue est composée des composantes classées comme étant "noir" ou "blanche" par les votes logiques, cela a permis de détecter les composantes 8-connexes isolées. Les flèches sont extraites à partir de :

- La taille de la composante (suivant une taille minimale et maximale fixée)
- L'air du contour (seuil minimal fixé)
- Le contraste du rectangle englobant (partie du principe qu'une flèche devrait être visible à l'œil pour les professionnels de la santé, le contraste du rectangle devrait être élevé c'est à dire que l'histogramme du rectangle devrait contenir au moins deux pics, blancs sur noir ou inversement)

4.3.2 Méthode 2 : l'entropie maximale comme critère de flou

- **Binarisation et segmentation :**

Pour cette deuxième méthode, on a gardé toujours la logique floue pour l'étape de segmentation appliquant le principe de l'entropie maximale comme mentionné dans Cheng et al. [4]. On utilise un seuillage à deux niveaux définis par les étapes suivantes :

1. Saisir l'image
2. Calculer l'histogramme, $h[i]$, $i = 0$ à 255
3. Calculer la probabilité d'occurrence des niveaux de gris, $Pr(i) = h(i)$, $i = 0$ à 255
4. Initialiser $H_{max} = -\infty$, a_{opt} , et c_{opt}
5. Utiliser la méthode de recherche exhaustive pour trouver la paire optimale a_{opt} et c_{opt} qui forme une bipartition floue avec l'entropie maximale :
 - Pour $a = 0$ à 254
 - Pour $c = (a + 1)$ à 255
6. 4.1. Pour a et c donnés, calculez de nouvelles fonctions d'appartenance, $k_{dark}(i)$ et $k_{bright}(i)$ pour $i = 0$ à 255 :
 - 7. $k_{dark}[i] = \text{clip}((c - i) / (c - a), 0, 1)$
 - 8. $k_{bright}[i] = \text{clip}((i - a) / (c - a), 0, 1)$
9. 4.2. Calculer les probabilités des événements flous de dark et bright :
 - 10. $P(\text{dark}) = \text{Somme}(i = 0 \text{ à } 255) \{k_{dark}(i) * Pr(i)\}$
 - 11. $P(\text{bright}) = \text{Somme}(i = 0 \text{ à } 255) \{k_{bright}(i) * Pr(i)\}$
12. 4.3. Calculer l'entropie de cette partition :
 - 13. $H = -P(\text{dark}) * \log(P(\text{dark})) - P(\text{bright}) * \log(P(\text{bright}))$
14. 4.4. Si H actuel est supérieur à H_{max} , remplacer H_{max} par H actuel et mettre à jour a_{opt} et c_{opt} avec a et c actuels.
15. La valeur seuil est le point médian de a_{opt} et c_{opt} , c'est-à-dire $b_{opt} = (a_{opt} + c_{opt}) / 2$

Avec $\text{clip}(x, 0, 1)$ une fonction qui garantit que la valeur calculée de $k_{dark}[i]$ et $k_{bright}[i]$ est comprise entre 0 et 1, inclusivement. Si la valeur calculée est inférieure à 0, la fonction clip lui donne la valeur 0. Si la valeur calculée est supérieure à 1, la fonction clip lui donne la valeur 1.

Après avoir binariser l'image et son inverse à partir d'un seuil optimal adapté à partir de l'histogramme, une extraction des composantes connexes a été mise en place suivie par une reconnaissance de flèches à partir des critères géométriques.

- **Reconnaissance des flèches :**

La binarisation basée sur l'entropie floue a permis de séparer les différentes régions dans l'image. Ainsi, on détecte les composantes connexes isolées résultante du processus du seuillage et on extrait les flèches qui sont supposées bien séparées du reste de l'image à partir des critères géométriques associées. Les critères principales utilisées sont :

- L'aire de la composante.
- La solidité pour estimer la compacité de la région.
- L'excentricité pour estimer la forme elliptique avec 0 qui signifie une forme parfaitement circulaire, tandis qu'une excentricité proche de 1 indique une forme allongée et étroite.

4.4 Application :

4.4.1 Méthode 1 : La Luminosité comme critère de flou

Prétraitement de l'image :

- Application de l'égalisation d'histogramme adaptative (CLAHE) avec un clipLimit de 3.5 et une taille de grille de (3, 3) Cela améliore le contraste local de l'image.
- Renforcement de l'image pour renforcer les contours et assombrissement global pour diminuer l'aspect des os par exemple, assombrir l'image permet de limiter la luminosité des éléments qui ne sont pas des annotations comme des os ou des excroissances, cela peut engendrer une légère perte d'information cependant les annotations de par leurs natures homogènes restent visible

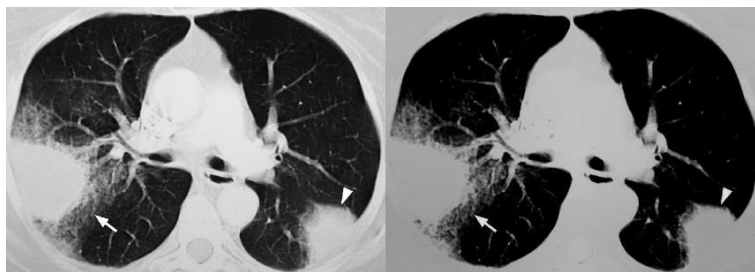


Figure 7 Image avant et après renforcement

Binarisation de l'image :

La binarisation de l'image (Figure 7) a été faite en 4 itérations en appliquant la méthode citée (partie 4.3.1)

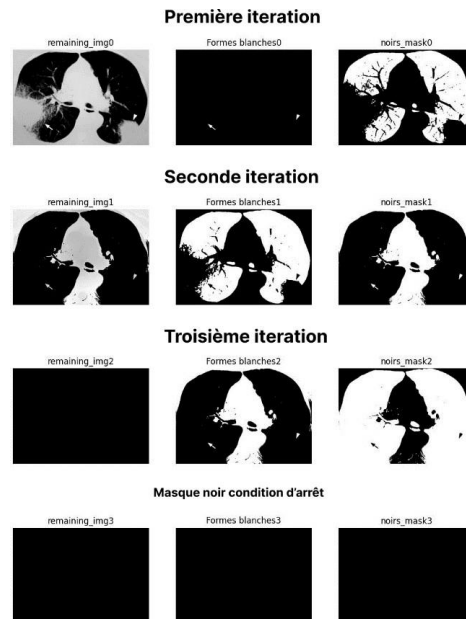


Figure 8 Résultats de chaque itération

Ensuite le vote effectuant les ET logique entre les itérations choisies respectivement pour blanches et noir sont effectuer et un OR final regroupe les résultats, on se retrouve finalement avec un seul masque binaire :

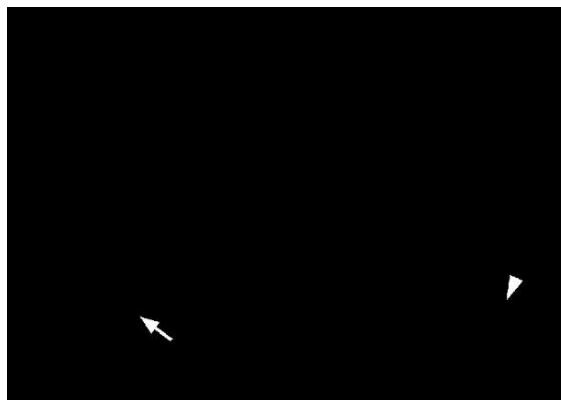


Figure 9 Binarisation finale après votes

En appliquant notre masque résultant sur l'image puis en appliquant la détection de contour de canny et en filtrant les contours détectés comme cité (4.3.1) les flèches sont entourées dans l'image original.



Figure 10 Flèches détectées

4.4.2 Méthode 2 : l'entropie maximale comme critère flou

Prétraitement des images :

Pour pouvoir résoudre la problématique efficacement et d'avoir un résultat meilleur, on traite simultanément l'image (Figure) et son inverse (Figure) pour ne pas perdre de l'information importante vu qu'on a parfois des flèches blanches et parfois des noires. Ainsi les images sont converties en niveaux de gris avec des étapes de prétraitement dont la suppression du bruit, l'augmentation de contraste pour assurer la qualité de la binarisation et la normalisation.

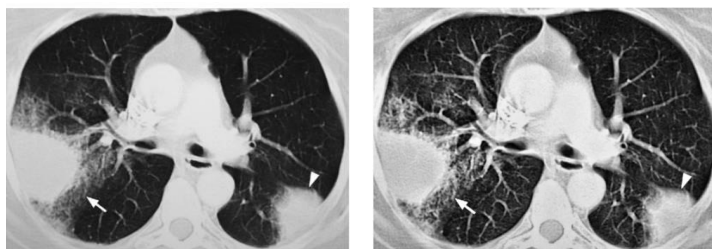


Figure 11 L'image originale avant après prétraitement

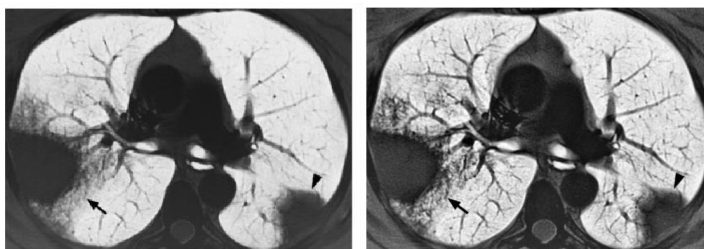


Figure 12 L'image inverse avant après prétraitement

Binarisation :

La binarisation de l'image et son inverse (Figure) a été faite en 2 niveaux en appliquant le seuil trouvé à partir l'entropie floue maximale (citée 4.3.2)



Figure 13 L'image originale et inverse respectivement après binarisation

On peut voir que la binarisation de l'image d'origine considère montre les flèches en blanc et celle de l'image inverse les considère les considère comme un arrière-plan.

Etiquetage des composantes connexes et reconnaissance des flèches :

En étiquetant les composantes connexes des deux images(Figure), on peut voir que les flèches sont très distinctes dans l'image originale

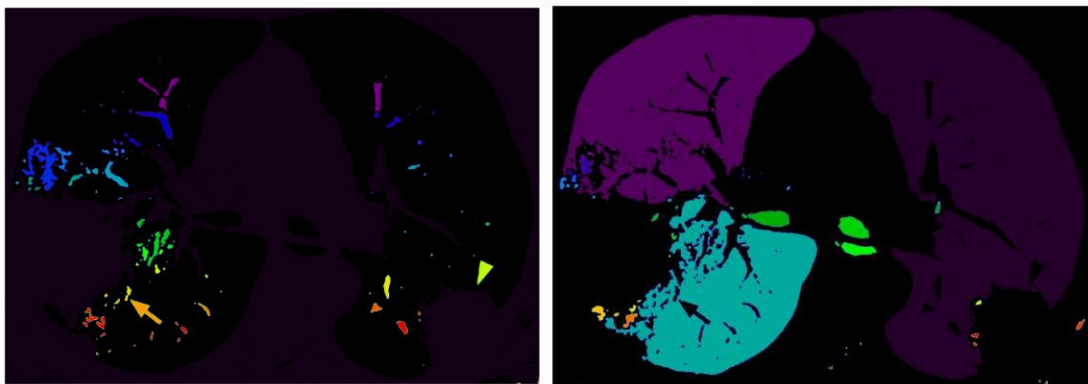


Figure 14 Etiquetage des composantes connexes de l'image originale (resp. inverse)

A partir des critères géométriques des formes des composantes connexes, on a créé un masque qui se focalise sur tout ce qui est n'est pas flèche à partir de 3 critères (aire, solidité et excentricité). Ensuite, on fait une soustraction du masque créé à l'image et l'image inverse pour détecter les contours dans les deux images. Finalement, on a mis un système de vote pour choisir laquelle des deux images (originale ou inverse) à garder.

Ainsi pour l'image (Figure ,Figure), l'originale a été gardée vu que c'est celle qui met en évidence les flèches et on a pu faire la détection des deux flèches (FigureFigure 15).



Figure 15 Flèches détectées

5 Analyse expérimentale :

5.1 Résultats :

5.1.1 Métriques d'évaluations :

Pour évaluer nos résultats, on utilisera les métriques de précision et du rappel :

$$précision = \frac{VP}{VP+FP} \text{ \& } rappel = \frac{VP}{VP+FN}$$

Tel que VP signifie le nombre des vrais positifs (les flèches qui ont été correctement détectée), FP le nombre des faux positifs (les zones détectées comme flèches alors qu'elles ne le sont pas et FN le nombre des faux négatifs (les flèches non détectées)

5.1.2 Méthode 1 : Evaluation des résultats

Pour évaluer notre méthode, on a procédé à un décompte manuel de nos détections sur les images résultantes de la première méthode ainsi, 66 flèches ont pu être détecté, 24 faux positif également (dont 12 en une seule image) ainsi que 11 faux négatif, toutes les flèches ont été détecté sur 18 images, dont 15 sans FP et FN (52/52), 7 des faux négatifs provienne de 4 images sans détections (0/7), hormis l'image ou le rappel est élevé, 6/12 des faux positif sont les coins de l'image (7/24 sur la totalité) (voir Tableau 1,Tableau 2)

Nombre total de flèches	Nombre de flèches détectées (VP)	Nombre de flèches non détectées (FN)	Nombre de non-flèches détectées (FP)
80	66	14	24

Tableau 1 Résultats de la méthode du critère de flou sur la luminosité

Précision	0.73
Rappel	0.82

Tableau 2 Evaluation de la méthode du critère de flou sur la luminosité

5.1.3 Méthode 2 : Evaluation des résultats

Pour évaluer notre méthode, on a compté manuellement les flèches détectées dans l'images. Ainsi on conclut qu'en utilisant l'entropie floue, on a pu reconnaître 68 flèches ainsi que 9 faux positifs (voir Tableau).

On a pu détecter toutes les flèches dans 19 images, dont 3 images contiennent un faux positifs chacune. Sur 5 images, on a pu reconnaître la majorité des flèches (18 flèches/23 flèches) dont 3 contiennent un faux positifs chacun. 2 images ont eu un taux de 0 détection.

Nombre total de flèches	Nombre de flèches détectées (VP)	Nombre de flèches non détectées (FN)	Nombre de non-flèches détectées (FP)
80	68	12	9

Tableau 3 Résultats de la détection pour la méthode de l'entropie floue

On obtient alors comme performance sur notre base de données initiale un taux de précision de 88% et un taux de rappel de 85% (Tableau)

Précision	0.88
Rappel	0.85

Tableau 4 Evaluation de la méthode de l'entropie floue

5.2 Discussion :

5.2.1 Méthode 1 : Performances et limitations :

On peut constater que la 1^{ère} méthode possède des résultats très satisfaisants sur 15 des 26 images de tests, ce qui représente majoritairement les images comportant des flèches fortement blanches ou noir, cependant en raison de l'absence de critères sur la forme géométrique, le nombre de faux positif est plus élevé (forme trop ronde ou linéaire) (Figure 16), également les flèches avec un niveau de gris non marqué (par

rapport à l'arrière-plan de l'image) ont beaucoup plus de mal à être détecté car ces flèches sont considéré comme segment d'arrière-plan (majoritaire dans l'image), la figure regroupe les types de limites que présente la méthode et les axe d'améliorations possibles

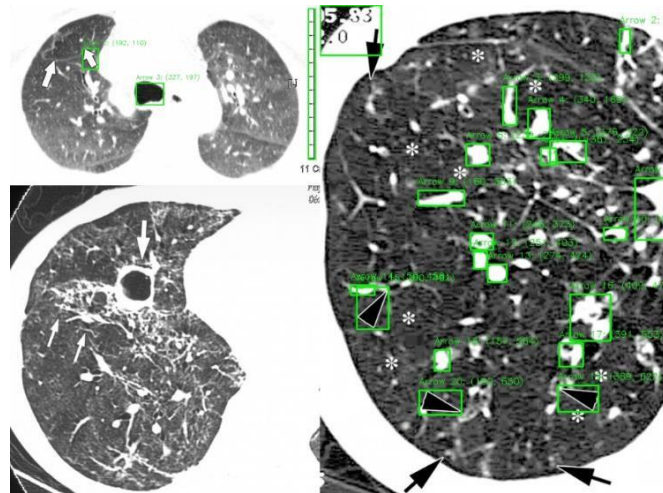


Figure 16 Limites et erreurs de la méthode 1

Il est également intéressant de prendre en compte que les faux positifs proviennent en grande majorité de la simplicité des critères de sélection (air, taille, contraste), également il est à préciser que les seuils de taille minimal et maximal ainsi que nombre de piques autorisé pour le contraste d'un rectangle englobant influence grandement les résultats.

Ce qui met en lumière les axes d'amélioration sur le filtrage de la méthode en complexifiant le filtrage des composantes connexes pour garder que les flèches mais aussi améliorer les seuils prédéfinis qui ne fonctionneront peut-être pas sur un autre jeu d'image.

5.2.2 Méthode 2 : Performances et limitations :

On peut constater que la 2^{ème} méthode a une performance satisfaisante par rapport aux images qui ont des flèches de la même couleur (soit toutes blanches, soit toutes noires) et que ça arrive à détecter la majorité si ce n'est pas la totalité. Hors, quand des flèches des deux couleurs sont présentes dans l'image, elle a des difficultés à détecter les flèches de la couleur la moins fréquente (Figure 17).

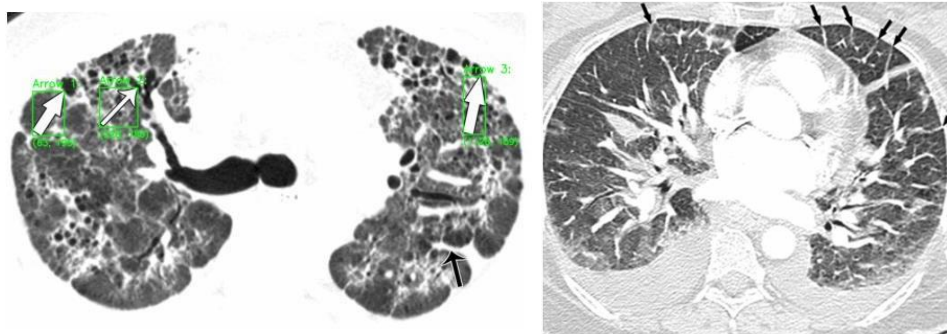


Figure 17 Limites et erreurs de détections de la méthode 2

On trouve aussi une difficulté à binariser les images où les flèches peuvent paraître très attachés aux autres composantes avec des couleurs similaires ce qui fait qu'on n'arrive pas à séparer les composantes connexes. Et une dernière limitation est qu'on filtre les composantes connexes en se basant sur des critères géométriques, donc s'il y a des flèches avec des géométries qui diffèrent, la détection ne sera pas faite.

6 Conclusion

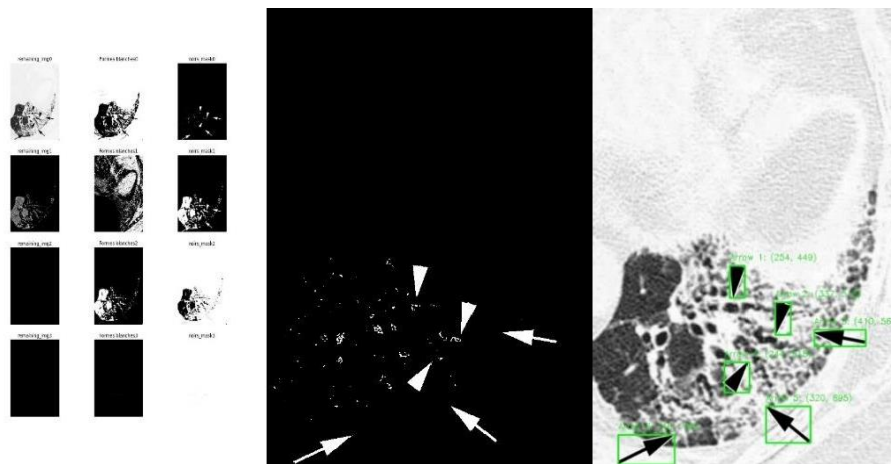
Nous avons donc étudié deux approches se basant sur la logique floue, chacune effectuant une binarisation puis filtrage sur les formes connexes pour ensuite effectuer une détection suivant des critères différents, nous avons pu voir que la méthode 2 comporte de meilleurs résultats sur l'ensemble de teste de 26 images, néanmoins cette méthode reste très sensible aux variations de forme géométriques ainsi que sur les images variant les combinaisons de couleurs pour les flèches, là où la méthode 1 n'a pas de sensibilité particulière sur les formes des flèches mais plutôt sur le degré de différence des couleurs des flèches par rapport à son environnement proche, ainsi que sur les images comportant des éléments fortement contrastés qui ne sont pas des annotations, ce qui porte à penser que si on a des images avec des annotations similaires et de même niveau de gris la méthode 2 est fortement recommandée, si au contraire nous possédons des images comportant des annotations fortement contrastées comportant plusieurs combinaisons de niveaux de gris la méthode 1 a de fortes chances d'obtenir de meilleurs résultats.

7 Bibliographie

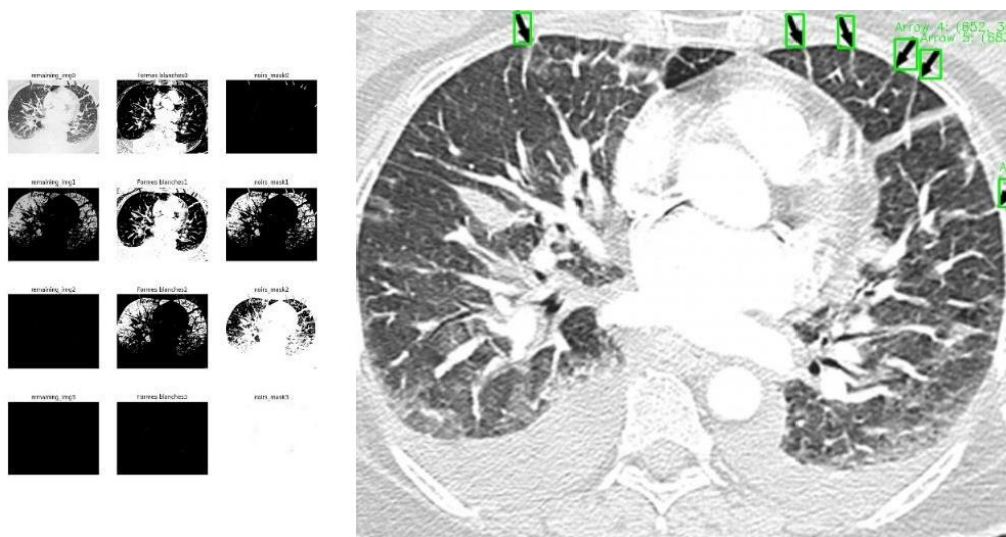
- [1] Intwala, A. M., Kharade, K. G., Chaugule, R., & Magikar, A. (2016). Dimensional Arrow Detection from CAD Drawings. *Indian journal of science and technology*. <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i21/89259>
- [2] Santosh, K. C., & Roy, P. P. (2018). Arrow detection in biomedical images using sequential classifier. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 9(6), 993-1006. <https://doi.org/10.1007/s13042-016-0623-y>
- [3] Santosh, K. C., Wendling, L., Antani, S., & Thoma, G. R. (2016). Overlaid Arrow Detection for Labeling Regions of Interest in Biomedical Images. *IEEE Intelligent Systems*, 31(3), 66-75. <https://doi.org/10.1109/mis.2016.24>
- [4] Cheng, H., Chen, J., & Li, J. C. (1998). Threshold selection based on fuzzy c-partition entropy approach. *Pattern Recognition*, 31(7), 857-870. [https://doi.org/10.1016/s0031-3203\(97\)00113-1](https://doi.org/10.1016/s0031-3203(97)00113-1)

8 Annexe

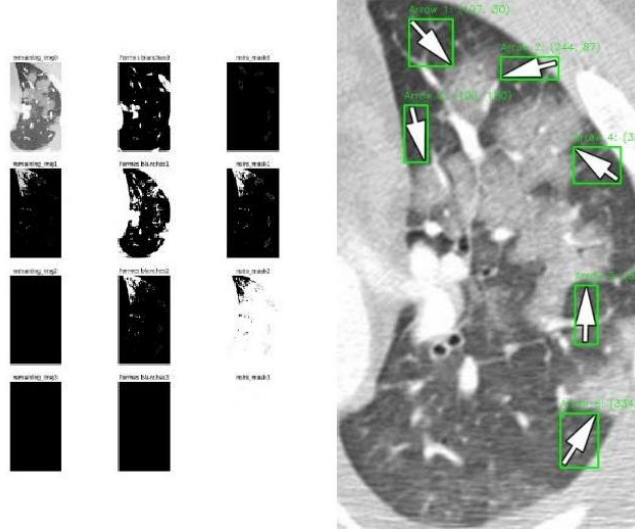
Méthode 1 :



Itérations de segmentations, masque binaire et détections finale (6/6) 107945.jpg

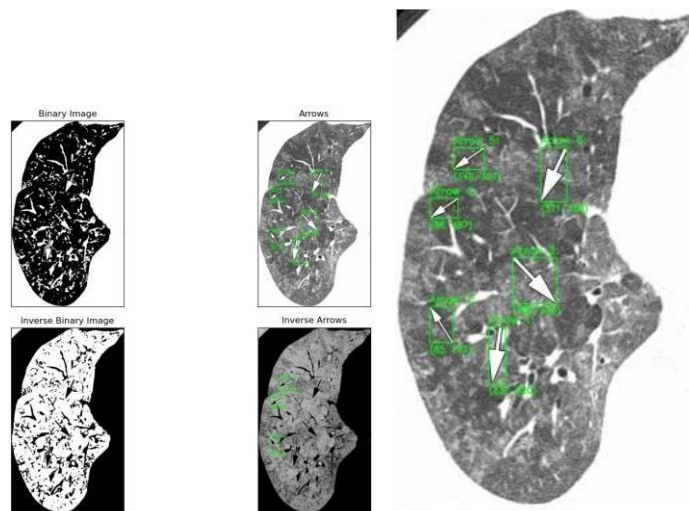


Itérations de segmentations et détections finale (6/6) 118104.jpg

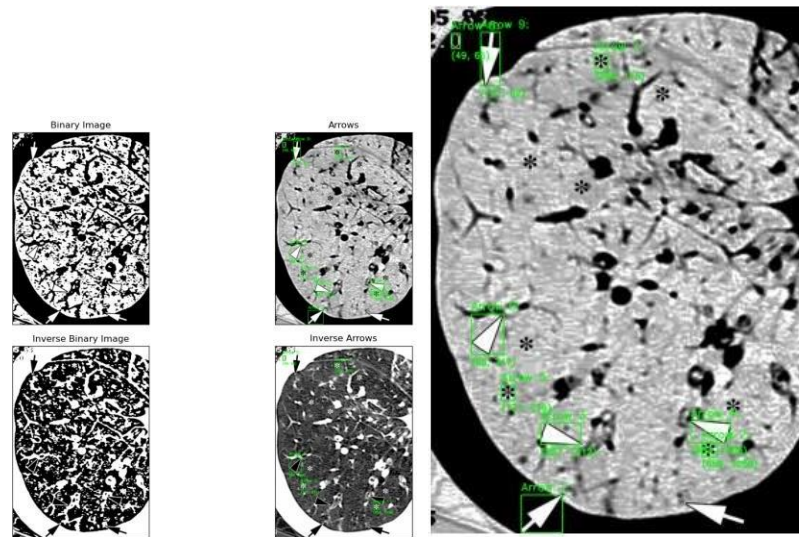


Itérations de segmentations et détections finale (6/6) 128140.jpg

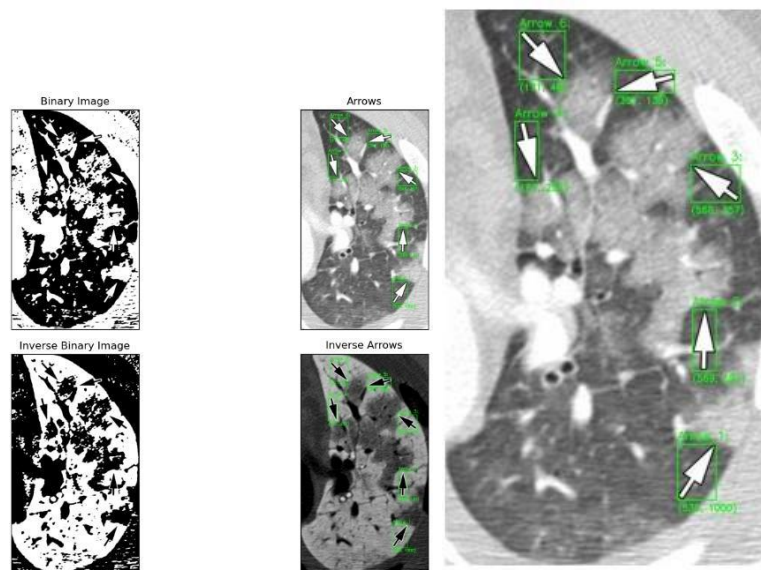
Méthode2 :



La binarisation et la détection finale (6/6) 128143.jpg



Labinarisation et la détection de la majorité (5/6) des flèches de l'image 107941.jpg



La binarisation et la détection finale (6/6) 128140.jpg