

Master 1 Informatique - VMI

Rapport de projet

Extraction d'annotations dans des images médicales à partir d'une segmentation hiérarchique fondée sur le calcul de l'entropie floue

Mouad MOUNACH – Manil MASDOUA

Année universitaire : 2019 – 2020

Encadrant : Pr. Laurent WENDLING

RESUME

La segmentation d'images est un domaine qui est en pleine recherche et développement, le besoin médical aux images, ainsi qu'à l'outil informatique qui permet d'aider au diagnostic médical est à son paroxysme, il nous a été demandé dans ce projet de réaliser une solution informatique qui permet de segmenter une image médicale afin de faire ressortir les annotations médicales présentes dessus et ainsi aider au diagnostic médical.

ABSTRACT

Image segmentation is a field that is in full research and development, the medical need for images, as well as the computer tool that helps medical diagnosis is at its peak, we have been asked in this project to realize a computer solution that can segment a medical image in order to highlight the medical annotations present on it and thus help medical diagnosis.

TABLE DES MATIERES

1. CADRE GENERAL DU PROJET	9
1.1 MISE EN CONTEXTE ET PROBLEMATIQUE	9
1.2 BESOINS	10
1.3 PLANIFICATION	10
1.4 CONCLUSION.....	10
2. CONCEPTS DE BASE	11
2.1 LE SEUILLAGE.....	11
2.2 PROBABILITE FLOUE	13
2.2.1 Événements flous en général.....	13
2.2.2 Les images comme un événement flou.....	13
2.2.3 Algorithme de C-Partitionnement Floue	15
2.2.4 Algorithme de Partitionnement Automatique.....	16
2.3 CONCLUSION.....	18
3. REALISATION ET IMPLEMENTATION	19
3.1 REALISATION.....	19
3.1.1 Segmentation hiérarchique basée sur l'entropie floue.....	19
3.1.2 Extractions des composantes 4-connexes.....	26
4. CONCLUSION GENERALE	29
5. REFERENCES	30

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: LA DISTRIBUTION DES FONCTIONS DE CARACTÉRISTIQUES SUR LES PIXELS DE L'IMAGE.....	20
FIGURE 2: IMAGE RÉSULTANTE SUR UN NIVEAU	22
FIGURE 4: FONCTIONS DE CARACTÉRISTIQUES AU TROISIÈME NIVEAU	24
FIGURE 5: FONCTIONS DE CARACTÉRISTIQUES AU TROISIÈME NIVEAU	24
FIGURE 6: IMAGES RÉSULTANTES AU TROISIÈME NIVEAU	25
FIGURE 7: EXTRACTION DES COMPOSANTES CONNEXES	26
FIGURE 8: EXTRACTION DES COMPOSANTES CONNEXES	27
FIGURE 9: EXTRACTION DES COMPOSANTES CONNEXES	27
FIGURE 10: EXTRACTION DES COMPOSANTES CONNEXES	28

LISTE DES TABLES

TABLEAU 1: REPRÉSENTATION DES NIVEAUX DE GRIS ET PIXELS.....	14
TABLEAU 2: REPRÉSENTATION DE LA FONCTION DE CARACTÉRISTIQUES AVEC LES PROBABILITÉS D'OCCURENCES DES PIXELS.....	14
TABLEAU 3: REPRÉSENTATION DES NIVEAUX DE GRIS ET PIXELS.....	16

INTRODUCTION

L'image est l'un des moyens les plus utilisés par les gens pour communiquer avec les autres. Il s'agit d'un moyen de communication universel dont son contenu riche permet aux personnes de tous âges et de toutes cultures de se comprendre. C'est aussi le moyen de communication le plus efficace vu que chacun peut analyser les images à sa manière pour obtenir des impressions et extraire des informations importantes, que ce soit dans le domaine militaire, de l'aviation ou bien dans le domaine médical.

Par conséquent, le traitement d'image est un ensemble de méthodes et de techniques qui opèrent dessus pour rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, améliorant ainsi l'aspect visuel de l'image et ainsi l'extraction des informations pertinentes.

Dans ce cadre s'inscrit ce projet qui porte sur le développement d'une solution informatique qui permet de segmenter une image médicale afin de faire ressortir les annotations médicales présentes dessus.

Cette application sera développée avec le langage de programmation C++ et l'outil OpenCV.

CADRE GENERAL DU PROJET

1. Cadre général du projet

Ce chapitre introduit le contexte général dans lequel s'est déroulé le projet. Il présente l'objectif du projet, la problématique, la spécification des besoins ainsi la planification du projet.

1.1 Mise en Contexte et problématique

Les praticiens utilisent souvent des annotations dans l'imagerie médicale pour pointer ou donner des indications sur des domaines d'intérêt qui peuvent être associés à différentes pathologies. Les bases d'images sont de plus en plus cohérentes et l'un des défis actuels est le recensement automatique des zones pointées pour mieux catégoriser les pathologies, leur évolution, etc.

La segmentation est souvent la première étape d'un système de reconnaissance de formes. La qualité de ce traitement est importante car elle conditionne la précision des traitements ultérieurs.

C'est pourquoi la plupart des modèles sont basés sur des seuils fixés manuellement. Ceux-ci sont difficiles à transposer lorsque les conditions d'acquisition changent et dépendent fortement du contenu des images. Il est donc important de disposer de modèles robustes et automatiques pour trouver les régions contenues dans les images.

L'objectif de ce sujet est de définir un critère automatique de segmentation permettant une meilleure localisation des annotations (symboles, textes, flèches ...) contenues dans les images médicales.

Ce sujet entre dans le cadre d'une collaboration avec le National Institutes of Health (NIH) de Washington et l'université du Dakota du Sud.

1.2 Besoins

Le besoin principal de notre application se porte sur la nécessité d'une solution informatique robuste qui permet de détecter et recenser les annotations médicales, et cela en commençant par faire une segmentation correcte.

1.3 Planification

La suite de ce mémoire est organisée en deux parties principales :

La première partie est consacrée à la description des différents concepts, on la commence par l'explication de notre vision et l'idée de notre algorithme en se basant sur des figures.

La deuxième partie est dédiée à la réalisation ainsi que la méthodologie suivie dans le projet, nous allons l'illustrer avec quelques résultats obtenus

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le cadre général de notre projet, la problématique, les besoins et la planification. Le chapitre suivant représente l'étude théorique que nous avons faite.

CONCEPTS DE BASE

2. Concepts de base

Nous abordons dans ce chapitre la méthodologie scientifique que l'on a choisi de suivre dans le projet.

2.1 Le seuillage

Le seuillage est une méthode pour segmenter les images, utiliser pour générer des images binaires à partir d'images en nuances de gris.

C'est une méthode de binarisation, qui consiste à transformer une image en niveaux de gris en une image où les pixels ne peuvent prendre que la couleur noir ou blanche, on appelle alors l'image résultante, image binaire ou image en noir et blanc.

La technique de binarisation la plus basique consiste à comparer les intensités des pixels d'une image s'il est supérieur ou inférieur à un certain seuil T , si un l'intensité pixel donné de l'image est supérieur à T alors il va prendre la valeur blanche, sinon on lui donne la valeur noire.

De nos jours, il est essentiel d'automatiser les méthodes de seuillage, c'est à dire le fait de calculer le seuil T , et c'est pourquoi que certains experts ont catégorisé les techniques de seuillage en six différents groupes, en se basant sur l'algorithme utilisé.

- Méthodes basées sur la forme de l'histogramme :

Ces techniques de seuillage sont basées sur les formes des propriétés d'un

histogramme d'image, nous dérivons la valeur de seuil optimale pour une image donnée de l'analyse de la concavité de l'histogramme.

- Méthodes locales :

Ces techniques de seuillage calculent une valeur de seuil T pour chaque pixel d'une image, sur la base de certains paramètres locaux tels que la variance, la plage ou l'ajustement de surface dans le voisinage.

- Méthodes utilisant la dimension spatiale :

Ces techniques utilisent la corrélation entre les pixels et l'approche de la distribution de probabilité d'ordre supérieur.

- Méthodes basées sur l'entropie :

Ces techniques de seuillage utilisent l'entropie de la distribution des niveaux de gris dans l'histogramme d'une image, ce qui signifie que plus l'entropie est élevée, plus la distribution est élevée et plus le niveau d'information donné est grand, afin de préserver les informations, nous pouvons minimiser l'entropie croisée entre l'image d'entrée, l'image en niveaux de gris et l'image binaire de sortie résultante.

- Méthodes basées sur le clustering :

Ce groupe de techniques génère deux clusters (classes) à partir d'informations de niveau de gris, car à la fin, nous avons une image binaire, et pour chaque classe, c'est un lobe de l'histogramme (noir et blanc).

- Méthodes basées sur les attributs des objets :

Ces techniques cherchent une ressemblance entre l'image binarisée et l'image en niveaux de gris telle que la coïncidence des bords (Edge coïncidence).

2.2 Probabilité floue

2.2.1 Événements flous en général

Les notions d'événements ainsi que leurs probabilités d'occurrences font partie des concepts les plus basiques du domaine des probabilités, ainsi leurs occurrences sont définies comme étant une collection de points dans un espace d'échantillon.

Un événement A_i est défini comme suit :

$$P(\cup A_i) = \sum P(A_i)$$

Mais dans notre vie quotidienne, dans la majorité des cas, on ne peut pas définir un événement ayant une valeur de 0 ou de 1, les événements vont être considérés plus "flous", plutôt que précisément définis comme étant une collection de points sur un espace d'échantillon, prenons pour exemple les événements suivants :

"C'est une belle journée"

"Y est approximativement égal à 4"

A cause du manque de précision, ces événements sont des événements que l'on appelle "flous", et c'est pour cela que l'on utilise le concept des événements flous, ainsi on peut élargir l'application des probabilités.

Définie comme suit :

$$P(A) = \int_{R^n} \mu_A(x) dP = E(\mu_A)$$

Tels que : μ_A est ce que l'on appelle la fonction de caractéristiques ou membership function et $E(\mu_A)$ est l'espérance de μ_A .

2.2.2 Les images comme un événement flou

On se basant sur la définition d'un événement flou, on peut voir une image comme étant un événement flou modélisé par une probabilité.

Considérons par exemple une image A ayant L niveaux de gris partant de R_0 à $R(L-1)$, ainsi que l'histogramme de l'image que l'on va nommer H_i , $i = 0, \dots, L-1$. Cette image peut être modélisé par un triplet (S, K, P) où $S = \{R_0, R_1, \dots, R(L-1)\}$ et P étant la probabilité d'occurrence des niveaux de gris.

La fonction de caractéristiques $\mu A(Rk)$ permet de définir le degré de certaines propriétés et caractéristiques comme la luminosité ou l'obscurité présents dans les niveaux de gris.

$$A = \frac{\mu A(R1)}{R1} + \frac{\mu A(R2)}{R2} + \dots + \mu A(RI)$$

Ici le "+" signifie union.

La probabilité de cette événement flou peut donc être calculé via cette équation :

$$P(A) = \sum_{k=0}^{L-1} \mu A(Rk) * hk$$

Imaginons que nous ayons une image 20 x 20 avec 4 niveaux de gris allant de 0 à 3 avec les occurrences des niveaux de gris suivantes :

Niveau de Gris	0	1	2	3
Nombre de pixels	100	20	80	200

Tableau 1: Représentation des niveaux de gris et pixels

Si on définit de manière subjective la fonction de caractéristique de la propriété luminosité comme suit :

$$\text{Luminosité} = 0/0 + 0.5/1 + 0.75/2 + 1/3$$

On pourra ainsi modéliser l'image donnée par l'événement flou qui suit :

$$S = \{0,1,2,3\}$$

$Rk \in S$	0	1	2	3
$P(Rk)$	0.25	0.05	0.2	0.5
μ Luminosité	0	0.5	0.75	1

Tableau 2: Représentation de la fonction de caractéristiques avec les probabilités d'occurrences des pixels

La probabilité d'occurrence de cet événement flou peut ainsi être calculé comme suit :

$$P(\text{Luminosité}) = \sum_{k=0}^3 \mu \text{Luminosité}(Rk) . P(Rk) = 0.675$$

2.2.3 Algorithme de C-Partitionnement Floue

Parlons maintenant de ce qu'est un partitionnement dit "hard" et un partitionnement dit "fuzzy" ou flou.

2.2.3.1 Partitionnement hard

Dans le cas classique, le partitionnement d'un espace de probabilités est une collection de sous-ensembles $T = \{E_1, E_2, \dots, E_c\}$ telle que :

- "c" étant le nombre de classes.
- $E_k \subset S$
- $\bigcup_k^c E = S$

$S = \{R_0, R_1, R_2, R_3\}$, et pour $c = 2$.

Voici des exemples de partitionnement :

$T_1 = \{E_1 = \{R_0, R_1\}, E_2 = \{R_2, R_3\}\}$

$T_2 = \{E_1 = \{R_0, R_1, R_2\}, E_2 = \{R_3\}\}$

$T_3 = \{E_1 = \{R_0\}, E_2 = \{R_1, R_2, R_3\}\}$

Dans les cas réels, rares sont les cas où les frontières entre les classes sont aussi bien départagées, c'est pour cela que l'on fait appel au partitionnement flou, aussi appelé "fuzzy".

2.2.3.2 Partitionnement flou

La principale différence entre le partitionnement dit hard que l'on a vu ainsi que le partitionnement dit "fuzzy" est que le partitionnement flou permet à un objet X d'appartenir à différentes sous classes en même temps.

Prenons $D = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$ un partitionnement fini d'ensembles flous, l'entropie $I(D)$ est définie telle que :

$$I(D) = - \sum_{i=0}^c P(T_i) \cdot \log(P(T_i))$$

Reprenons l'exemple de notre image 40x40 d'en haut.

Niveau de Gris	0	1	2	3
Nombre de pixels	100	20	80	200

Tableau 3: Représentation des niveaux de gris et pixels

Notre but est de classifier les pixels de cette image en deux groupes, Luminosité ou obscurité.

On définit ainsi les deux fonctions de caractéristiques comme suit :

$$\text{Luminosité} = 0/0 + 0.5/1 + 0.75/2 + 1/3$$

$$\text{Sombre} = 1/0 + 0.75/1 + 0.5/2 + 0/3$$

Ainsi, on remarque qu'il n'y a pas de limite explicitement soulignée entre les deux propriétés.

En calculant les probabilités d'occurrence des sous-ensembles flous Luminosité et Obscurité, on obtient les résultats suivants :

$$P(\text{Luminosité}) = \sum_{k=0}^3 \mu_{\text{Luminosité}}(R_k) \cdot P(R_k) = 0.675$$

$$P(\text{Obscurité}) = \sum_{k=0}^3 \mu_{\text{Obscurité}}(R_k) \cdot P(R_k) = 0.325$$

L'entropie de ce partitionnement est :

$$I(D) = -(P(\text{Luminosité}) \cdot \log_2 P(\text{Luminosité}) + P(\text{Obscurité}) \cdot \log_2 P(\text{Obscurité})) = 0.273$$

Le problème posé ici est que ce partitionnement a été déclaré de manière subjective, et qu'il existe peut-être un partitionnement qui peut donner de meilleurs résultats.

2.2.4 Algorithme de Partitionnement Automatique

Trouver le bon partitionnement est un problème d'optimisation combinatoire, ainsi pour éviter de tomber dans une complexité trop grande à calculer, nous allons utiliser une méta-heuristique inspirée du processus de métallurgie, le recuit simulé.

On aura besoin :

1. La description et l'ensemble des configurations.
2. L'ensemble d'états pour que toutes les configurations peuvent être atteintes.
3. Une fonction de coût pour évaluer notre configuration.

On parlera plus de la méthodologie suivie pour partitionner de manière automatique dans le prochain chapitre.

Après avoir fait le partitionnement, on doit procéder à une deuxième segmentation, autre que le seuillage, sur les images médicales que l'on a binarisé afin de faire ressortir les objets de l'images que sont les annotations médicales qui nous sont utiles.

2.2.4.1 Segmentation d'une image

Dans le traitement d'image numérique, la segmentation d'image est le processus de partitionnement d'une image numérique en plusieurs parties/segments (ensembles de pixels, également appelés objets de l'image). Le but de la segmentation est de simplifier et / ou de changer la représentation d'une image en quelque chose de plus significatif et plus facile à analyser. La segmentation d'image est généralement utilisée pour localiser des objets et des limites (lignes, courbes, etc.) dans les images. Plus précisément, la segmentation d'image est le processus d'attribution d'une étiquette à chaque pixel d'une image de telle sorte que les pixels avec la même étiquette partagent plusieurs caractéristiques.

La segmentation se divise en trois sous-groupes principaux :

1. Segmentation par classification ou seuillage :

Comme nous l'avons mentionné plus haut, le seuillage est une méthode de segmentation simple, qui permet de diviser notre image de niveaux de gris en deux classes (noire et blanches).

2. Segmentation par approche frontières :

C'est une approche qui recherche à exploiter la détection d'une transition entre deux régions connexes, nous pouvons y mentionner le filtre de Canny qui permet de faire ressortir les pixels qui appartiennent au même contour.

3. Segmentation par approche régions :

Les méthodes de cette segmentation manipulent les régions de manière directe, on peut mentionner par exemple la méthode de décomposition / fusion qui permet de partir d'une première partition de l'image et de la modifier ensuite en divisant et regroupant ainsi les régions.

2.3 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre tout ce qui est relatif à la méthodologie scientifique suivie pour la réalisation de notre solution informatique. Le chapitre suivant représente la partie réalisation de notre projet.

REALISATION ET IMPLEMENTATION

3. Réalisation et Implémentation

Après avoir mené les phases précédentes, passant par la phase de la spécification et d'analyse, suivies des phases de l'étude de la méthodologie scientifique, l'étape suivante sera consacrée à la réalisation de l'application, outils et technologies utilisés.

3.1 Réalisation

3.1.1 Segmentation hiérarchique basée sur l'entropie floue

On va se baser sur le partitionnement en 2 classes seulement, ainsi nous n'aurons pas à utiliser de méta heuristique et à nous exposer à un problème combinatoire.

Nous allons considérer deux sous-ensembles flous, définis comme suit :

$$1, x \leq a$$

$$\mu_{Obscurité}(x) = \frac{x - c}{a - c}, a < x < c$$

$$0, x \geq c$$

$$0, x \leq a$$

$$\mu_{Luminosité}(x) = \frac{x - a}{c - a}, a < x < c$$

$$1, x \geq c$$

Sachant que « x » est une variable indépendante et que « a » et « c » sont les paramètres qui vont déterminer la forme que les deux fonctions de caractéristiques mentionnées en haut vont prendre.

Nous pouvons ainsi voir que les deux ensembles flous, Luminosité et Obscurité, partitionnent notre ensemble S, en deux parties de manière floue. La fonction de caractéristiques Luminosité peut être donc interprétée comme étant la fonction qui fait ressortir les pixels blancs, et la fonction obscurité fait ressortir les pixels noirs.

La figure suivante explique la distribution des caractéristiques sur les pixels de l'image.

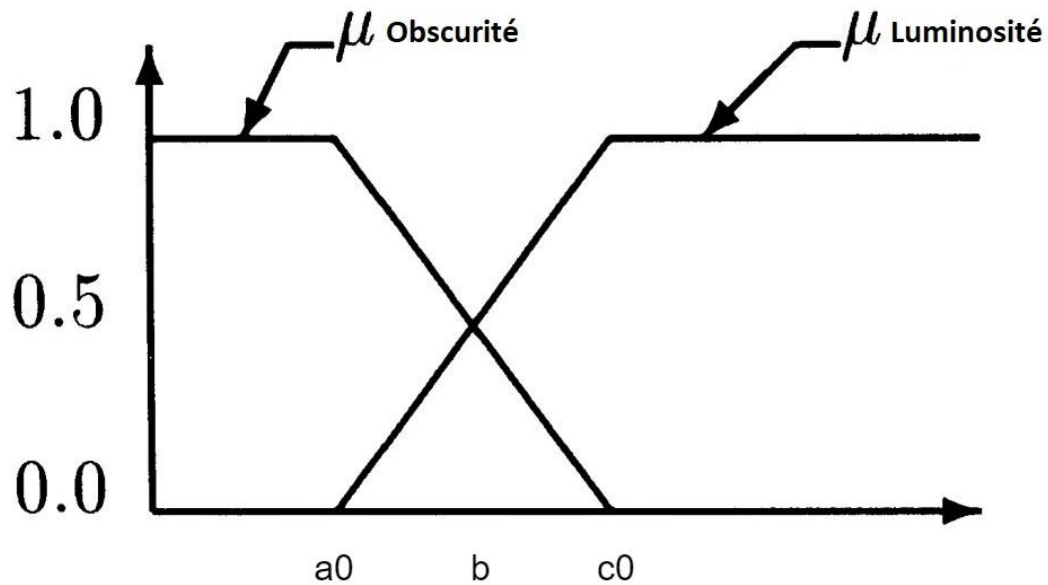


Figure 1: La distribution des fonctions de caractéristiques sur les pixels de l'image

Ainsi les pixels ayant une intensité allant de 0 à « a », auront un $\mu_{Obscurité}(x) = 1$

Même chose pour les pixels ayant une intensité allant de « c » à 255, ils auront $\mu_{Luminosité}(x) = 1$

Les pixels se trouvant dans la zone dite floue, auront des coefficients des deux fonctions, tout en respectant $\mu_{Luminosité}(x) + \mu_{Obscurité}(x) = 1$, sachant « x » le pixel ayant une intensité comprise entre « a » et « c ».

Le point d'intersection entre les deux fonctions de caractéristiques sur fait sur le point d'abscisse b, c'est à dire que les pixels X ayant une intensité égale à b, auront :

$$\mu_{Luminosité}(x) = 0.5 \text{ et } \mu_{Obscurité}(x) = 0.5$$

Pour calculer les deux coefficients nous allons faire une recherche exhaustive, c'est à dire qu'après avoir calculé les probabilités d'occurrences des niveaux de gris sur notre histogramme, on va partir de :

$a = 0$ à 254

$c = (a+1)$ à 255

Et à chaque fois nous allons calculer les fonctions de caractéristiques, avec les probabilités des événements flous que sont :

$$P(Luminosité) = \sum_{i=0}^{255} \mu_{Luminosité}(i).P(i)$$

$$P(Obscurité) = \sum_{i=0}^{255} \mu_{Obscurité}(i).P(i)$$

Et nous terminerons par calculer l'entropie de cette partition :

$$I = -P(Obscurité).Log(P(Obscurité)) - P(Luminosité).Log(P(Luminosité))$$

Si elle est supérieure à celle calculée avant, on remplace le a optimal, c optimal par le a courant, c courant, respectivement bien sûr.

Et on continue la boucle.

A la fin on utilise le seuil qu'est $(a \text{ Optimal et } C \text{ optimal}) / 2$, pour avoir le b .

Nous avons comme image médicale, celle suivante, c'est une image d'IRM sur laquelle on peut voir plusieurs annotations.

En appliquant notre algorithme, on obtient cette image binaire :

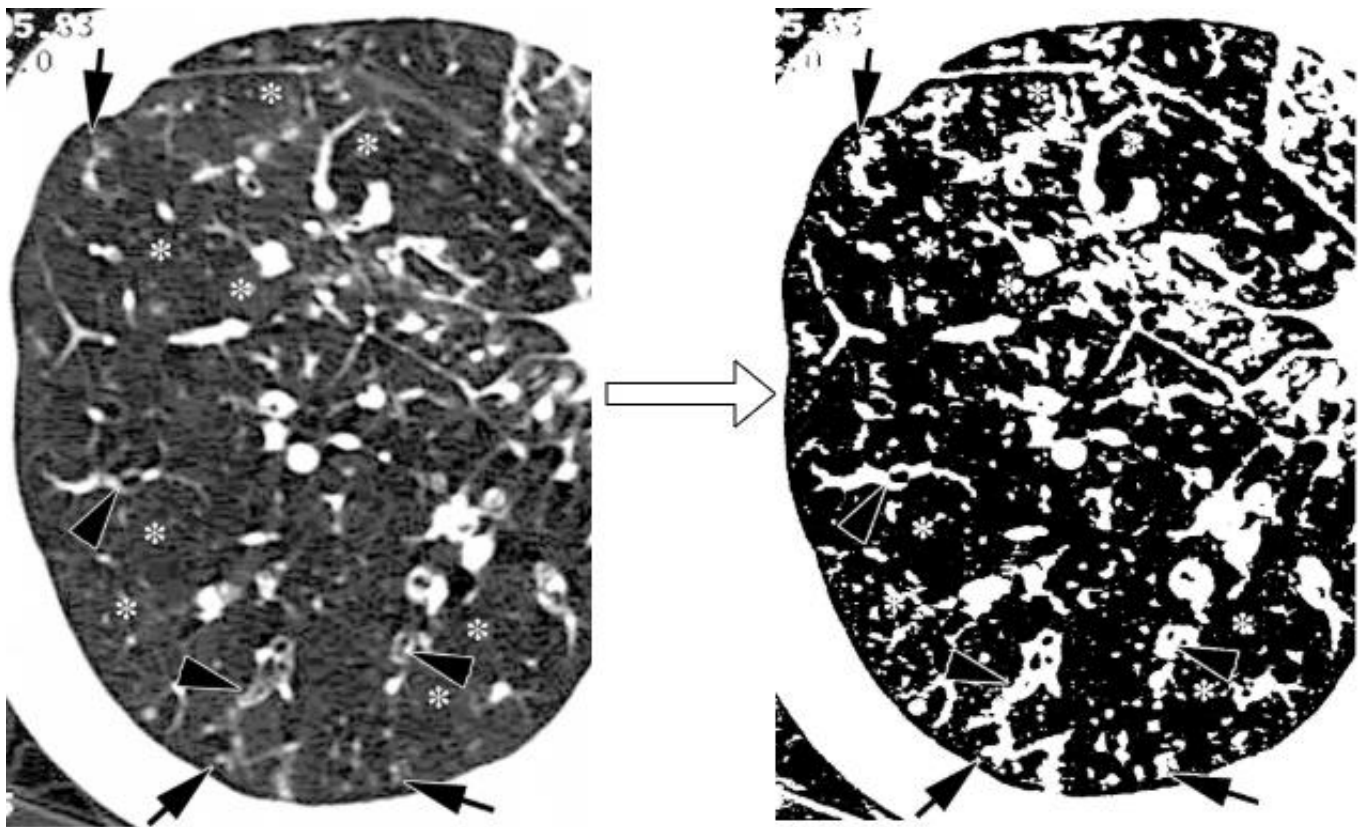


Figure 2: Image résultante sur un niveau

On souhaite voir s'il est possible d'améliorer encore plus les résultats obtenus, nous avons ainsi procédé à une segmentation binaire réursive sur un deuxième niveau.

C'est-à-dire : On ne prend pas en seuil l'abscisse b comme point l'intersection, mais on va utiliser a et c , comme nouveaux seuils pour deux images.

On obtient les résultats suivants :

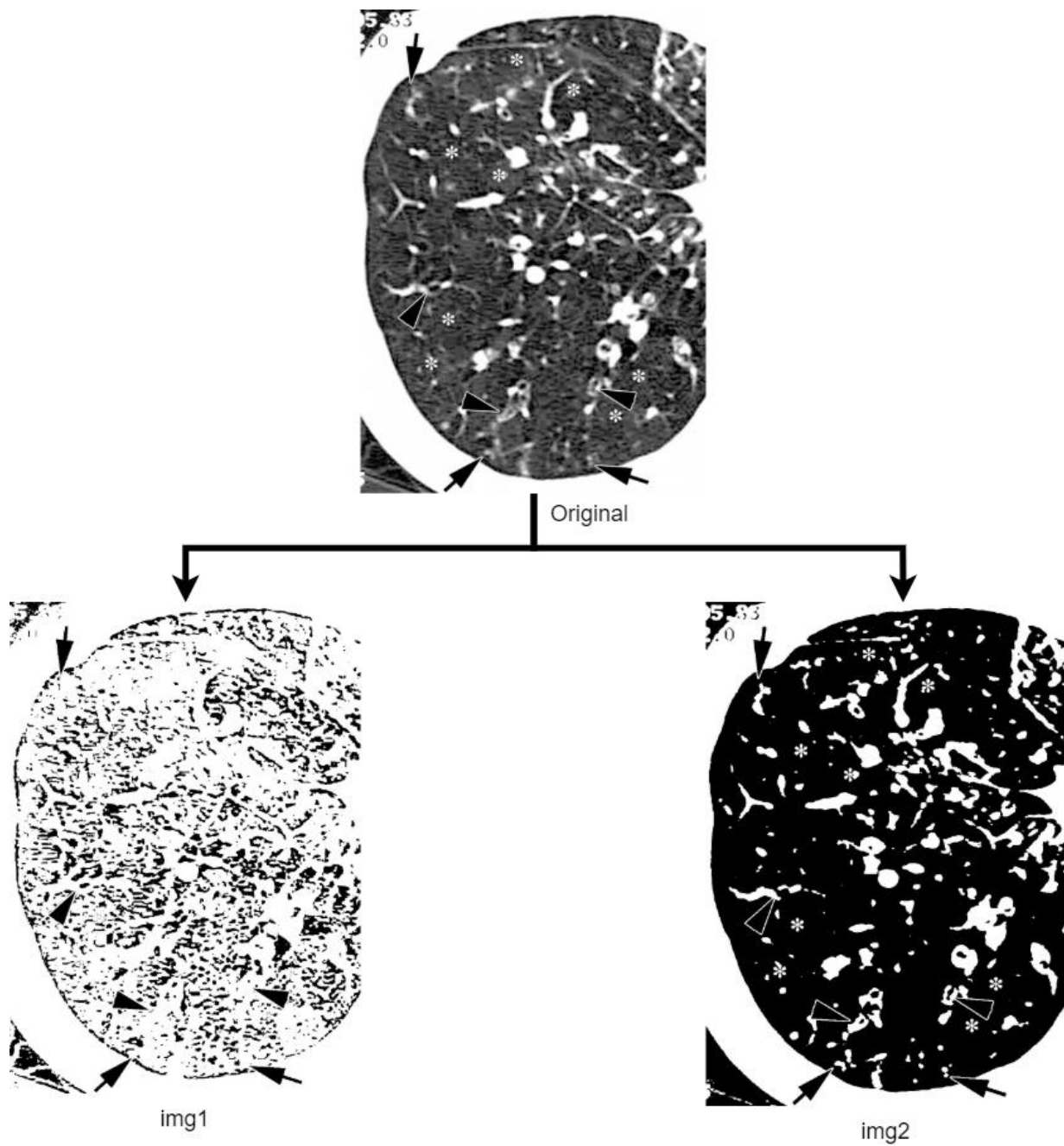


Figure 3: Images résultantes sur deux niveaux

On a décidé, d'aller encore vers un troisième niveau, sur lequel on va utiliser, les seuils a et c calculés précédemment pour faire notre calcul :

C'est-à-dire : On nomme a_0 et c_0 , les seuils calculés précédemment.

Les images 1 et 2 vont être seuillées de la manière suivante :

- On calcule les seuils :

$$a_1 = a_0 \text{ à } 254$$

$$c_1 = (a+1) \text{ à } 255.$$

C'est à dire comme le démontre

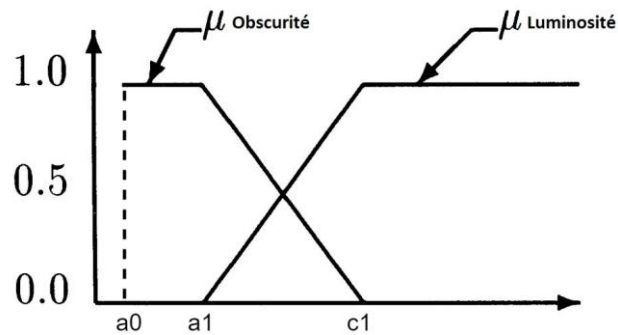


Figure 3: fonctions de caractéristiques au troisième niveau

Image 1, va être seuillée au niveau de a_1 , et l'image 2 au niveau de c_1 .

Pour les images 3 et 4 vont être seuiller de la manière suivante :

- On calcule les seuils :

$$a_2 = 0 \text{ à } (c_0 - 1)$$

$$c_2 = (a+1) \text{ à } c_0$$

Comme le démontre la figure suivante :

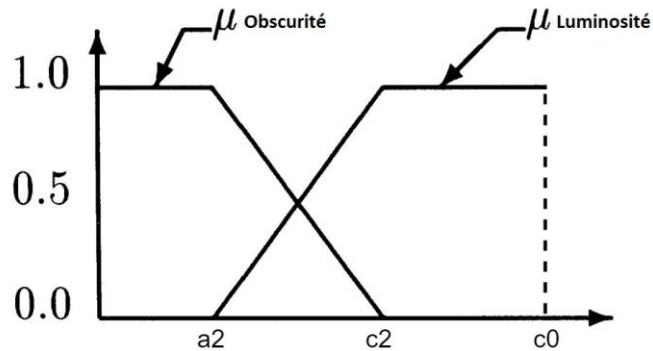


Figure 4: fonctions de caractéristiques au troisième niveau

Et on les seuils selon a_2 et c_2 , on a les résultats suivants :

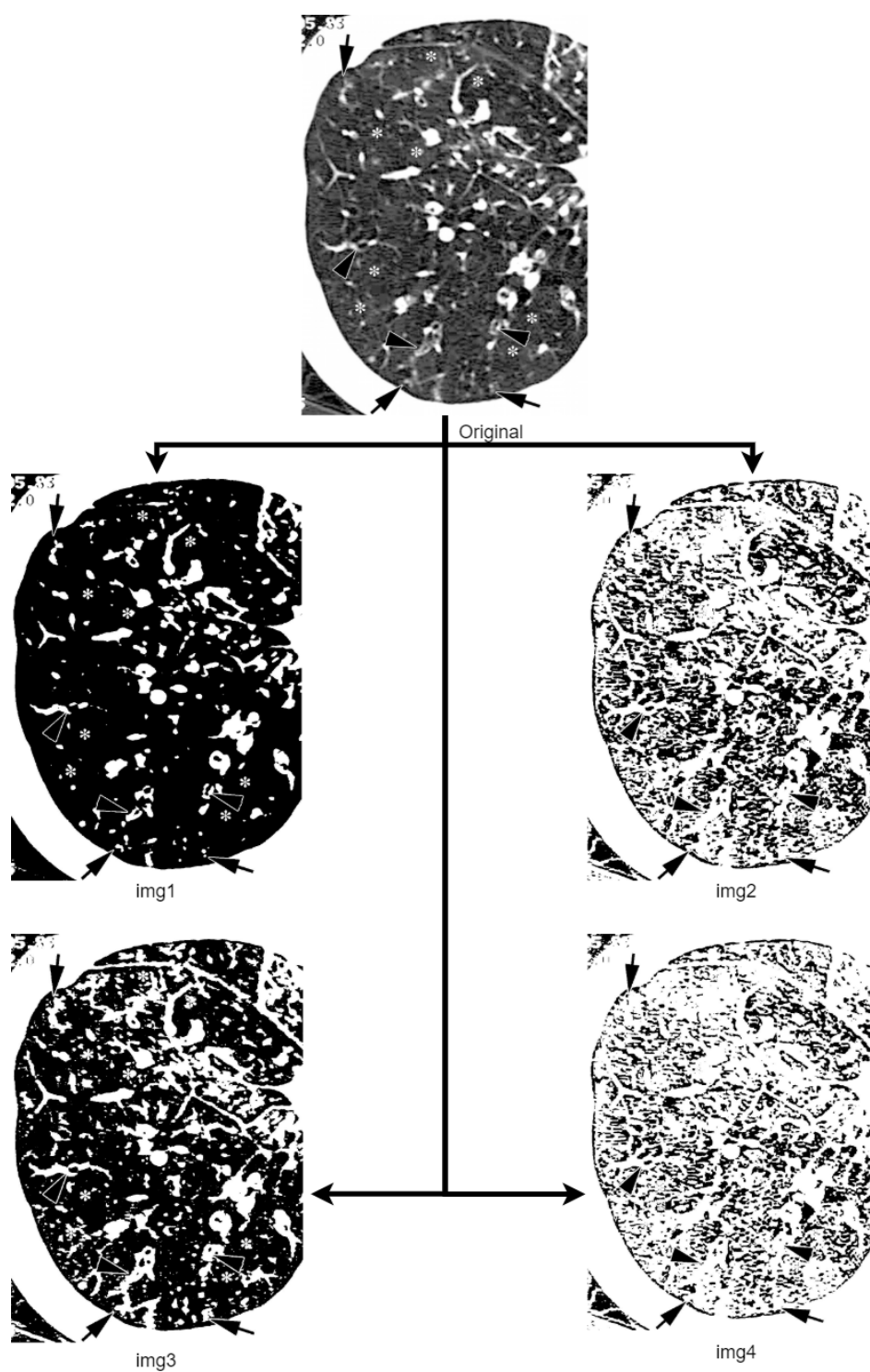


Figure 5: Images résultantes au troisième niveau

L'image « img1 » résulte du seuillage avec le seuil «a2», on peut remarquer que l'image la présence d'une assez conséquente composante connexe en noir.

L'image « img2 » résulte du seuillage du seuillage «c2», on remarque une image résultante éclaircie.

L'image « img3 » résulte du seuillage du seuillage «a1», on remarque que le seuillage n'a pas eu de gros effets visuels directs, nous verrons les résultats avec la segmentation en composantes connexes.

L'image « img4 » résulte du seuillage du seuillage «c1», on remarque une image résultante très éclaircie.

3.1.2 Extractions des composantes 4-connexes

Un chemin 4-connexe entre deux points P et Q, est une suite ordonnée de points ($M_1 = P$, M_2 , ..., $M_N = Q$) tels que quel que soit $i < N$, M_i et M_{i+1} sont 4-connexes.

En utilisant l'approche 4-connexités sur les 4 images résultantes que l'on a eu précédemment, nous aurons, respectivement, comme résultats les images suivantes :

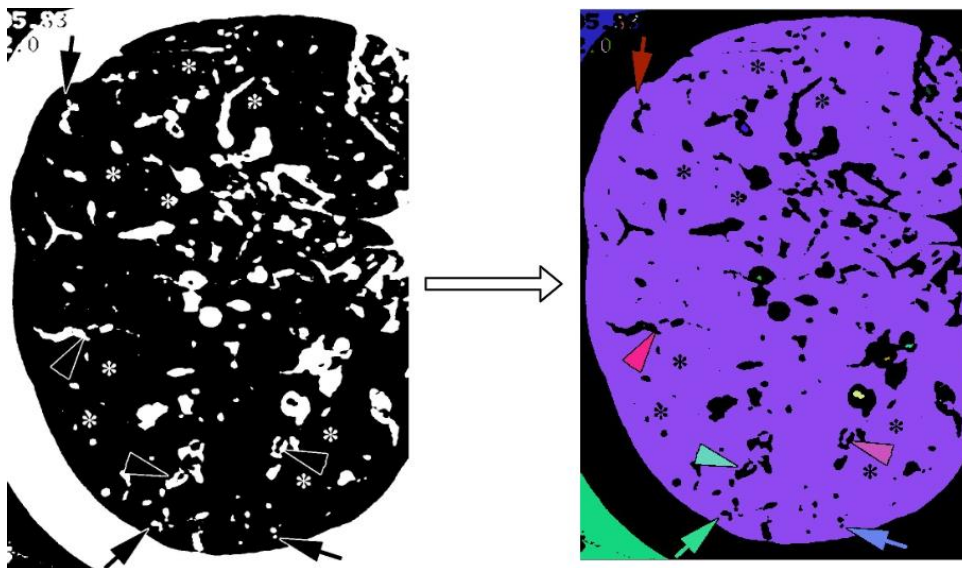


Figure 6: Extraction des composantes connexes

Cette segmentation est particulièrement intéressante, car elle segmente le cerveau en un gros bloc, et laisse l'annotation médicale de côté.

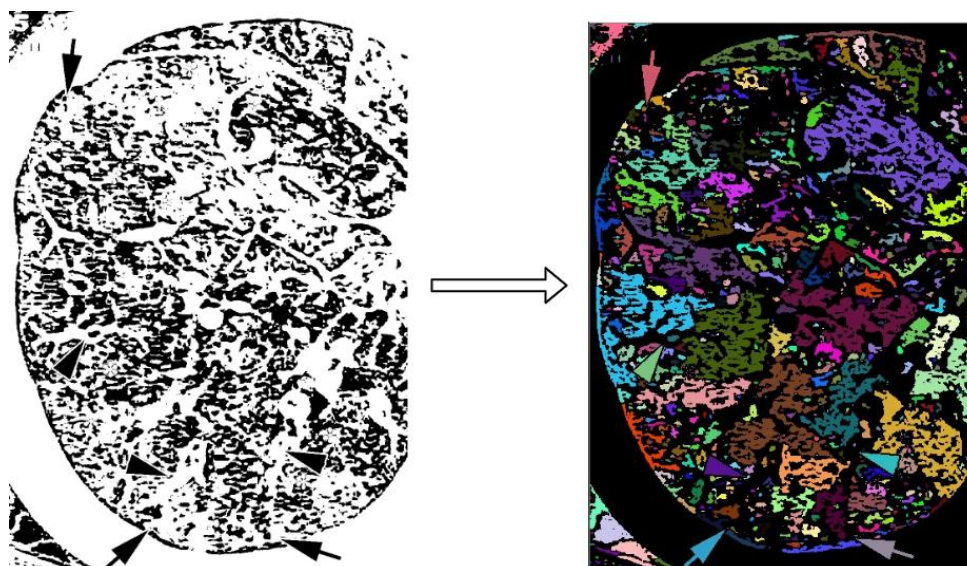


Figure 7: Extraction des composantes connexes

La segmentation ici permet de segmenter l'image en plusieurs petits segments, elle peut être utilisée pour faire ressortir les annotations médicales ainsi qu'un bloc qui peut être intéressant pour un diagnostic médical.

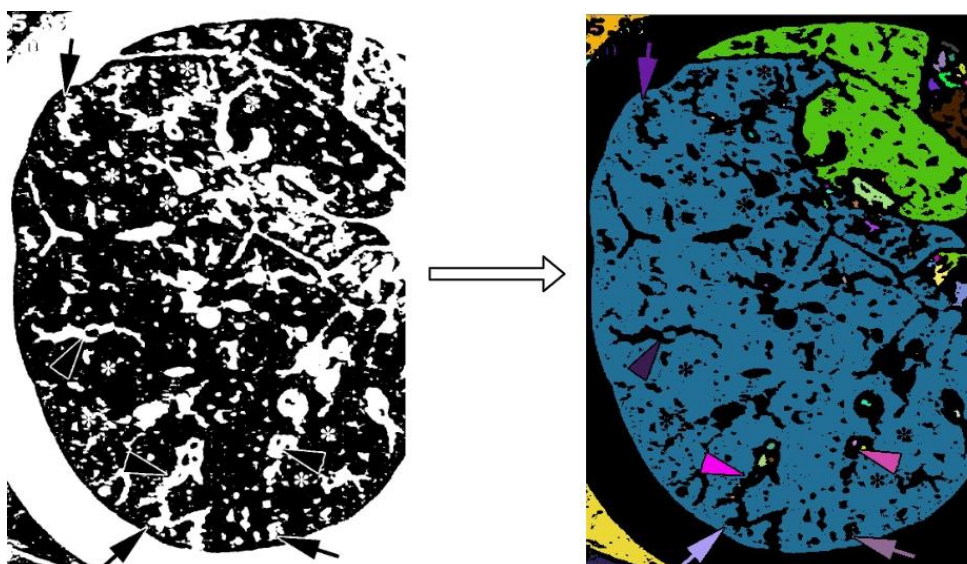


Figure 8: Extraction des composantes connexes

On remarque sur cette image, que la segmentation va découper notre image en d'assez gros blocs.

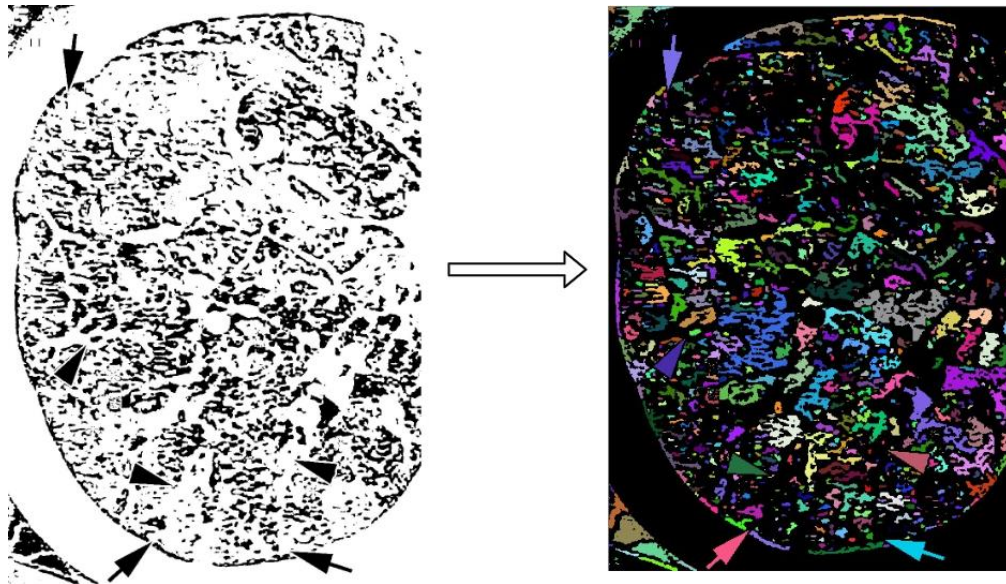


Figure 9: Extraction des composantes connexes

Cette segmentation va segmenter l'image en plusieurs petits segments.

CONCLUSION GENERALE

4. Conclusion Générale

Au cours de la réalisation du projet, nous avons utilisé plusieurs algorithmes et concepts du domaine du traitement des images, nous avons aussi manipulé plusieurs outils et technologies de traitement des images, plusieurs parmi les outils étaient le résultat d'un apprentissage au cours de la réalisation et d'autres étaient des connaissances acquises auparavant.

Comme chaque projet, une réalisation ne passe pas sans situations délicates et sans imprévus, au contraire, la réalisation d'un projet peut être perçue comme une suite de problèmes à résoudre pour atteindre une solution plus générale et majeure.

Ceci dit, durant la réalisation du projet nous avons fait face à plusieurs situations où nous étions amenés à utiliser nos aptitudes d'analyse et de réflexion logique pour pouvoir trouver des solutions permettant une avancée stable et continue.

Comme perspective, nous comptons améliorer l'approche algorithmique en ajoutant des caractéristiques aux fonctions des caractéristiques, mais aussi classifier les annotations médicales afin de pouvoir faire la reconnaissance.

REFERENCES

5. Références

[L. A. ZADEH 1968] ZADEH Department of Electrical Engineering and Computer Sciences University of California, Berkeley, California. <https://core.ac.uk/download/pdf/82591812.pdf>

[K. Varada Rajkumar 19] ZADEH K. Varada Rajkumar¹, Adimulam Yesubabu², K. Subrahmanyam, Department of Computer Science and Engineering, Koneru Lakshmaiah Education Foundation, India, https://www.researchgate.net/publication/336888249_Fuzzy_clustering_and_fuzzy_c-means_partition_cluster_analysis_and_validation_studies_on_a_subset_of_citescore_dataset

[Hoel Le Capitaine 19] Hoel Le Capitaine, Carl Frélicot, A fast fuzzy c-means algorithm for color image segmentation. EUSFLAT'2011, Jul 2011, France. pp.1074-1081. fhal-00738414, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00738414/document>

[S. Al-sharhan 01] S. Al-sharhan, F. Karray, W. Gueaieb, and O. Basir Department of Systems Design Engineering - University of Waterloo - Waterloo, Canada, https://www.researchgate.net/publication/3951645_Fuzzy_entropy_A_brief_survey

[Hong-Bo Xie 10] Hong-Bo Xie, Member, IEEE, Bellie Sivakumar, Tjeerd W. Boonstra, Kerrie Mengersen, Fuzzy Entropy and Its Application for Enhanced Subspace Filtering, <http://unsworks.unsw.edu.au/fapi/datastream/unsworks:47513/binebec0b50-dd8d-4e6d-b337-bce3079811c3?view=true>

[U.Sesadri1,B 15] U.Sesadri 1 ,B. Siva Sankar 2 , C. Nagaraju, M.Tech student of Vaagdevi Institute of Technology and Science, Proddatur 2 Assoc. Professor&Head of CSE, YSRCE of YVU, Proddatur,
https://www.academia.edu/37178617/FUZZY_ENTROPY_BASED_OPTIMAL_THRESHOLDING_TECHNIQUE_FOR_IMAGE_ENHANCEMENT

http://glotin.univ-tln.fr/MCBIR/Segmentation_images_principes.pdf

http://images.icube.unistra.fr/fr/img_auth.php/archive/6/6f/20161007140608%213-Segmentation.pdf

http://perso-laris.univ-angers.fr/~fasquel/documents/Vision/TD2/TD2_sujet.pdf

<https://perso.esiee.fr/~perretb/I5FM/TAI/connexity/index.html>

<https://dept-info.labri.fr/~vialard/Image3D/cours/cours-analyse.pdf>