

# Rapport Projet Biomédical

Hichem Boussaid, Aissatou Signaté

21 janvier 2023

## 1 Introduction

La segmentation d'images médicales implique l'extraction de régions d'intérêt (ROI) à partir de données d'images médicales, telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou la tomographie (CT scan). L'un des principaux avantages de la segmentation des images médicales est qu'elle permet une analyse plus précise des données anatomiques en isolant uniquement les zones nécessaires. Pour certaines procédures, comme la conception d'un implant, il est nécessaire de segmenter certaines structures, par exemple dans la hanche ou le genou. La segmentation des images médicales peut être une tâche fastidieuse, et les progrès récents des techniques en computer vision facilitent l'exécution des tâches de routine.

Dans ce projet, le but était d'étudier l'utilité et l'efficacité d'un algorithme tel que Fuzzy C-Means pour la segmentation d'images biomédicales. Pour ce faire, nous avons implémenté l'approche proposée par [1]. Dans cet article, les auteurs proposent un algorithme qu'ils ont nommé FRFCM (*Fast and Robust Fuzzy C-Means*).

Le reste de ce rapport est divisé comme suit: la section 2. aura pour but d'expliquer en détails les points importants de l'algorithme FRFCM. Dans la section 3. nous verrons les résultats quantitatifs et qualitatifs obtenus. La section 4. quant à elle servira de conclusion.

## 2 Méthode appliquée

La figure 1. représente le schéma général de l'algorithme FRFCM. Le but étant de segmenter une image couleur réelle et bruitée. La première étape est l'application de la reconstruction morphologique sur notre image originale, pour obtenir une image filtrée avec moins de bruit. L'algorithme FCM est ensuite appliqué à l'image filtrée du bruit. Une fois que l'algorithme converge, et que l'on obtient la matrice d'appartenance finale, nous appliquons le *membership filtering* sur cette matrice, qui nous donnera l'image segmentée finale.

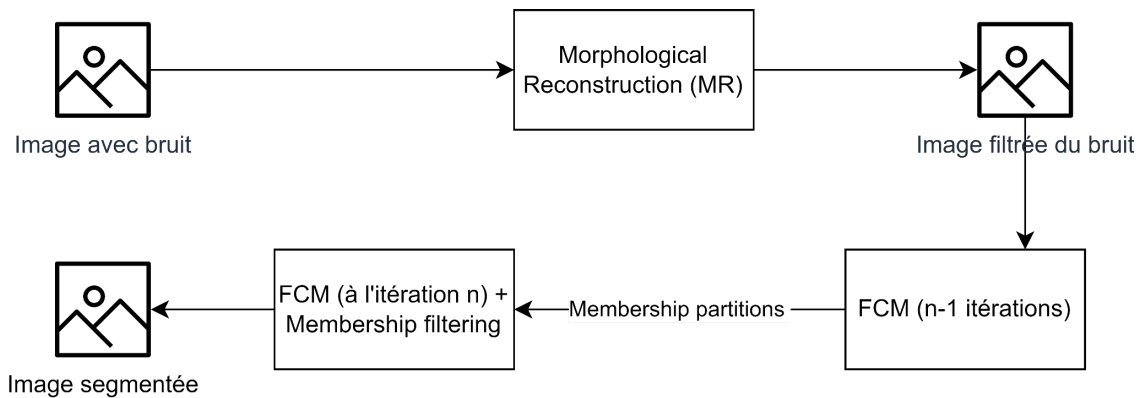


Figure 1. schéma général de l'algorithme FRFCM.

## 2.1 Fuzzy C-Means (FCM)

Fuzzy C-Means est un algorithme de clustering flou, où chaque élément appartient à plusieurs clusters avec des degrés différents. Contrairement à K-Means qui utilise un clustering *hard* avec chaque élément appartenant à un seul et unique cluster. FCM est très souvent utilisé pour la segmentation d'images, sa complexité est très basse et les résultats sont excellents avec des images simples. Cependant, l'algorithme est très sensible au bruit. C'est pour cela que de nombreux chercheurs ont essayé d'améliorer cet algorithme en proposant différentes méthodes et variants de l'algorithme original (voir l'état de l'art lié à ce projet). Dans [1], les auteurs ont voulu augmenter la robustesse de FCM, sans pour autant avoir besoin de connaître l'information a priori sur la distribution du bruit, tout en ayant une complexité très basse. Pour ce faire, ils ont introduit la reconstruction morphologique et le membership filtering.

## 2.2 Reconstruction Morphologique

Pour l'algorithme FCM, la convergence est toujours déterminée par la distribution des données. Si la distribution des données est favorable au clustering, le nombre d'itérations correspondant est faible, sinon, le nombre d'itérations est élevé. Pour donner une meilleure distribution, les auteurs de [1] ont proposé d'utiliser la reconstruction morphologique.

La reconstruction morphologique utilise principalement deux opérations qui sont:

- L'érosion: qui est une opération morphologique utilisée pour réduire la taille des objets de premier plan dans une image. Elle fonctionne en faisant glisser un élément structurant (aussi appelé noyau) sur l'image, et à chaque position, elle compare le pixel au centre de l'élément structurant avec les pixels qui l'entourent. Si tous les pixels de l'élément structurant correspondent au pixel du centre de l'élément structurant, le pixel du centre est conservé, sinon, il est mis à zéro
- La dilatation: est l'opération inverse. Si au moins un pixel de l'élément structurant correspond au pixel du centre de l'élément structurant, le pixel du centre est mis à 1, sinon il est mis à zéro. Ce processus dilate les limites des objets et augmente leur taille.

Ensuite, afin d'appliquer la reconstruction morphologique sur des images couleurs, nous avons utilisé PCA (*Principal Component Analysis*) comme proposé dans [2]. Cette méthode réduit la dimensionnalité des données. L'idée principale est de trouver les directions (composantes) des données qui expliquent le plus de variations, puis de projeter les données sur ces directions.

Dans notre projet, nous avons utilisé cette méthode pour réduire en trois dimensions, et nous avons utilisé ces dimensions comme suit:  $f_1, f_2, f_3$  respectivement les dimensions retournées par PCA, et  $f_R, f_G, f_B$  étant respectivement les pixels rouges, vert et bleus. Pour ensuite calculer  $data_1, data_2$ , et  $data_3$  (voir fonction `new_pca_color` dans le notebook), sur lesquels l'érosion et la dilatation seront appliquées.

## 2.3 Membership Filtering

L'une des méthodes les plus populaires pour rendre Fuzzy C-Means robuste au bruit est l'introduction de l'information spatiale locale dans l'algorithme. Cependant, pour que cette méthode soit efficace, elle est généralement appliquée à chaque itération ce qui augmente grandement la complexité (le nombre d'itération et le temps de calcul). Une des solutions proposées par l'article est le membership filtering. Les auteurs ont pu démontrer que l'application d'un filtre médian sur la matrice d'appartenance finale est semblable à l'introduction de l'information spatiale locale. Le plus grand avantage de cette méthode est le fait qu'elle ne s'applique qu'une seule fois, ce qui réduit grandement la complexité de l'algorithme.

# 3 Résultats

## 3.1 GlaS Dataset

L'analyse de la morphologie glandulaire dans les images pathologiques du côlon est une étape cruciale dans la détermination du stade du cancer du côlon. Malgré l'importance de cette tâche, la segmentation manuelle est laborieuse, prend du temps et peut être altérée par la subjectivité des pathologistes. Toutefois, cette tâche n'est pas anodine en raison de la grande variabilité de l'apparence des glandes et de la difficulté de différencier certaines entre structures entre elles.

Nous avons utilisé les images issues du dataset GlaS, Gland Segmentation :

- 165 images de tumeur colorectal :
  - 85 images pour le train set (dont 37 qui présentent une tumeur bénignes et 48 malignes).

Chaque image appartient à un patient différent, et ont été traité au laboratoire à différentes occasions. Ainsi, l'ensemble des données présente une grande variabilité entre les sujets, tant

dans la distribution des colorants que dans l'architecture des tissus. La numérisation de ces coupes histologiques en images de lames entières (WSI) a été réalisée en utilisant un scanner de lames Zeiss MIRAX MIDI avec une résolution de pixels de 0,465  $\mu\text{m}$ .

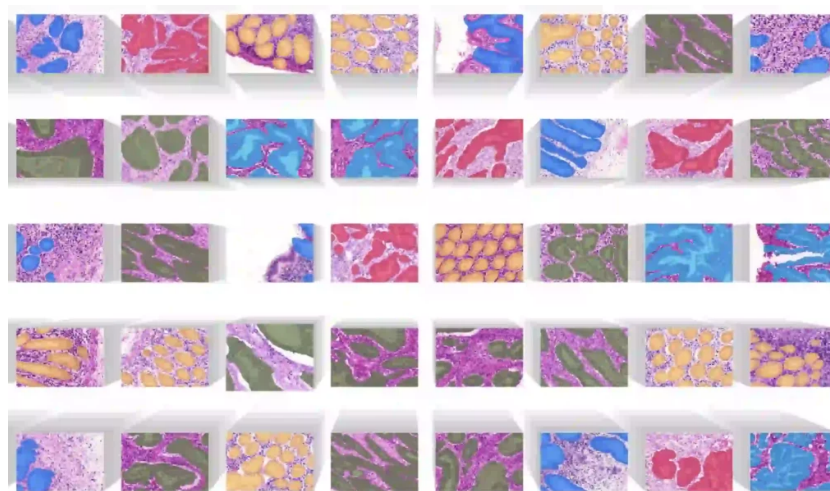


Figure 2 : GlaS Dataset

### 3.2 Résultats Quantitatifs

Pour avoir une estimation quantitative des résultats obtenus, nous avons appliqué l'algorithme FRFCM sur les données test de la base de données GlaS, avec un nombre de clusters variant de 2 à 5 pour chaque image (nous gardons celui avec le meilleur f-score). Le résultat obtenu est ensuite transformé en image en niveaux de gris, qui est ensuite binarisée et comparée à la vérité terrain sous forme de masque binaire. Les métriques utilisées sont: la précision, le rappel, le f-score et le nombre de pixels correctement classifié/le nombre total de pixels. Les résultats des métriques sont présentés dans Tab 1. et les résultats sur le temps de calcul, le nombre d'itération et le nombre de clusters est présenté dans Tab 2.

	Précision	Rappel	F score	Nb Pixels corrects / Nb pixels
Moyenne	70,76%	85,11%	76.48%	62,54%
Max F score	88.35%	93.58%	90.89%	83.30%
Min F score	40.05%	73.88%	51.95%	35.08%

**Table 1 :Résultats des métriques**

	Temps en sec	Itérations	Nombre Clusters
Moyenne	24.17	52.13	3.5
Max temps	49.04	97	5
Min Temps	5.86	12	2

**Table 2 : Temps d'exécution**

### 3.3 Résultats Qualitatifs

Concernant l'évaluation qualitative, nous avons utilisé l'évaluation humaine. En effet un expert peut intervenir pour statuer sur le nombre de clusters idéal sur une image et pour cela nous utilisons l'image en sortie en couleur. Ce format nous permet de mieux apercevoir les segments retrouvés.

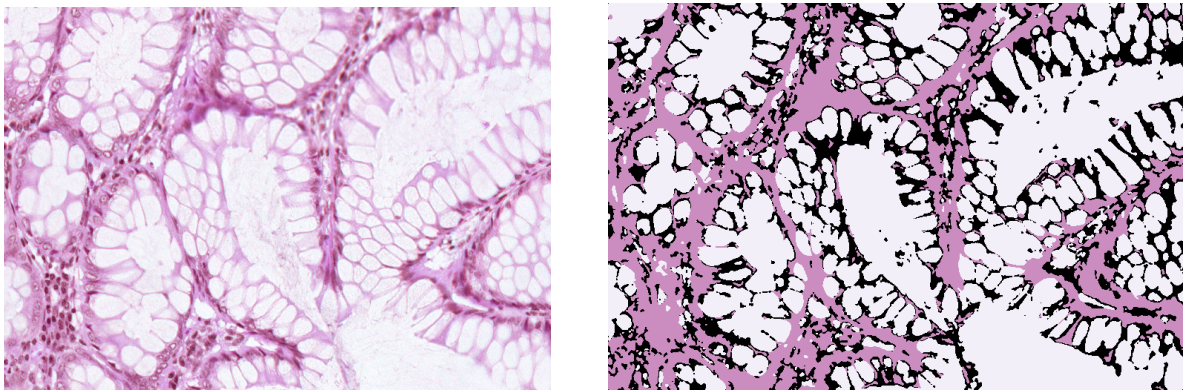


Figure 3 : Image original à gauche , FRCM avec 4 cluster

## 4 Conclusion et perspectives

Grâce à ce projet nous avons pu constater que FRCM arrive à être robuste au bruit tout en étant rapide dans la segmentation floue d'images médicales . Par ailleurs, le FRCM a été exécuté sans avoir recours au deep learning, ce qui constitue une bonne alternative lorsqu'on ne dispose pas de grandes bases de données, ce qui est souvent le cas dans le domaine médical. Enfin, les résultats obtenus peuvent être utilisés par un expert pour faire la classification.