La segmentation est une méthode visant à séparer un ensemble de données en plusieurs groupes distincts. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation, une majorité d’entre elles font partie de ces principales catégories :

* Les méthodes ***basées intensité*** sont parmi les plus simples. Le principe est d'utiliser les caractéristiques de chaque élément pour les séparer selon leurs valeurs / intensités.
* Les méthodes ***basées atlas*** impliquent l'utilisation d'une ou plusieurs listes de références, où chaque élément de ces listes correspond à une ou un ensemble de caractéristiques d'une structure du sujet recherché. Ces méthodes sont plus complexes que celles par intensité car elles nécessitent d'avoir déjà analysé et décrit précisément le sujet en amont.
* Enfin, les méthodes ***basées apprentissage supervisé***, qui sont populaires depuis plusieurs années. Elles utilisent une base d'apprentissage, constituées d’exemples annotés, pour entraîner une fonction de prédiction, souvent appelée « modèle ». Ce modèle est ensuite utilisé pour prédire des probabilités de résultats en fonction de la corrélation entre le sujet analysé et le modèle entraîné. Cette méthode est très efficace pour reconnaître des formes ou des motifs, mais nécessite que la base d’apprentissage soit considérablement grande et diverse.

Pour ce projet, le choix de la méthode de segmentation s’est porté sur une méthode basée intensité dû au manque d’atlas et de segmentations manuellement labélisées. De plus, avec les récentes recherches dans le thème de l’intelligence artificielle, des applications de segmentation supervisées plus avancées risquent d’apparaître prochainement. Il semble donc intéressant de proposer une méthode de segmentation non supervisée efficace avec le minimum de prérequis nécessaires.

Pour mieux comprendre la méthode utilisée dans ce projet :

etcorrespondent aux nombres de lignes (*rows*), colonnes (*columns*), et tranches (*slices*) de l’image.

Une image est représentée par :

Où est la valeur d’intensité du voxel

La valeur de « *membership* » (adhésion / coefficient de corrélation) du voxel à la valeur du centre du cluster , noté , est définie par tel que :

Où est le nombre de clusters recherchés

Le masque dynamique est conçu tel que :

, où et sont les tailles du masque

est le voisin du pixel

est la valeur de membership du voisin au centre du cluster

Les caractéristiques spatiales sont mesurées via la différence d’intensité entre tous les voxels voisins :

Une métrique binaire est définie tel :

est l’élément de la métrique pour le masque et le centre du cluster

Une fonction de membership spatiale locale est définie comme ratio entre la distance minimum totale entre le centre et le voxel , et la distance totale minimum entre tous les centres et le voxel  :

est la valeur de membership spatiale associée au voxel et au cluster

Une fonction de membership spatiale générale est définie tel que :

Où est le degré de « fuzziness » (flou) défini par l’utilisateur

Les fonctions locale et globale sont ensuite combinées :

Les paramètres sont déterminés par tâtonnement. Les constantes et sont mises à la valeur 2 pour la meilleure solution avec un nombre d’itération minimum en présence de bruit et d’inhomogénéité.

Une fonction objectif est utilisée pour vérifier l’optimalité de la solution dans l’espace 3D, et converge lorsque les centres de clusters ne changent pas :

est un poids utilisé pour inclure l’information spatiale dans la fonction objectif.

Si , alors la fonction objectif devient celle du FCM (Fuzzy c-means)

Une fonction pondérée est utilisée pour optimiser la fonction objectif et la faire converger en un minimum d’itérations possible :

Où est la moyenne des distances euclidiennes minimum :

Les nouveau centres de clusters sont calculés par :