

Approche hiérarchique pour la segmentation du cervelet en IRM chez le nouveau-né : une étude expérimentale*

Pierre Cettour-Janet¹

Hélène Meunier²

¹ Université de Reims Champagne-Ardenne, CReSTIC, France

² Service de médecine néonatale et réanimation pédiatrique, CHU de Reims, France

pierre.cettour-janet@univ-reims.fr

Résumé

L'analyse morphométrique des structures cérébrales chez le prématuré est un sujet de plus en plus étudié dans le milieu médical afin de définir des biomarqueurs de neurodéveloppement. Cela nécessite dans un premier temps une segmentation de bonne qualité des structures d'intérêt à partir d'IRM cérébrales. Ce type de segmentation est complexe à réaliser en raison de la résolution et des propriétés des IRM. Dans ce contexte, nous étudions le potentiel des modèles hiérarchiques et plus précisément l'arbre binaire de partitions, comme outil de segmentation 3D interactive et d'utilisation aisée. En particulier, nous étudions l'intérêt des textures pour définir la structure hiérarchique fournissant la segmentation finale. Ce travail constitue l'une des premières utilisations des arbres binaires de partitions pour la segmentation 3D d'images médicales. Les expériences sont réalisées sur 19 images IRM pour la segmentation du cervelet.

Mots Clef

segmentation 3D, arbre binaire de partitions, texture, IRM, cervelet, nouveau-né prématuré

Abstract

Morphometric analysis of brain structures is of high interest for premature neonates, in particular for defining predictive neurodevelopment biomarkers. This requires beforehand, the correct segmentation of structures of interest from MR images. Such segmentation is however complex, due to the resolution and properties of data. In this context, we investigate the potential of hierarchical image models, and more precisely the binary partition tree, as a way of developing efficient, interactive and user-friendly 3D segmentation methods. In particular, we experiment the relevance of texture features for defining the hierarchy of parti-

tions constituting the final segmentation space. This is one of the first uses of binary partition trees for 3D segmentation of medical images. Experiments are carried out on 19 MR images for cerebellum segmentation purpose.

Keywords

3D segmentation, binary partition tree, texture features, MRI, cerebellum, premature neonates

1 Introduction

Chaque année, environ 15 millions d'enfants naissent prématurés, c'est-à-dire avant 37 semaines d'aménorrhée. Une partie d'entre eux développera une paralysie cérébrale [1] ou présentera des problèmes cognitifs ou comportementaux [2]. De ce fait, une recherche clinique active est consacrée à prédire, à un stade précoce, les pathologies les plus probables. En particulier, l'étude de biomarqueurs pour définir les structures cérébrales du nouveau-né est nécessaire. Par exemple, une corrélation entre l'anatomie cérébelleuse aux premiers âges et les troubles neurodéveloppementaux a été récemment mise en évidence [3]. Dans ce contexte, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) fournit un moyen efficace d'observer le cerveau de nouveau-nés sans danger pour ces derniers. Cependant, les IRM des nouveau-nés sont de qualité inférieure à celles des adultes. En effet, les antennes utilisées ne sont souvent pas adaptées aux bébés. De plus, les nouveau-nés sont susceptibles de bouger pendant les acquisitions. En conséquence, des adaptations spécifiques sont effectuées sur les séquences classiques. Toutefois, ceci aboutit généralement à des images de résolution inférieure, un rapport signal/bruit réduit et la génération d'artefacts. En outre, des variations de contraste et des effets de volume partiel peuvent survenir, par exemple causées par une myélinisation incomplète de certains tissus.

La segmentation précise des structures cérébrales est une condition préalable à la réalisation de mesures morphométriques fiables, utilisables comme biomar-

*Ces travaux ont été financés par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR-15-CE23-0009, projet MAIA, <http://recherche.imt-atlantique.fr/maia>) et par l'*American Memorial Hospital Foundation*.

queurs. Alors que la segmentation de la structure cérébrale en IRM chez les adultes est un domaine de recherche actif depuis des décennies, le cas du nouveau-né est plus récent. Les méthodes de segmentation (en général, automatiques) peuvent être classées en quatre types [4] : non supervisées [5, 6]; paramétriques [7]; par classification [8–12] ou fusion d’atlas [13, 14]; et par modèles déformables [15, 16]. Ces méthodes visent à segmenter le cerveau entier, les tissus cérébraux, ou des structures spécifiques (par exemple, cortex, ventricules, hippocampes), mais aucune d’entre elles ne se concentre sur le cervelet. Les rares approches concernant le cervelet, chez l’adulte, sont basées sur l’analyse de texture [17], les modèles déformables [18–20] ou les atlas [21–23].

La segmentation du cervelet en IRM chez le nouveau-né est une tâche complexe, qu’elle soit automatisée ou manuelle. D’une part, la segmentation automatisée est difficilement réalisable en raison des propriétés de l’image (faible résolution, rapport signal/bruit médiocre), et les méthodes initialement conçues pour l’IRM adulte atteignent ici leurs limites. D’autre part, la segmentation manuelle reste une tâche délicate et sujette aux erreurs : elle est coûteuse en temps, doit être effectuée par un expert et conduit généralement à une forte variabilité inter-et intra-opérateur.

Sur la base de ces considérations, nous étudions des approches mixtes qui consistent à sélectionner, lors d’une première étape automatisée, un sous-espace réduit des résultats potentiels de segmentation. Dans une seconde étape, interactive, l’expert-utilisateur peut naviguer dans ce sous-espace afin de sélectionner et d’ajuster interactivement un résultat de segmentation. Pour atteindre cet objectif, nous considérons les modèles hiérarchiques, principalement développés dans le domaine de la morphologie mathématique, et utilisés pour le développement des opérateurs connexes [24]. Plus précisément, nous nous concentrons sur une structure de données spécifique, l’arbre binaire de partitions (*Binary Partition Tree*, BPT) [25].

Le BPT est pertinent pour deux raisons principales. Premièrement, il permet de modéliser l’image à plusieurs échelles, des structures anatomiques fines jusqu’aux grandes classes de tissus. Deuxièmement, il est construit en tenant compte non seulement de l’information intrinsèque de l’image, mais aussi de connaissances préalables [26] qui peuvent être spécifiquement orientées vers la sélection des structures d’intérêt. Comme beaucoup de hiérarchies morphologiques, le BPT est un sous-ensemble partiellement ordonné des partitions du support d’image, organisées de manière arborescente. Il est alors possible de naviguer aisément dans un BPT pour définir de manière interactive une coupe, ce qui conduit directement à un résultat de segmentation.

Dans cet article, nous nous concentrons sur la pre-

mière des deux étapes de cette approche, à savoir la façon de construire un BPT dédié à la segmentation du cervelet à partir des IRM de nouveau-nés. Au-delà de l’intérêt applicatif de ce travail, à savoir la capacité de segmenter le cervelet des nouveau-nés, les nouveautés méthodologiques sont multiples. Tout d’abord, nous considérons les BPT pour l’imagerie 3D, alors qu’ils étaient principalement dédiés à l’imagerie 2D, jusqu’à présent. Deuxièmement, nous proposons des stratégies de réduction des coûts (temps et espace) en associant la construction du BPT à une étape de prétraitement par superpixel (sec. 2.2). Troisièmement, nous étudions la pertinence des descripteurs de texture pour la construction de BPT (sec. 2.4). Quatrièmement, nous proposons un moyen d’évaluer la pertinence d’un BPT au regard d’une vérité-terrain, via un paradigme de front de Pareto (sec. 3.2). La section 2 décrit notre pipeline méthodologique. La section 3 fournit une discussion expérimentale. Quelques perspectives ouvertes par ces travaux sont évoquées en section 4.

2 Construction de BPT à partir d’IRM de prématurés

Dans cette section, nous décrivons un pipeline qui permet de construire un BPT, c’est-à-dire un sous-espace de partitions potentielles, à partir de l’IRM d’un nouveau-né, à des fins de segmentation du cervelet. Nous décrivons les données et les étapes de prétraitement ; nous rappelons l’algorithme de construction d’un BPT ; enfin, nous présentons les caractéristiques choisies qui permettent de guider le processus de construction pour obtenir un BPT dédié au cervelet.

2.1 Images IRM et prétraitement

Nous travaillons sur deux ensembles de données IRM : d’une part le *Neonatal Brain Atlas* (ALBERTs¹) [27, 28], d’autre part la cohorte Epirmex² ; cf. figure 1.

Les données ALBERTs ont été acquises sur un scanner 3T Philips Intera. Les images ont une résolution de $0,82 \times 0,82 \times 1,60$ mm, et des dimensions de $155 \times 155 \times 189$ voxels, pour un TE = 17 ms et un TR = 4,6 ms.

Les données Epirmex considérées sont des images IRM pondérées en T1, acquises au CHU de Reims (service de néonatalogie), sur un scanner 3T Philips MR Imaging DD005. Les images ont une résolution de $3 \times 3 \times 3$ mm, et des dimensions de $560 \times 560 \times 90$ voxels, avec un TE = 17 ms et un TR = 1019 ms.

Dans ce qui suit, une image IRM est notée I . Elle est gérée comme une fonction $I : \Omega \rightarrow V$ qui associe à chaque point x de l’espace Ω une valeur $I(x)$ de

1. © Imperial College of Science, Technology and Medicine et I. S. Gousias 2013.

2. Epirmex est un sous-ensemble de l’étude française épidémiologique Epipage 2, <http://epipage2.inserm.fr>.

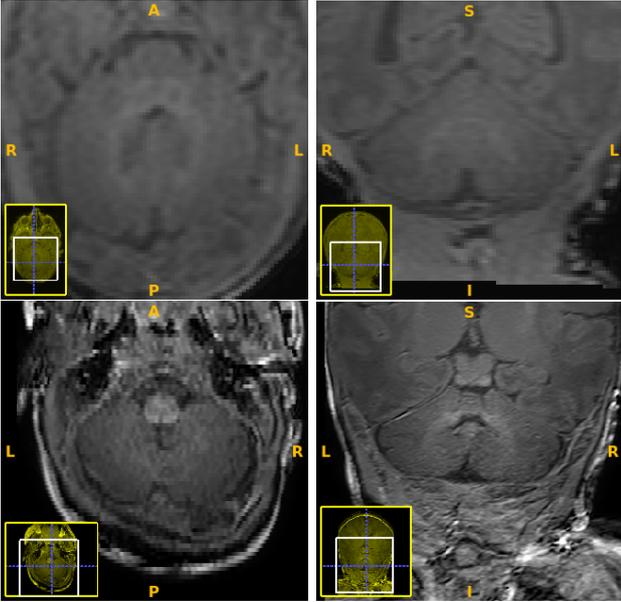


FIGURE 1 – Exemples d’IRM (gauche : vue axiale; droite : vue coronale). Première ligne : Epirmex. Seconde ligne : ALBERTs.

l’ensemble V . Dans notre cas, Ω est une matrice de voxels, à savoir un sous-ensemble de \mathbb{Z}^3 de la grille cartésienne. L’ensemble V est un intervalle de niveaux gris dans \mathbb{N} .

Les images IRM sont prétraitées. En particulier, un débruitage par moyennes non locales est effectué, sur la base de la bibliothèque BTK [29]. Une correction de biais est ensuite appliquée sur la base de l’algorithme N4 [30]. Enfin, afin de réduire la complexité spatiale de la construction du BPT, un masque intracrânien est appliqué par recalage, afin de subdiviser l’espace Ω de l’image I en des volumes intra- et extracrâniens. Par abus de notation, à partir de maintenant, nous appellerons Ω la seule zone intracrânienne.

2.2 Partition initiale : waterpixels

Un BPT modélise une famille de partitions d’un ensemble initial (en général, le support Ω d’une image I). La taille du BPT est $\Theta(n)$ où n est la taille de cet ensemble initial, et le coût en temps de sa construction est $\mathcal{O}(n \log n)$. Dans la pratique, ces complexités spatio-temporelles (quasi-)linéaires peuvent induire des coûts machine élevés, lors de l’examen d’images 3D composées de plusieurs millions de voxels. Afin de réduire le coût de l’espace Ω , nous nous appuyons sur des paradigmes de superpixels pour simplifier la partition initiale induite par Ω en une partition réduite Λ . En particulier, nous avons considéré les waterpixels [31], à savoir une approche de superpixel qui applique un watershed à graine sur une carte couplant des informations de gradient et de distance. Plus

précisément, nous avons développé une version 3D de ce modèle superpixel, les watervoxels [32], afin de permettre un partitionnement pertinent d’une image IRM. Les deux principaux paramètres des waterpixels sont la densité des graines (qui détermine le nombre d’éléments de la partition Λ) et la pondération entre la carte de gradient et la carte de distance. La détermination expérimentale de ces paramètres est discutée en section 3.1.

2.3 Construction d’un BPT : algorithmique

Un BPT est un arbre; chacun de ses nœuds est une région connexe du support Ω de l’image. Un nœud est soit une feuille représentant un élément de Λ , soit l’union de deux autres nœuds, correspondant à des régions voisines; le nœud racine correspond au support entier Ω de l’image.

La construction d’un BPT est un processus ascendant : il procède des feuilles, jusqu’à la racine. Ceci est fait en choisissant et en fusionnant itérativement deux régions adjacentes qui minimisent un critère exprimant leur similitude. Ce choix repose sur deux notions principales :

- un modèle de région $M(N)$ qui spécifie comment une région N se caractérise (par exemple, intensité, texture, géométrie); et
- un critère de fusion $O(N_1, N_2)$ qui définit la similitude des régions voisines N_1, N_2 et donc l’ordre de fusion.

Une stratégie communément adoptée pour représenter chaque région est de considérer leur intensité moyenne, et de fusionner les régions adjacentes les plus similaires.

Pour modéliser le fait que deux points x et y de Ω sont voisins, nous définissons une relation d’adjacence sur Ω . Dans la pratique, dans \mathbb{Z}^3 , les 6- et 26-adjacences, couramment considérées en topologie digitale, sont utilisées. Pour la partition Λ de Ω , nous définissons une relation d’adjacence A_Λ héritée de l’adjacence choisie sur Ω . Ainsi, deux ensembles distincts $N_1, N_2 \in \Lambda$ sont adjacents s’il existe $x_1 \in N_1$ et $x_2 \in N_2$ tels que x_1 et x_2 sont adjacents dans Ω . Il en découle que $G_\Lambda = (\Lambda, A_\Lambda)$ est un graphe non-orienté.

Fondamentalement, la construction d’un BPT est un processus de réduction de graphe. Plus précisément, le BPT est la structure de données qui décrit la réduction progressive de G_Λ vers le graphe trivial $(\{\Omega\}, \emptyset)$. Ce processus consiste à définir une séquence $(G_i = (\Gamma_i, A_{\Gamma_i}))_{i=0}^n$ (avec $n = |\Lambda| - 1$) comme suit. Premièrement, nous définissons $G_0 = G_\Lambda$. Puis, pour chaque i de 1 à n , nous choisissons les deux nœuds N_{i-1} et N'_{i-1} de G_{i-1} liés par l’arête $(N_{i-1}, N'_{i-1}) \in A_{\Gamma_{i-1}}$ qui minimise le critère de fusion choisi. Nous définissons G_i tel que $\Gamma_i = (\Gamma_{i-1} \setminus \{N_{i-1}, N'_{i-1}\}) \cup \{N_{i-1} \cup N'_{i-1}\}$; en d’autres termes, nous remplaçons

ces deux nœuds par leur union. L'adjacence A_{Γ_i} est définie en conséquence, à partir de $A_{\Gamma_{i-1}}$. Nous supprimons les arêtes (N_{i-1}, N'_{i-1}) et nous remplaçons chaque arête (N_{i-1}, N''_{i-1}) et / ou (N'_{i-1}, N''_{i-1}) par l'arête $(N_{i-1} \cup N'_{i-1}, N''_{i-1})$. En particulier, deux anciennes arêtes peuvent être fusionnées en une seule.

Le BPT T est le diagramme de Hasse de l'ensemble partiellement ordonné $(\bigcup_{i=0}^n \Gamma_i, \subseteq)$. Il est construit parallèlement à la réduction progressive de G_0 vers G_n . En particulier, T stocke l'historique de fusion des nœuds. Plus précisément, nous définissons une séquence $(T_i)_{i=0}^n$ comme suit. Nous posons $T_0 = (\Gamma_0, \emptyset) = (\Lambda, \emptyset)$. Puis, pour chaque i de 1 à n , nous construisons T_i à partir de T_{i-1} en y ajoutant le nouveau nœud $N_{i-1} \cup N'_{i-1}$ et les deux arêtes $(N_{i-1} \cup N'_{i-1}, N_{i-1})$ et $(N_{i-1} \cup N'_{i-1}, N'_{i-1})$. Le BPT T est alors défini comme T_n .

2.4 Caractéristiques pour la construction du BPT

La construction d'un BPT requiert de choisir les caractéristiques impliquées dans la définition du modèle de région (M), et un critère de fusion (O) pour évaluer la pertinence de la fusion de deux nœuds / régions.

Modèle de région. Pour définir le modèle de région qui décrit chaque région / nœud du BPT, nous considérons d'abord la valeur moyenne des niveaux de gris (μ). Cette fonction est classiquement choisie, car elle fournit un critère nécessaire pour fusionner deux nœuds (ainsi, deux nœuds avec des valeurs moyennes très différentes ne seront pas fusionnés en priorité).

Nous considérons également des caractéristiques de texture. En effet, notre hypothèse est que le cervelet présente une structure spécifique qui peut être caractérisée par sa texture. En particulier, nous nous concentrons sur les indices de texture obtenus à partir de la matrice de co-occurrence de Haralick [33], qui fournit des statistiques de second degré sur l'image. Cette matrice de co-occurrence donne, pour chaque couple de niveaux de gris de l'image, la probabilité de co-occurrence entre les voxels situés à une distance donnée dans une direction choisie. Dans notre cas, nous considérons les matrices $\mathcal{M}_{\mathbf{e}_i}$ ($i = 1, 2, 3$) correspondant à la co-occurrence entre les voxels voisins dans les 3 orientations principales, à savoir les voxels 6-adjacents. Plus précisément, pour chaque $v, w \in V$ avec $V \subset \mathbb{N}$ l'intervalle des valeurs de l'IRM, nous avons :

$$\mathcal{M}_{\mathbf{e}_i}(v, w) = \frac{1}{|\Omega|} \left| \left\{ x \in \Omega \mid I(x) = v \wedge I(x + \mathbf{e}_i) = w \right\} \right| \quad (1)$$

où $\{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3\}$ est la base canonique (orthonormée) de \mathbb{Z}^3 . À partir de ces matrices, nous considérons l'homogénéité (H), le contraste (C) et l'entropie (E) comme

informations de texture :

$$H = \sum_{i=1}^3 \sum_{v \in V} \sum_{w \in V} \frac{M_{\mathbf{e}_i}(v, w)}{1 + |v - w|} \quad (2)$$

$$C = \sum_{i=1}^3 \sum_{v \in V} \sum_{w \in V} |v - w|^2 \cdot M_{\mathbf{e}_i}(v, w) \quad (3)$$

$$E = - \sum_{i=1}^3 \sum_{v \in V} \sum_{w \in V} (v - w) \cdot \log(M_{\mathbf{e}_i}(v, w)) \quad (4)$$

Critère de fusion. Pour chaque paire de régions adjacentes N_1, N_2 , dotée de l'une des quatre caractéristiques décrites ci-dessus (μ, H, C, E), Nous calculons la différence absolue de valeurs entre les deux régions, notée $O(N_1, N_2)$. Plus cette valeur est faible, plus les deux régions sont semblables, et plus la priorité est élevée pour leur fusion au cours de la construction du BPT.

3 Expériences et résultats

Nous avons réalisé des expériences sur ALBERTs (10 images IRM) et Epirmex (9 images IRM). Les images ALBERTs sont dotées de vérités-terrain; en particulier, la région du cervelet est obtenue par union de diverses sous-régions étiquetées. Pour Epirmex, les 9 images ont été segmentées manuellement par un expert médical en néonatalogie, pour fournir des vérités-terrain du cervelet.

3.1 Partition waterpixel : paramétrage

En tant qu'étape préalable à la construction du BPT, une simplification du support d'image initial Ω est réalisée. Ceci est fait par le biais des waterpixels, afin de subdiviser Ω en une partition Λ . Cette partition Λ devrait idéalement être composée de régions soit entièrement à l'intérieur, soit entièrement à l'extérieur du cervelet, afin d'éviter les erreurs d'initialisation que la construction du BPT ne serait pas en mesure de corriger (en effet, le processus de construction fusionne des régions, mais ne les scinde jamais).

Pour une partition donnée Λ du support d'image Ω , nous définissons l'erreur associée δ sur la base d'une mesure dite de discordance, introduite dans [34]. Pour une vérité-terrain $C \subset \Omega$ du cervelet, et une partition $\Lambda \subset 2^\Omega$, nous définissons δ tel que :

$$\delta = \frac{1}{|C|} \sum_{L \in \Lambda} \min\{|L \setminus C|, |L \cap C|\} \quad (5)$$

En d'autres termes, la mesure de discordance est définie comme l'erreur quantitative relative aux faux positifs et aux faux négatifs par rapport à C , induite par Λ , et plus précisément par les nœuds qui intersectent partiellement G .

Il est à noter que l'ensemble $\widehat{S} \subseteq \Lambda$ qui correspond le mieux à C au regard de la mesure de discordance δ est

tel que :

$$\forall L \in \Lambda, L \subseteq C \Rightarrow L \in \widehat{\mathcal{S}} \quad (6)$$

$$\forall L \in \Lambda, L \subseteq \overline{C} \Rightarrow L \notin \widehat{\mathcal{S}} \quad (7)$$

En d'autres termes, l'erreur de discordance ne dépend que de l'acceptation ou du rejet des k régions L de Λ partiellement incluses dans C . En raison de la formulation additive / séparable de l'équation (5), le calcul de δ est réalisé en temps linéaire $\Theta(k)$, tandis que d'autres métriques (similaires, quoique non équivalentes) telles que le score de Dice, conduiraient à un coût en temps exponentiel $\mathcal{O}(2^k)$.

En pratique, la partition Λ est contrôlée par deux paramètres : (1) la densité $d \in [0, 1]$ des graines dans le support de l'image, qui définit le nombre de régions dans la partition comme $d \cdot |\Omega|$; et (2) le paramètre de pondération $\alpha \in [0, 1]$ entre la carte de distance (normalisée) $\Delta(\Omega)$ et la carte de gradient (normalisée également) ∇I de l'image, qui mène à une carte $(1 - \alpha) \cdot \nabla I + \alpha \cdot \Delta(\Omega)$. Ainsi, l'erreur définie en équation (5) est une fonction bidimensionnelle $\delta(d, \alpha) : [0, 1]^2 \rightarrow \mathbb{R}$. (Notez que pour $d = 1$, nous obtenons la partition triviale $\Lambda = \{\{x\} \mid x \in \Omega\}$ et alors, $\delta(1, \cdot) = 0$.) Pour les deux bases ALBERTs et Epirmex, nous avons calculé expérimentalement cette erreur ; cf. figure 2.

Sur la base de ces résultats, nous avons défini $d = 2,32 \cdot 10^{-3}$ (resp. $d = 1,56 \cdot 10^{-2}$) et $\alpha = 0,1$ (resp. $\alpha = 0,6$) pour Epirmex (resp. ALBERTs). Avec ces paramètres, la valeur moyenne de discordance est $\delta = 0,311$ (resp. $\delta = 0,156$) pour Epirmex (resp. ALBERTs). Ces valeurs sont suffisantes pour calculer des BPT sur la base d'une partition Λ . Il est toutefois à noter que l'erreur de discordance dans le cas d'Epirmex est plus élevée que pour ALBERTs. On peut donc s'attendre à des scores de qualité moindre avec de telles images cliniques, comparativement aux données "recherche" d'ALBERTs.

3.2 Évaluation des BPT

Nous évaluons, dans un second temps, la capacité d'un BPT à fournir une segmentation correcte. Comme observé en section 2.3, les nœuds d'un BPT sont des régions du support Ω de l'image. Par construction, deux nœuds N_1 et N_2 du BPT sont soit disjoints, soit inclus : $N_1 \cap N_2 \neq \emptyset \Rightarrow N_1 \subseteq N_2 \vee N_2 \subseteq N_1$. Une coupe d'un BPT est un sous-ensemble $\mathcal{C} = \{N_\star\}$ de nœuds tous deux à deux disjoints. L'union $\mathcal{S} = \cup N_\star \subseteq \Omega$ fournit une segmentation de l'image I .

La qualité d'une coupe \mathcal{C} / segmentation \mathcal{S} est caractérisable de deux points de vue. Premièrement, \mathcal{S} doit s'adapter au mieux à la cible (ici le cerveau C) ; c'est-à-dire qu'elle devrait maximiser une mesure de qualité [35]. Ici, nous considérons l'indice Dice, défini comme :

$$D(\mathcal{S}, C) = \frac{2|\mathcal{S} \cap C|}{|\mathcal{S}| + |C|} \quad (8)$$

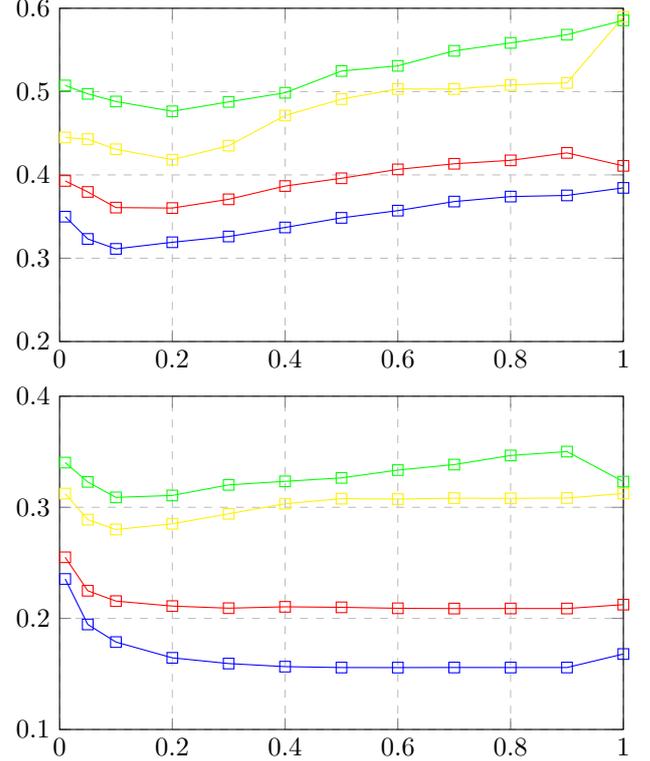


FIGURE 2 – Discordance δ (ordonnées) en fonction de α (abscisses), pour différentes valeurs de d . Haut : Epirmex. Bleu : $d = 2,32 \cdot 10^{-3}$; rouge : $d = 1,11 \cdot 10^{-3}$; jaune : $d = 5,54 \cdot 10^{-4}$; vert : $d = 3,15 \cdot 10^{-5}$. Bas : ALBERTs. Bleu : $d = 1,56 \cdot 10^{-2}$; rouge $d = 8,00 \cdot 10^{-3}$; jaune : $d = 2,92 \cdot 10^{-3}$; vert : $d = 1,95 \cdot 10^{-3}$.

Deuxièmement, \mathcal{C} doit contenir un ensemble minimal de nœuds [34]. En effet, moins nombreux sont les nœuds, plus il est facile de définir la coupe optimale automatiquement et / ou de façon interactive à partir du BPT. Ainsi, nous considérons une deuxième mesure de qualité, à savoir la cardinalité $|\mathcal{C}|$ de la coupe.

La meilleure segmentation $\widehat{\mathcal{S}}$ donnée par la meilleure coupe $\widehat{\mathcal{C}}$ d'un BPT devrait donc optimiser les deux mesures, c'est-à-dire :

$$\widehat{\mathcal{S}} = \arg \max D(\mathcal{S}, C) \quad (9)$$

$$\widehat{\mathcal{C}} = \arg \min |\mathcal{C}| \quad (10)$$

Néanmoins, dans la pratique, ce sont souvent des mesures antagonistes.

En conséquence, afin d'évaluer la pertinence d'un BPT, nous calculons le front de Pareto pour les équations (9–10), c'est-à-dire l'ensemble des éléments optimaux pour le couple $(D(\mathcal{S}, C), |\mathcal{C}|)$ dans l'espace $[0, 1] \times \mathbb{N}$, pour la relation d'ordre $(\geq_{[0,1]}, \leq_{\mathbb{N}})$.

Pour chaque coupe \mathcal{C} du BPT, associée à une segmentation \mathcal{S} de Ω , trois informations sont utiles :

$a = |\mathcal{S} \cap C|$, $b = |\mathcal{S}|$, et $c = |C|$. À partir de ce triplet (a, b, c) , nous pouvons récupérer les informations de Dice et de cardinalité de la coupe, comme $\frac{2a}{b+|C|}$ et c . Une coupe peut être (1) vide ; (2) égale à un singleton correspondant à la racine du BPT ; ou (3) formée par l’union de deux coupes, l’une pour chacun des deux sous-arbre du BPT. Ainsi, le front de Pareto peut être construit de façon récursive et ascendante comme suit. Soit N un nœud du BPT, et N_1, N_2 ses nœuds fils (si N n’est pas une feuille). Si N est une feuille, seules deux coupes peuvent être construites à partir du sous-arbre associé, correspondant à $\{N\}$ et \emptyset . Ils correspondent aux triplets $(|N \cap C|, |N|, 1)$ et $(0, 0, 0)$, respectivement, qui mènent aux points de coordonnées $(2|N \cap C|/(|N| + |C|), 1)$ et $(0, 0)$ dans l’espace de Pareto. Ces deux triplets sont stockés dans un ensemble \mathcal{T}_N .

Si N n’est pas une feuille, alors pour n’importe quel triplets (a_1, b_1, c_1) de \mathcal{T}_{N_1} et (a_2, b_2, c_2) de \mathcal{T}_{N_2} , on peut construire un nouveau triplet $(a, b, c) = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, c_1 + c_2)$ qui correspond à une coupe unique du (sous-)BPT de racine N . Cela inclut en particulier la coupe vide. Une coupe supplémentaire, à savoir $\{N\}$, n’est pas formée par une union de deux coupes. Elle correspond au triplet $(a, b, c) = (a_1 + a_2, b_1 + b_2, 1)$ où (a_1, b_1, c_1) (resp. (a_2, b_2, c_2)) est le triplet de valeur maximale c_1 (resp. c_2) dans \mathcal{T}_{N_1} (resp. \mathcal{T}_{N_2}).

Cette approche de type “diviser pour régner” permet de construire tous les points de l’espace de Pareto. Toutefois, chaque calcul pour un nœud donné N crée de nouveaux triplets par produit cartésien entre tous les triplets des deux nœuds fils. Cela conduit à une explosion combinatoire, qui rend un calcul exhaustif irréalisable en pratique.

Pour résoudre ce problème, trois remarques peuvent être formulées. Premièrement, il n’est pas nécessaire de traiter l’ensemble du BPT. En effet, les nœuds complètement à l’extérieur de C et ceux ayant un nœud parent entièrement à l’intérieur de C sont inutiles pour le calcul du front de Pareto. Ainsi, on peut les omettre et traiter un sous-arbre ad hoc du BPT, présentant un sous-ensemble limité de feuilles.

Deuxièmement, le calcul du front de Pareto pour des valeurs élevées de cardinalité $|C|$ n’est pas pertinent en pratique. En effet, la qualité d’un BPT réside dans sa capacité à permettre le calcul des coupes menant à une segmentation correcte. Cependant, ces coupes devraient avoir une cardinalité raisonnablement faible pour rendre leur sélection réalisable, tant pour un utilisateur humain que pour une procédure automatique. En conséquence, à chaque étape du calcul, tous les triplets (a, b, c) ayant une valeur $c > t$ pour une valeur de seuil donnée t correspondant à la cardinalité maximale autorisée, peuvent être supprimés. Notez que cette optimisation nécessite que chaque nœud N stocke les deux valeurs $|N \cap C|$ et $|N|$, en plus de son ensemble

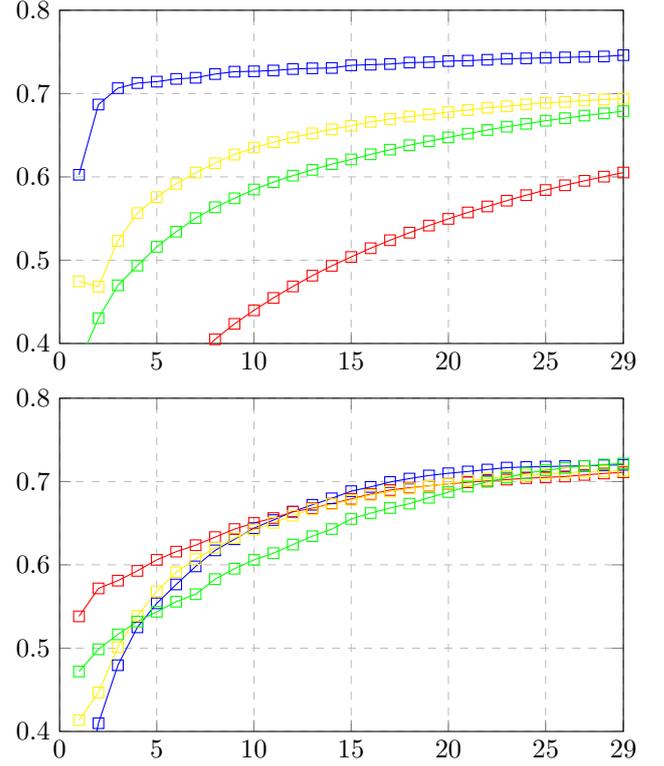


FIGURE 3 – Fronts de Pareto moyens (Dice D en ordonnées vs. cardinalité $|C|$ de la coupe en abscisses) pour les BPT construits avec les quatre indices de texture μ (bleu), H (rouge), C (jaune) et E (vert). Haut : Epirmex. Bas : ALBERTs.

de triplets, afin de permettre le calcul de la coupe singleton $\{N\}$. Ces informations peuvent être calculées de façon additive, comme pour les triplets (a, b, c) .

Troisièmement, même en considérant ces optimisations, une explosion combinatoire peut se produire. Par conséquent, il est préférable de calculer un sous-ensemble (limité mais pertinent) des points dans l’espace de Pareto en préservant uniquement, pour chaque nœuds, une liste de $t+1$ triplets qui mènent au meilleur score de Dice, c’est-à-dire un triplet pour chacune des $k \in \llbracket 0, t \rrbracket$ cardinalités distinctes des coupes $|C|$. Ce faisant, la taille de la liste des triplets est bornée par $t+1$ à chaque nœud, et le coût en temps de la génération de cette liste est ainsi borné par $(t+1)^2$. Le front de Pareto obtenu n’a pas la garantie d’être optimal, mais la façon de choisir les triplets conservés permet de supposer que le résultat est proche d’un optimum.

Nous avons étudié les BPT construits pour chacune des quatre textures μ, H, C, E (cf. section 2.4). Les résultats moyens sont représentés en figure 3. Nous avons restreint notre étude aux coupes de cardinalité maximale $t = 30$.

4 Conclusion et perspectives

L'analyse des fronts de Pareto permet d'observer que la résolution spatiale des données IRM a une forte influence sur la pertinence de l'utilisation de critères de texture pour la construction de BPT. En particulier, pour Epirmex, du fait d'une faible résolution, les critères de texture ne sont pas capables de guider la construction du BPT mieux que le critère moyen (μ). Dans le cas d'ALBERTs, avec une meilleure résolution spatiale, on observe que l'homogénéité (H) fournit de meilleurs résultats que le critère moyen (μ) jusqu'à des coupes de 10 nœuds. Pour les coupes de plus haute cardinalité, le comportement des quatre critères de texture est quantitativement comparable.

Cela tend à prouver que les caractéristiques de texture sont effectivement pertinentes pour effectuer la segmentation du cervelet à partir d'un BPT. Cette robustesse reste, néanmoins, à conforter. En effet, d'une part, les fronts de Pareto calculés sont actuellement sous-optimaux, du fait de leur non-exhaustivité. D'autre part, les valeurs de Dice obtenues pour une coupe de BPT restent inférieures à des scores pleinement satisfaisants pour la segmentation de cervelets. Cela met l'accent sur deux perspectives de travail. Premièrement, nous étudierons les BPT construits à partir de plusieurs critères, au lieu d'un. À cette fin, nous pouvons nous appuyer sur des travaux récents sur le BPT multicritère [26]. Cela nous permettra de coupler des caractéristiques de texture, mais aussi de les mélanger avec des connaissances a priori modélisées, par exemple, par des atlas. Deuxièmement, nous expérimenterons différents paradigmes de gradient, pour améliorer la capacité du prétraitement par waterpixels, afin de fournir des partitions initiales avec une plus grande taille de superpixel. Un effet de bord serait une capacité accrue à produire des coupes avec de meilleurs scores de Dice pour une même cardinalité. D'autres travaux consisteront à développer des paradigmes de visualisation et d'interaction pour permettre à un expert de naviguer dans un BPT, et d'observer / définir en temps réel la segmentation associée à une coupe donnée dans des images IRM 3D.

Références

- [1] M. Hack and A. A. Fanaroff, "Outcomes of children of extremely low birthweight and gestational age in the 1990s," *Seminars in Neonatology*, vol. 5, pp. 89–106, 2000.
- [2] N. Marlow, D. Wolke, M. A. Bracewell, M. Samara, and EPICure Study Group, "Neurologic and developmental disability at six years of age after extremely preterm birth," *The New England Journal of Medicine*, vol. 352, pp. 9–19, 2005.
- [3] C. J. Stoodley and C. Limperopoulos, "Structure–function relationships in the developing cerebellum : Evidence from early-life cerebellar injury and neurodevelopmental disorders," *Seminars in Fetal and Neonatal Medicine*, vol. 21, pp. 356–364, 2016.
- [4] A. Makropoulos, S. J. Counsell, and D. Rueckert, "A review on automatic fetal and neonatal brain MRI segmentation," *NeuroImage*, vol. 170, pp. 231–248, 2017.
- [5] M. Péporté, D. E. I. Ghita, E. Twomey, and P. F. Whelan, "A hybrid approach to brain extraction from premature infant MRI," in *SCIA*, 2011, pp. 719–730.
- [6] L. Gui, R. Lisowski, T. Faundez, P. Hüppi, F. Lazezras, and M. Kocher, "Morphology-based segmentation of newborn brain MR images," in *MICCAI NeoBrainS12*, 2012, pp. 1–8.
- [7] D. Mahapatra, "Skull stripping of neonatal brain MRI : Using prior shape information with graph cuts," *Journal of Digital Imaging*, vol. 25, pp. 802–814, 2012.
- [8] M. Prastawa, J. H. Gilmore, W. Lin, and G. Gerig, "Automatic segmentation of MR images of the developing newborn brain," *Medical Image Analysis*, vol. 9, pp. 457–466, 2005.
- [9] H. Xue, L. Srinivasan, S. Jiang, M. Rutherford, A. D. Edwards, D. Rueckert, and J. V. Hajnal, "Automatic segmentation and reconstruction of the cortex from neonatal MRI," *NeuroImage*, vol. 38, pp. 461–477, 2007.
- [10] A. Melbourne, M. J. Cardoso, G. S. Kendall, N. J. Robertson, N. Marlow, and S. Ourselin, "NeoBrainS12 Challenge : Adaptive neonatal MRI brain segmentation with myelinated white matter class and automated extraction of ventricles I-IV," in *MICCAI NeoBrainS12*, 2012, pp. 16–21.
- [11] M. J. Cardoso, A. Melbourne, G. S. Kendall, M. Modat, N. J. Robertson, N. Marlow, and S. Ourselin, "AdaPT : An adaptive preterm segmentation algorithm for neonatal brain MRI," *NeuroImage*, vol. 65, pp. 97–108, 2013.
- [12] A. Makropoulos, C. Ledig, P. Aljabar, A. Serag, J. V. Hajnal, A. D. Edwards, S. J. Counsell, and D. Rueckert, "Automatic tissue and structural segmentation of neonatal brain MRI using Expectation-Maximization," in *MICCAI NeoBrainS12*, 2012, pp. 9–15.
- [13] P. Coupé, J. V. Manjón, V. Fonov, J. Pruessner, M. Robles, and D. L. Collins, "Patch-based segmentation using expert priors : Application to hippocampus and ventricle segmentation," *NeuroImage*, vol. 54, pp. 940–954, 2011.
- [14] H. Kim, C. Lepage, A. C. Evans, J. Barkovich, and D. Xu, "NEOCIVET : Extraction of cortical

- surface and analysis of neonatal gyrfication using a modified CIVET pipeline,” in *MICCAI*, 2015, pp. 571–579.
- [15] L. Wang, F. Shi, W. Lin, J. H. Gilmore, and D. Shen, “Automatic segmentation of neonatal images using convex optimization and coupled level sets,” *NeuroImage*, vol. 58, pp. 805–817, 2011.
- [16] L. Wang, F. Shi, P.-T. Yap, J. H. Gilmore, W. Lin, and D. Shen, “4D multi-modality tissue segmentation of serial infant images,” *PLoS One*, vol. 7, pp. e44596, 2012.
- [17] N. Saeed and B.K. Puri, “Cerebellum segmentation employing texture properties and knowledge based image processing : Applied to normal adult controls and patients,” *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 20, pp. 425–429, 2002.
- [18] J. Hwang, J. Kim, Y. Han, and H. Park, “An automatic cerebellum extraction method in T1-weighted brain MR images using an active contour model with a shape prior,” *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 29, pp. 1014–1022, 2011.
- [19] J. A. Bogovic, P.-L. Bazin, S. H. Ying, and J. L. Prince, “Automated segmentation of the cerebellar lobules using boundary specific classification and evolution,” in *IPMI*, 2013, pp. 62–73.
- [20] N. Makris, J. E. Schlerf, S. M. Hodge, C. Haselgrove, M. D. Albaugh, L. J. Seidman, S. L. Rauch, G. Harris, J. Biederman, V. S. Caviness Jr, D. N. Kennedy, and J. D. Schmahmann, “MRI-based surface-assisted parcellation of human cerebellar cortex : An anatomically specified method with estimate of reliability,” *NeuroImage*, vol. 25, pp. 1146–1160, 2005.
- [21] F. van der Lijn, M. de Bruijne, Y. Y. Hoogendam, S. Klein, R. Hameeteman, M. M. B. Breteler, and W. J. Niessen, “Cerebellum segmentation in MRI using atlas registration and local multi-scale image descriptors,” in *ISBI*, 2009, pp. 221–224.
- [22] J. E. Romero, P. Coupé, R. Giraud, V. T. Ta, V. Fonov, M. T. M. Park, M. M. Chakravarty, A. N. Voineskos, and J. V. Manjón, “CERES : A new cerebellum lobule segmentation method,” *NeuroImage*, vol. 147, pp. 916–924, 2017.
- [23] Z. Yang, C. Ye, J. A. Bogovic, A. Carass, B. M. Jerny, S. H. Ying, and J. L. Prince, “Automated cerebellar lobule segmentation with application to cerebellar structural analysis in cerebellar disease,” *NeuroImage*, vol. 127, pp. 435–444, 2016.
- [24] P. Salembier and M. H. F. Wilkinson, “Connected operators : A review of region-based morphological image processing techniques,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 136–157, 2009.
- [25] P. Salembier and L. Garrido, “Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, pp. 561–576, 2000.
- [26] J. F. Randrianasoa, C. Kurtz, E. Desjardin, and N. Passat, “Binary partition tree construction from multiple features for image segmentation,” *Pattern Recognition*, vol. 84, pp. 237–250, 2018.
- [27] I. S. Gousias, A. D. Edwards, M. A. Rutherford, S. J. Counsell, J. V. Hajnal, D. Rueckert, and A. Hammers, “Magnetic resonance imaging of the newborn brain : Manual segmentation of labelled atlases in term-born and preterm infants,” *NeuroImage*, vol. 62, pp. 1499–1509, 2012.
- [28] I. S. Gousias, A. Hammers, S. J. Counsell, L. Srinivasan, M. A. Rutherford, R. A. Heckemann, J. V. Hajnal, D. Rueckert, and A. D. Edwards, “Magnetic resonance imaging of the newborn brain : Automatic segmentation of brain images into 50 anatomical regions,” *PLoS One*, vol. 8, pp. e5999, 2013.
- [29] F. Rousseau, E. Oubel, J. Pontabry, M. Schweitzer, C. Studholme, M. Koob, and J.-L. Dietemann, “BTK : An open-source toolkit for fetal brain MR image processing,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 109, pp. 65–73, 2013.
- [30] N. J. Tustison, B. B. Avants, P. A. Cook, Y. Zheng, A. Egan, P. A. Yushkevich, and J. C. Gee, “N4ITK : Improved N3 bias correction,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 29, pp. 1310–1320, 2010.
- [31] V. Machairas, M. Faessel, D. Cárdenas-Peña, T. Chabardes, T. Walter, and E Decencière, “Waterpixels,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 11, pp. 3707–3716, 2015.
- [32] P. Cettour-Janet, C. Cazorla, V. Machairas, Q. Delannoy, N. Bednarek, F. Rousseau, E. Decencière, and N. Passat, “Waternvoxels,” HAL Research Report hal-02004228, 2019.
- [33] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, “Textural features for image classification,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, pp. 610–621, 1973.
- [34] J. F. Randrianasoa, C. Kurtz, P. Gançarski, E. Desjardin, and N. Passat, “Intrinsic quality analysis of binary partition trees,” in *ICPRAI*, 2018, pp. 114–119.
- [35] J. F. Randrianasoa, C. Kurtz, P. Gançarski, E. Desjardin, and N. Passat, “Evaluating the quality of binary partition trees based on uncertain semantic ground-truth for image segmentation,” in *ICIP*, 2017, pp. 3874–3878.