

Démarche morpho-mathématique pour la segmentation application aux lésions cérébrales en IRM

I. BLOCH - F. PRETEUX

Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris,
35 Rue Saint-Honoré 77305 Fontainebleau Cedex (France)

Pour faire face à la difficulté et à la complexité des problèmes de segmentation, nous proposons une méthode générale, indépendante du problème posé, pour déterminer les algorithmes adaptés à ce problème. Il s'agit d'un ensemble de règles, d'une marche à suivre pour construire un algorithme spécifique, qui s'appuie sur la connaissance a priori de l'objet à segmenter, dans le cadre de la morphologie mathématique.

La méthode consiste à traduire les propriétés des images et des objets en primitives de morphologie mathématique.

Nous illustrons ce mode de raisonnement en l'appliquant à l'exemple de la détection des lésions cérébrales en imagerie par résonance magnétique (I.R.M.).

Le concept de segmentation est couramment employé en analyse d'image puisque cette transformation constitue le plus souvent la base de toute étude. Si le terme de segmentation a en général le sens de partition, ou de division de l'image en régions uniformes au sens de critères donnés, nous l'emploierons ici dans un sens plus restreint, se rapprochant plus de la reconnaissance de formes : celui d'isoler un objet dans une image complexe (c'est-à-dire comportant un fond et plusieurs objets plus ou moins imbriqués les uns dans les autres).

Les algorithmes classiques de segmentation ou d'extraction de contours (gradient, Sobel, Hückel, Laplacien, Beucher...) sont qualifiés de généraux car ils peuvent être appliqués systématiquement, "les yeux fermés". Mais cette généralité est obtenue aux dépens de la qualité de l'image résultante. En effet, ces algorithmes fournissent des images souvent sous-ou sur-segmentées, rendant l'obtention de contours exacts délicate, compliquée, et fortement dépendante du cas étudié.

Il en résulte que les algorithmes définitifs sont en réalité spécifiques d'un problème posé et qu'il n'existe pas d'algorithme à la fois général et performant.

Pour s'attaquer à la difficulté de ces problèmes de segmentation, nous nous placerons à un niveau différent en proposant une méthode générale, indépendante du problème posé, pour déterminer les algorithmes adaptés à ce problème. Il s'agit d'un ensemble de règles, d'une marche à suivre pour construire un algorithme spécifique, qui s'appuie sur la connaissance a priori de l'objet à segmenter, dans le cadre de la morphologie mathématique.

Nous illustrerons ce mode de raisonnement en l'appliquant à l'exemple de la détection des lésions cérébrales en imagerie par résonance magnétique (IRM)[1].

To face the difficulty and complexity of segmentation problems, we propose a general method, independent of the problem under study, to determine the algorithms appropriate to the problem. It is a series of rules and a procedure to follow, in order to construct a specific algorithm, based on the a priori knowledge we have of the object to be segmented, within the context of mathematical morphology.

The method consists in the translation of the properties of the images and objects into primitives of Mathematical Morphology.

This approach is illustrated by applying it to the example of brain lesions detection by magnetic resonance imaging (M.R.I.).

1 - Démarche générale

La morphologie mathématique [2,3,4] est bien adaptée à la démarche que nous proposons : elle met à notre disposition un large éventail de primitives [5] grâce auxquelles on peut traduire les propriétés des images et des objets à segmenter en termes d'analyse d'image.

Ces propriétés concernent la forme, la taille, les relations de voisinage entre l'objet et le reste de l'image, ou encore la "couleur". On entend ici par couleur l'intensité en niveaux de gris correspondant aussi bien à une couleur réelle dans le cas d'images naturelles, qu'à une densité de tissus en imagerie scanner X, qu'à un coefficient d'atténuation d'ultrasons, qu'à une radioactivité, en médecine nucléaire, qu'à des temps de relaxation en IRM, qu'à une coloration artificielle en microscopie...

Il est indispensable, dans un premier temps, de recenser les propriétés des images, liées à leur mode d'acquisition, et celles de l'objet à analyser, afin de mesurer leur influence sur les méthodes d'analyse. Par exemple, la normalisation systématique sur 12 bits en imagerie par résonance magnétique condamne toutes les méthodes nécessitant une référence absolue du signal comme le seuillage [6]. Ou encore, tous les algorithmes classiques de gradient sont exclus par le faible rapport signal sur bruit des images obtenues en tomographie par émission de positons [7] ou en angiographie numérisée [8].

Dans un deuxième temps, l'accès à ces propriétés et leur traduction en informations exploitables s'effectue grâce aux primitives de morphologie mathématique qui associent un élément structurant à une relation imposée entre cet élément structurant et l'image à analyser.

Schématiquement, l'élément structurant permet d'accéder aux informations de taille et de forme et la relation à celles de voisinage si elle est ensembliste, à celle de "couleur" si elle est fonctionnelle.



La mise en oeuvre de cette traduction suppose que soient déterminés, à chaque étape de l'analyse, des critères de choix indispensables en analyse d'image. Dans le cas particulier de la morphologie mathématique, il s'agit des choix :

- de l'élément structurant,
- de la relation, ensembliste ou fonctionnelle,
- de l'interprétation de l'image, fonction ou ensemble,
- du modèle utilisé pour analyser une texture, pour estimer certains paramètres,...

Illustrons, à partir de deux exemples, ce processus.

En angiocardiographie numérisée, le ventricule gauche [8] se présente comme une masse sombre peu homogène (bruit) et de grande taille. Ces propriétés ont été traduites en termes de fermeture et ouverture de grande taille puis de minima et maxima régionaux. De plus, ce ventricule gauche a des contours réguliers pouvant être approchés localement par des arcs de cercles. Il faut donc utiliser un élément structurant qui soit une bonne approximation du disque, pour les grandes tailles : d'où le choix du dodécagone plutôt que de l'hexagone.

En imagerie par résonance magnétique, l'examen du sein [6,7] se fait à l'aide d'une antenne de surface qui induit une dérive (décroissance exponentielle) du signal, liée à la distance à l'antenne.

Cette dérive est un handicap lors de l'analyse d'image, puisqu'elle condamne en particulier l'exploitation directe de l'information absolue et même relative d'un tissu à un autre, par exemple lors de l'étude des nodules mammaires. Les intensités du nodule et de la graisse dépendent de leurs positions respectives par rapport à l'antenne et l'une par rapport à l'autre.

Cette propriété des images exige un traitement préliminaire pour corriger cette dérive. Après quoi, on peut exploiter les propriétés des nodules (fort contraste avec la graisse, intensité faible) en les traduisant sous forme d'un algorithme : le gradient h-conditionnel [7]. Il permet d'obtenir les contours des nodules grâce à la combinaison d'un gradient morphologique et d'un codage de l'image privilégiant un niveau h, ici le niveau de gris moyen des nodules. Cependant, cet algorithme est sensible au bruit et aux faibles variations de signal (puisque'il comporte un gradient). Il est donc indispensable de tenir compte de l'hétérogénéité du signal RMN, qui apparaissait secondaire de prime abord, à travers un filtrage morphologique par une fermeture.

Cette traduction des propriétés des images et des objets à segmenter en primitives d'analyse d'image nécessite donc en réalité des "allers et retours" entre l'image et la morphologie mathématique, selon le schéma suivant :

propriétés → méthode → hypothèses à vérifier → nouvelles propriétés

Vu comme un moteur d'inférences, le modèle comporte un chaînage avant qui permet d'associer une méthode à un ensemble de propriétés, et un chaînage arrière qui détermine les propriétés nécessaires à la bonne application de cette méthode, à sa robustesse, etc... : il s'agit dans l'exemple ci-dessus de la nécessité d'un filtrage pour obtenir un bon rapport signal sur bruit, dans le but d'améliorer la robustesse de la méthode.

C'est ce moteur d'inférences qui réalise la plupart des choix en faisant face à la complexité du processus par son chaînage mixte.

Les derniers choix concernent les valeurs précises des différents paramètres intervenants (taille d'un filtrage, d'un élément structurant, nombre d'itérations d'une procédure, ...). Il s'agit donc, dans un troisième temps, de définir des critères qui caracté-

risent l'objet à segmenter, et permettent ainsi de fixer les valeurs de ces paramètres, et donc de déterminer l'algorithme exact à utiliser.

A ce stade, on constate que, grâce au principe même de la démarche, tout ce qui aurait donné, par des méthodes classiques, des imperfections difficiles à éliminer (sous- ou sur-segmentation) a disparu. Il ne reste en fait que quelques artefacts et l'obtention des contours exacts est aisée (un simple ébarbage suffit souvent).

2 - Exemple

Pour illustrer cette démarche, nous présentons l'exemple de la segmentation des lésions cérébrales (fig. 1) en IRM. Cette étude a été réalisée au Centre de Morphologie Mathématique en collaboration avec le CNO des XV-XX (service de neuroradiologie, Pr CABANIS). Les propriétés des images (bruit, absence de référence absolue) sont liées à leur mode d'acquisition en IRM. Quant aux caractéristiques des lésions, elles sont de deux types :

- leur intensité globalement élevée et l'important contraste avec le cerveau résultent de l'injection au patient d'un produit de contraste paramagnétique (gadolinium-DTPA),
- leur forme arrondie (simple ou polylobée), leur hétérogénéité, leurs localisation et étendue variables, sont purement anatomiques.

Les propriétés des images ont d'emblée exclu toutes les méthodes classiques à base de seuillage, de gradient ou de croissance de régions.

Dans la deuxième étape, la traduction de ces caractéristiques sous forme de primitives de morphologie mathématique a entraîné successivement la recherche des maxima régionaux de la fonction numérique associée à l'image, la sélection des maxima correspondant réellement à la lésion par un algorithme de r,h maxima [9] (si une image présente un maximum régional à l'altitude hmax, on garde l'ensemble des points d'altitude supérieure à hmax-h autour de ce maximum pourvu que cette zone soit conservée par érosion de taille r), et l'extraction de "primitive de concavité" à l'aide d'éléments structurants tri-dimensionnels (rhombododécaèdres) [10]. Nous avons un bon exemple d'"aller et retour" entre image et morphologie mathématique à travers notamment le critère de forte intensité du signal, dont la traduction mathématique correspond à la notion de maxima régionaux. En effet, l'exploitation de ce seul critère ne requiert pas a priori de filtrage préalable de l'image. Or, en pratique, pour être robuste vis-à-vis du bruit et de l'hétérogénéité du signal intralésionnel, la recherche de maxima (fig. 3) doit être effectuée sur une image nécessairement filtrée. C'est pourquoi, pour tenir compte de ces contraintes, nous avons adopté un filtrage particulier : le filtrage alterné séquentiel [11][12] (une suite croissante de fermetures-ouvertures)(Fig.2). De plus, pour préserver l'arrondi des contours lésionnels, il a fallu utiliser pour ce filtrage des éléments structurants dodécagonaux qui approchent le disque mieux qu'un simple hexagone.

La dernière étape de la méthode correspond à l'ajustement des valeurs des paramètres. La taille maximale de l'élément structurant utilisé dans le filtrage correspond à la taille minimale des lésions à détecter. Les paramètres r et h ont été fixés expérimentalement (r = 8 et h = 70). Ces valeurs ont permis en particulier de différencier les lésions des globes oculaires, pourtant de même intensité de signal sur l'image initiale. Notons que les valeurs fixées pour r et h supportent des variations de 15 %, ce qui souligne la robustesse de l'algorithme de r,h maxima et sa capacité à bien tenir compte de la diversité anatomique des lésions. A ce stade, nous avons une localisation des lésions par les "marqueurs" que constituent les maxima sélectionnés (fig. 4). Le dernier algorithme mis en oeuvre (extraction de "primitive de concavité") fournit dans ce cas des contours sursegmentés

(fig. 4), ce qui nécessite le recours à une transformation simple entre ces deux images (reconstruction après ébarbulage), pour obtenir les contours cherchés (fig. 5).

La démarche adoptée, utilisant des critères anatomiques, morphologiques, géométriques à deux et trois dimensions a permis ici d'établir un algorithme automatique de segmentation des lésions cérébrales et permet ainsi l'accès à des études de régularité de contours et d'homogénéité de texture pour classer les lésions : elle constitue donc un bon point de départ d'une aide au diagnostic.

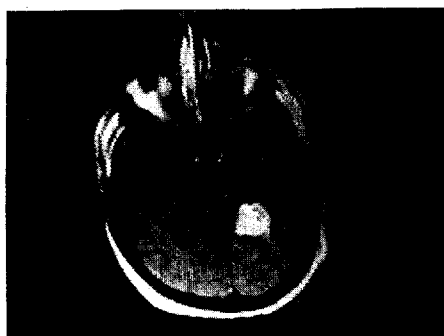


Fig.1 : Image initiale

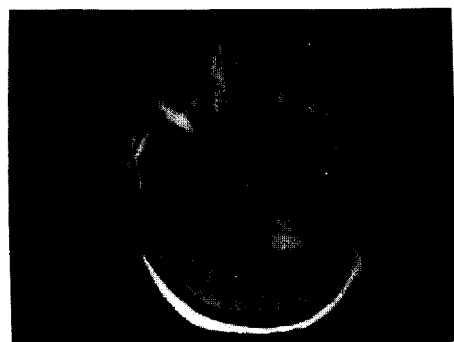


Fig.2 : Filtrage alterné séquentiel

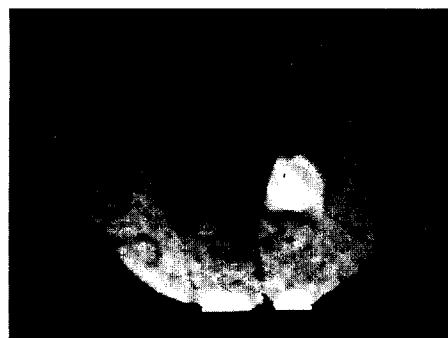


Fig.3 : maxima régionaux de l'image filtrée



Fig.4 : "marqueurs" résultant de l'algorithme de r,h maxima (en gris) et concavités (en blanc)

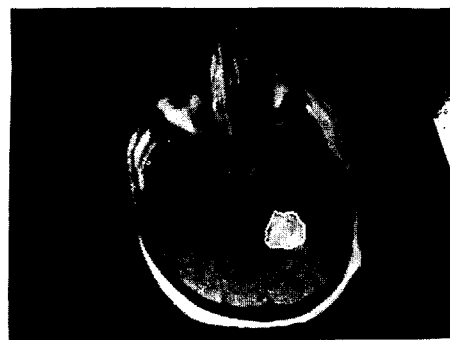


Fig.5 : résultat : contours lésionnels superposés à l'image initiale

3 - Discussion - Conclusion

La démarche proposée ici est de principe très général. En s'appuyant sur la connaissance a priori des images et des objets à segmenter en termes d'analyse d'image, elle est applicable en toutes circonstances et fournit une réponse sous forme d'algorithme à chaque problème particulier. L'algorithme résultant, spécifique de ce problème, est le plus souvent automatique (i.e. s'applique sans modification à toutes les images relevant de ce problème).

La démarche que nous décrivons ici permet de répondre aux problèmes de choix évoqués dans la première partie.

La complexité du processus de choix est très grande et il n'en existe pas de véritable architecture ou de hiérarchie. Cependant, il existe des relations entre certains choix qui sont soit des relations bilatérales (d'équivalence, d'incompatibilité), soit des relations unilatérales (de conditionnement, d'implication).

En effet, une image à teintes de gris peut être considérée soit comme une fonction définie sur un plan, soit comme un ensemble tri-dimensionnel où la troisième dimension représente les niveaux de gris. Si l'on veut exploiter ces trois dimensions, deux approches sont possibles :

- choisir des éléments structurants plans et tenir compte de la troisième dimension dans la relation (par des sup,...),
- choisir des éléments structurants tri-dimensionnels et une relation ensembliste.

Ces deux approches ne sont pas équivalentes. En particulier, la deuxième pose des difficultés pour la complémentation (on obtient des ensembles infinis), mais permet en revanche d'effectuer des opérations plus fines que la première (comme écrêter un relief dans un plan autre qu'horizontal) et d'accéder à des informations plus riches (comme des primitives de concavité). Ces choix dépendent donc bien évidemment du but fixé. Se pose alors le problème des critères de décision quant à la pertinence d'un choix. Un choix peut être bon pour une étape donnée mais mauvais à l'étape suivante soit parce qu'il ne satisfait pas aux hypothèses nécessaires à la mise en oeuvre de la transformation suivante, soit parce qu'il aboutit à une impasse (problème de l'idempotence, de la convergence). Il faut donc souvent revenir sur les choix effectués et c'est ici qu'apparaît la notion d'aller et retour entre l'image et le but ultime d'une part, et les primitives de morphologie mathématique d'autre part.

Le problème auquel on s'attaque ici diffère de ceux qui se posent traditionnellement en analyse d'image essentiellement dans le fait qu'il est moins bien structuré ; les données peuvent être incomplètes, complexes, incertaines. C'est ce type de problèmes que peut résoudre un système expert [13,14], grâce



aux trois pieds sur lesquels il repose :

- une base de connaissances, constituée de règles, de données fixes, d'estimations..., c'est-à-dire de tout ce qu'un expert utilise pour résoudre un problème : son savoir-faire ;

- un moteur d'inférences, qui donne les moyens d'appliquer l'information de la base de connaissances au problème présent, le parcours à suivre dans l'application des données et des règles à ce cas ;

- une base de faits, constituée des informations sur le problème spécifique que l'utilisateur veut résoudre, acquises à l'exécution soit par l'utilisateur soit par le système expert lui-même qui va chercher des données dans des sources extérieures.

La démarche proposée ici s'apparente bien à un tel système expert. En effet les règles d'association entre les propriétés des images et des objets à segmenter d'une part, les représentations taxonomiques des propriétés et des primitives d'autre part, constituent la base de connaissances. La description des images et des objets par leurs propriétés constitue la base de faits. La démarche d'aller et retour est simulée par le moteur d'inférences, travaillant en chaînage mixte.

La méthode que nous proposons ne constitue bien évidemment qu'une première étape et de nombreux développements sont encore nécessaires avant de pouvoir disposer d'un véritable système expert de segmentation en morphologie mathématique.

Bibliographie

- [1] I. BLOCH, F. PRETEUX, E.A. CABANIS, M.T. IBA-ZIZEN, C. BOURGOIN, J. TAMRAZ : Mathematical Morphology for automatic Detection of MR brain lesions : primary results, XIII symposium Neuroradiologicum, Stockholm, June 23-28, 1986
- [2] G. MATHERON : Random sets and Integral Geometry, Wiley and S., New York, (1975).
- [3] J. SERRA : Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, London (1982)
- [4] M. COSTER, J.L. CHERMANT : Précis d'Analyse d'Images, éd. CNRS 1985.
- [5] F. PRETEUX : Extraction de primitives et morphologie mathématique, Deuxième colloque image GRETSI-CESTA, Nice, Avril 1986. vol.2, 719-725.
- [6] I. BLOCH, F. BOULANGER : IRM et morphologie mathématique, détection de nodules mammaires. Rapport interne ENSMP-CMM, Sept. 85.
- [7] F. BOULANGER, F. SOUSSALINE, F. PRETEUX : Un nouvel algorithme de segmentation en morphologie mathématique. MARI 87 Paris, La Villette, 18-22 Mai 1987.
- [8] B. LAVAYSSIERE, F. PRETEUX : Repérage automatique du masque ventriculaire gauche en angiographie numérique par la Morphologie Mathématique. Actes du 11^e colloque GRETSI. Nice 1-5 Juin 1987.
- [9] F. PRETEUX, M. SCHMITT : Un nouvel algorithme en morphologie mathématique : r,h maxima, r,h minima ; applications en scanner, I.R.M., angiographie. Deuxième colloque image GRETSI, CESTA. Nice, Avril 1986, Vol. 2. 469-475.
- [10] J. SERRA : Advances in Mathematical Morphology (A paraître dans Academic Press).
- [11] S.R. STERNBERG : Cellular Computers and Biomedical Image Processing. U.S. France Seminar on Biomedical Image Processing, Grenoble, France, May 1980, 294-319.
- [12] J. SERRA : Les filtres morphologiques, N-744, C.M.M. Fontainebleau
- [13] F. PRETEUX, M. LAVAL-JEANTET : Les systèmes experts en radiologie. Réponse à l'inflation et à la complexité des images. 3ème Forum des Jeunes Chercheurs GBM, Paris 1986 (à paraître dans ITBM)
- [14] M. WILLIAMSON : Expert system shells. Computerworld, July 14, 1986, 51-57.