

# Etat de l'art sur la segmentation d'images par Raisonnement à Partir de Cas

Julien Henriet

Université de Bourgogne-Franche-Comté, FEMTO-ST DISC, UMR 6174 CNRS

16 Route de Gray, 25000 Besançon, France

julien.henriet@univ-fcomte.fr

December 13, 2016

## Abstract

Ce document présente un état de l'art de la segmentation d'images par Raisonnement à Partir de Cas (RàPC)

Keywords: Raisonnement à partir de cas, segmentation, imagerie, intelligence artificielle.

## 1 Etat de l'art

(Perner, 1999) pose les bases de l'utilisation d'un RàPC pour la segmentation d'images par seuillages appliqués sur les niveaux de gris. Dans ce premier papier, elle présente de quelle manière il est possible de se remémorer des paramètres d'une segmentation par seuillage afin de l'utiliser sur une autre image du cerveau. La description d'un cas et le calcul de la similarité s'appuient sur des informations propres à l'images (intensité, position des pixels, moyenne, dyssymétrie de l'images, variation des coefficients, centre de l'image, variance, entropie, niveau de gris et nombre de pixels avec ce niveau de gris, nombre total de pixels) et externes (age, sexe, nombre de coupes et taille de la tête). La similarité est faite de deux composantes : un indicie de similitude pour les paramètres de l'image et un indice de similarité pour les paramètres externes à l'image. Chaque indice de similarité a la même influence dans le calcul de la similarité finale.

(Perner, 2001) démontre les apports potentiels du RàPC pour l'interprétation d'image. Un système basé sur le paradigme RàPC peut apporter robustesse, précision et flexibilité aux outils informatiques déjà existants. Ce travail dépasse le cadre stricte de la segmentation et va vers la reconnaissance et l'interprétation d'images. La segmentation est l'un des processus mis en oeuvre dans une étape intermédiaire permettant de comprendre et d'interpréter l'image. Les phases sont :

- l'acquisition,
- le pré-processing,
- la segmentation,
- l'extraction de formes de base,
- la comparaison et groupement pour obtenir des formes de haut niveau,
- la classification,
- l'interprétation.

Leur module de segmentation d'image par RàPC (Perner, 1999) retrouve les paramètres de la meilleure segmentation de l'image courrante en s'appuyant sur les informations de l'image et les metadata (paramètres d'acquisition, caractéristiques des objets représentés). Il n'y a pas d'adaptation automatique, le RàPC est juste utilisé pour retrouver les paramètres de la segmentation. Si deux images obtiennent la même note de similarité, la première retrouvée est alors retenue.

(Frucchi, Perner, & di Baja, 2008) : Petra Perner a appliqué le RàPC à plusieurs algorithmes de segmentations. Le RàPC a pour objectif de fournir à chaque fois le meilleur paramétrage pour la segmentation. Cet article présente les résultats et la démarche pour un RàPC appliqué à la segmentation par "Transformation par ligne de partage des eaux". Cette transformation permet de définir des zones en prenant en considération des seuils de profondeur. Cette segmentation permet de définir des "bassins" et chaque bassin a un statut "significatif" ou "négligeable" en fonction de sa profondeur et de son étendue, grandeurs qui doivent être supérieures à des seuils prédéfinis. Ce processus fournit en général une sur-segmentation, c'est-à-dire un nombre trop important de zones. Le RàPC développé permet de réduire les zones en retrouvant les seuils et les poids optimaux dans la base de cas. Il introduit une similarité basée sur des informations contenues dans l'image et une seconde partie basée sur la similitude des métadatas (données externes à l'images, informations sur le patient). Une étude de l'optimisation des pondérations des deux indices de similarité est faite dans ce papier. Cette optimisation est finalement faite par un système RàPC qui fournit les indices optimaux des similarités à appliquer en fonction des cas (images déjà retrouvées) déjà entrés. Le calcul de similarité est basé sur des éléments non visuels (type d'image, médicale, paysage, portrait, etc.) et internes à l'image : contrastes, escarpement, nombre de zones et de pentes, énergie, corrélation, homogénéité, entropie. Similarité des caractéristiques contextuelles de l'image et similarité des caractéristiques internes de l'image.

Leur applications du RàPC ne s'appuie que sur la phase de recherche de similarité. La phase d'adaptation n'est pas exploitée ni automatisée.

(Colliot, Camara, & Bloch, 2006) et (Hudelot, Atif, & Bloch, 2008) : segmentation d'images MRI du cerveau à partir de données spatiales floues stockées dans une ontologie. Les informations spatiales des différents élément d'une région du cerveau sont stockées dans une ontologie à l'aide de relations floues. Ils commencent par une segmentation standard servant de base. Ils tentent ensuite de reconnaître automatiquement un organe ou une ROI en fonction de sa description floue stockée dans leur ontologie. Ils segmentent par partie les différentes régions alentour où d'autres ROI devraient se trouver, toujours en fonction des informations floues stockées dans l'ontologie (à droite de, assez loin, etc.). Les paramètres des segmentations sont aussi apprises des expériences passées et stockées dans l'ontologie pour être appliqués sur les segmentation futures. L'outil utilisé est un RàPC ne comprenant pas de phase d'adaptation automatisée : c'est l'expert qui adapte. L'outil RàPC sert à retrouver par calcul de similarité les paramètres et les ROI. Ces deux travaux complémentaires permettent d'envisager une segmentation complètement automatisée grâce à la reconnaissance de formes.

Dans le même style, l'étude originiale en aval de la segmentation présentée dans (Trzupek, Ogiela, & Tadeusiewicz, 2011) est basé sur la vérification d'une image médicale grâce à une description sémantique de l'image stockées dans un graphe. Les points de départ et de fin des différents vaisseaux coronariens sont stockés dans cette arborescence et les anomalies sont ensuite recherchées. La segmentation de l'image est faite en amont de chaque analyse présentée dans cette étude.

(Burgos-Artizzu, Ribeiro, Tellaeche, Pajares, & Fernández-Quintanilla, 2009) ont développé un RàPC capable de retrouver les paramètres de segmentation d'images déjà stockées et ayant de bons résultats. Ce RàPC augmente les performances de 18% par rapport aux segmentations sans utilisation de RàPC (faites par les experts directement). L'application n'est pas médicale, mais agricole : détecter la meilleure période de l'année pour traiter les végétaux en fonction des épines malades (infested crops) détectées sur une photographie couleur, et non en niveaux de gris. Il s'agit donc essentiellement de détecter le nombre d'épines jaunes tombées sur le sol. Cette approche s'appuie largement sur celle de Petra Perner (Perner, 1999).

(Maglogiannis, Zafiropoulos, & Anagnostopoulos, 2009) ont développé un outil de classification des cancers du sein (bénins ou malins) à partir de différents outils d'interpolations par apprentissage supervisé : polynômes, RNA, bayésien, machine à vecteur de support (support vector machine (SVM)). Les caractéristiques prises en compte pour la mesure de similarité sont :

- distance moyenne entre le centre de la tumeur et les points du périmètre,

- l'écart-type (standard deviation) entre les intensités de gris,
- le périmètre de la tumeur,
- l'aire de la tumeur,
- la brillance,
- la concentration ( $\frac{perimetre^2}{aire} - 1$ ),
- la concavité (importance de portions concaves des contours),
- le nombre de points situés sur les portions concaves du contour de la tumeur,
- la symétrie,
- la dimension fractale (?... Je n'ai pas bien compris à quoi elle correspond, peut-etre un rapport avec la netteté de l'image, ou de sa symétrie ?...).

(Golobardes, Llorca, Salamó, & Martí, 2002) proposent et comparent deux outils pour la classification des cancers du sein : CaB-CS (Vallespi, Golobardes, & Martí, 2002) basé sur le RàPC et GENIFER basé sur l'algorithme génétique. Il s'agit d'outils de classification. CaB-CS calcule une similarité sur 23 paramètres et GENIFER enrichit les cas de la base de cas connus par un algorithme génétique qui crée une population de cas réels et de cas fictifs mais vraisemblables, CaB-CS ne se basant que sur les cas réels. Ces deux systèmes doivent déterminer si les tumeurs sont malignes ou bénignes. Les 23 paramètres sur lesquels les cas sont comparés et décrits sont :

- Aire,
- périmètre,
- concentration ( $\frac{perimetre^2}{4 \times \pi \times A}$ ),
- coordonnées des points extrêmes de la tumeur (gauche, droite, haut bas),
- dimensions de la plus petite zone cancéreuse,
- diamètre maximum observé,
- diamètre moyen,
- diamètre minimum,

- élongation ( $\frac{diametre_{max}}{diametre_{min}}$ ),
- nombre de taches,
- périmètre convexe,
- la brillance,
- longueur totale,
- largeur totale,
- élongation totale ( $\frac{longueur}{largeur}$ ),
- position du centre de gravité de la tumeur,
- axe de symétrie principal,
- axe secondaire perpendiculaire à l'axe de symétrie principal.

Les résultats montrent que les outils ont des jugements plus justes que les experts et que CaB-CS et GENIFER ont des taux quasi-identiques. En fait, les experts ont tendance à diagnostiquer plus de cas bénins et moins de cas malins que les outils.

(Campadelli, Casiraghi, & Pratissoli, 2010) ont développé un espace de travail pour la segmentation automatique d'images de l'abdomen. Cette étude implémente une segmentation basée sur des fonctions mathématiques, non pas sur des outils d'Intelligence Artificielle. Elle est intéressante car les tests de performance ont été menés sur la segmentation du foie et utilise une méthodologie sur laquelle nous pourrions nous appuyer pour démontrer la qualité de nos résultats. De plus, le modèle mathématique utilisé pour la segmentation automatique est intéressant.

## References

- Burgos-Artizzu, X. P., Ribeiro, A., Tellaeche, A., Pajares, G., & Fernández-Quintanilla, C. (2009). Improving weed pressure assessment using digital images from an experience-based reasoning approach. *Computers and electronics in agriculture*, 65(2), 176–185.
- Campadelli, P., Casiraghi, E., & Pratissoli, S. (2010). A segmentation framework for abdominal organs from ct scans. *Artificial intelligence in medicine*, 50(1), 3–11.

- Colliot, O., Camara, O., & Bloch, I. (2006). Integration of fuzzy spatial relations in deformable models—application to brain mri segmentation. *Pattern recognition*, 39(8), 1401–1414.
- Frucci, M., Perner, P., & di Baja, G. S. (2008). Case-based reasoning for image segmentation by watershed transformation. In *Case-based reasoning on images and signals* (pp. 319–353). Springer.
- Golobardes, E., Llorca, X., Salamó, M., & Martí, J. (2002). Computer aided diagnosis with case-based reasoning and genetic algorithms. *Knowledge-Based Systems*, 15(1), 45–52.
- Hudelot, C., Atif, J., & Bloch, I. (2008). Fuzzy spatial relation ontology for image interpretation. *Fuzzy Sets and Systems*, 159(15), 1929–1951.
- Maglogiannis, I., Zafiropoulos, E., & Anagnostopoulos, I. (2009). An intelligent system for automated breast cancer diagnosis and prognosis using svm based classifiers. *Applied intelligence*, 30(1), 24–36.
- Perner, P. (1999). An architecture for a cbr image segmentation system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 12(6), 749–759.
- Perner, P. (2001). Why case-based reasoning is attractive for image interpretation. In *Case-based reasoning research and development* (pp. 27–43). Springer.
- Trzupek, M., Ogiela, M. R., & Tadeusiewicz, R. (2011). Intelligent image content semantic description for cardiac 3d visualisations. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24(8), 1410–1418.
- Vallespi, C., Golobardes, E., & Martí, J. (2002). Improving reliability in classification of microcalcifications in digital mammograms using case-based reasoning. In *Topics in artificial intelligence* (pp. 101–112). Springer.