

# Extraction de formes par approche agent dans des IRM

Y. JACQUELET<sup>1</sup>, J.-J. MONTOIS<sup>1</sup>, M. L. NDIAYE<sup>1</sup>, A. KINIE<sup>1</sup>

<sup>1</sup>LTSI INSERM U642, antenne de Saint Malo, IUT de Saint Malo, rue de la croix Désilles, BP 195, 35409 Saint Malo Cedex  
{yann.jacquelet, jean-jacques.montois, abel.kinie}@univ-rennes1.fr, mamadou.ndiaye@etudiant-univ-rennes1.fr

**Résumé** – La reconnaissance des formes au niveau relationnel est de nature combinatoire et peut donc être modélisée par un problème de satisfaction de contraintes. L'espace de recherche associé est issu de la segmentation d'IRM et du filtrage des régions obtenues. La transposition du réseau sémantique dans l'espace comportemental agent permet l'intégration de l'expérience du spécialiste guidant ainsi le système vers les solutions pertinentes. Les performances de l'éco-résolution sont comparées à celles de trois autres recherches stochastiques classiques. La comparaison met en évidence un nombre moyen et maximum de déplacements très restreint.

**Abstract** – The shape relational recognition process is a combinatorial problem. It may be formalised with the constraint satisfaction problem theory. The Regions resulting from MRI segmentation get filtered in order to restrict the size of the associated search space. The transposition of the semantic network in a behavioural space enables the specialist to practice his skills at extracting anatomical shapes and leads the system to the suitable solutions. The performances of the eco-resolution framework are compared with three other stochastic algorithms. The results show that the required moves are few in number, both in the average and in the worst case.

## 1. Introduction

Dans les systèmes de vision, la segmentation est sous-contrainte, comme de nombreux autres problèmes. Les techniques récentes (« snakes », champs de markov, « level-set ») mettent plus fréquemment en œuvre des processus d'optimisation permettant de re-contraindre le problème par l'apport d'informations *a priori* (de type photométrique, géométrique ou relationnel) sur les objets de la scène. Les opérateurs de traitement semblent évoluer vers une plus grande adaptabilité et le problème de segmentation vers un problème de contrôle.

L'évaluation de la qualité des régions extraites par un processus de segmentation demeure un problème ouvert. Le couplage entre opérateurs de reconnaissance de formes et de segmentation peut permettre de sélectionner efficacement les régions qui représentent un réel intérêt. Sur ce principe, nous avons construit un système de segmentation exploitant les pyramides irrégulières de type combinatoire, qui permettent de produire des segmentations de l'image à des niveaux d'analyse différents. Nous nous intéressons à la localisation d'objets de scène multiples possédant chacun leurs propres *a priori*. L'étape de reconnaissance se décompose en deux parties, la première servant à filtrer la base de régions suivant des gabarits photométriques et géométriques, la seconde cherchant à satisfaire les contraintes relationnelles d'un réseau sémantique basé sur des relations d'orientations spatiales. Le système doit permettre d'intégrer l'expérience ainsi que les intuitions du spécialiste tout en aboutissant à une solution vérifiant le réseau sémantique.

Les approches de type systémique en vision [1] conviennent à ce type de problème, par nature combinatoire. En segmentation, dans [2] l'accent est porté sur les différentes sortes de coopérations entre les opérateurs de traitement d'images utilisés afin d'améliorer le résultat final. Une autre approche [3], privilégiant les aspects organisationnels, transpose le graphe d'adjacence en réseau

d'accointances. Ce dernier apporte une plus grande souplesse pour l'intégration d'une coopération région-contour.

Il existe d'autres approches agents qui ont fait leurs preuves dans des domaines différents. En particulier, l'éco-résolution [4] propose une approche réactive pouvant s'adapter à de nombreuses situations. L'état initial du problème est réorganisé itérativement de manière à faire émerger la solution. Dans le jeu de taquin [5], les recherches heuristiques (toutes dérivées de l'algorithme A\*) ne permettent pas de résoudre des jeux de taille  $> 99$ , du fait de la croissance exponentielle des espaces de recherche. L'éco-résolution, par sa réactivité, a permis de proposer des solutions sous-optimales pour des jeux de taille  $\leq 899$ . En physique [6], la compréhension de la structure d'un empilement de matériaux granulaires à l'équilibre statique nécessite de résoudre des problèmes de satisfaction de contraintes dont la taille (plusieurs centaines de milliers de variables et autant de contraintes associées) est trop importante pour les solveurs classiques. L'adaptation de l'éco-résolution à ce problème a permis de fournir un simulateur dont le temps d'exécution est linéaire en fonction du nombre de grains. Dans [7], c'est la génération d'interfaces graphiques qui est l'objet de l'application. Au-delà des bonnes performances du système, l'auteur met en lumière la capacité de la méthode à intégrer l'expérience de l'utilisateur tout en adaptant ses propositions, de manière à les rendre opérationnelles.

L'éco-résolution, par ses performances prometteuses ainsi que sa capacité à intégrer les intuitions de l'utilisateur dans le choix de l'initialisation, semble être un bon candidat pour notre système. Dans cette optique, le problème combinatoire est formalisé au §2. La solution proposée au §3 s'appuie sur ce même formalisme pour décrire notre modélisation en éco-résolution. Cette approche comportementale est évaluée au sein d'un groupe de trois autres recherches stochastiques classiques au §4. Enfin, la conclusion et les perspectives vis-à-vis de ces travaux sont présentées au §5.

## 2. Problème combinatoire

Notre système a été utilisé dans le cadre d'une étude médicale permettant la discrimination entre différentes variantes de syndromes parkinsoniens.

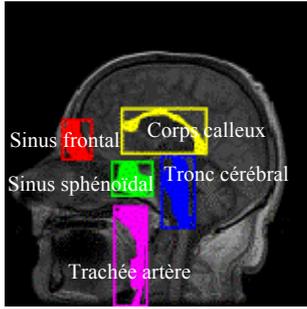


FIG. 1 : Les objets de la scène

A partir de la base IRM exploitée, il est possible d'apprendre les relations d'un réseau sémantique anatomique décrivant la scène observée. Connaissant les relations spatiales qui doivent nécessairement être vérifiées par les objets de la scène, nous recherchons alors une instance de ce réseau dans une des images de la base. Après avoir procédé à une reconnaissance des formes (critères photométriques et géométriques), il s'agit donc de confronter les solutions trouvées, aux connaissances relationnelles de la scène.

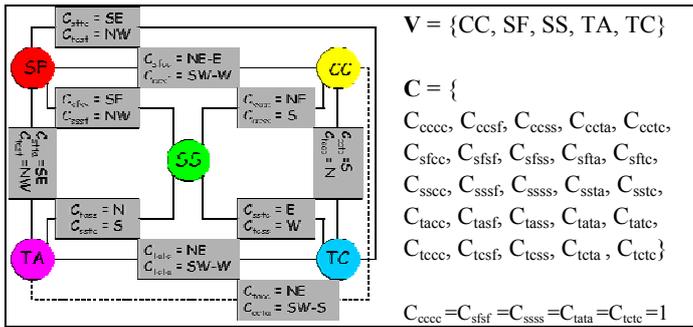


FIG. 2 : Problème de satisfaction de contraintes

Le problème à résoudre peut se formaliser comme un problème de satisfaction de contraintes (CSP) et le réseau sémantique anatomique sous la forme d'un réseau de contraintes (cf. figure 2). Pour cela, il faut identifier le quadruplet *contraintes*  $\times$  *variables*  $\times$  *domaines*  $\times$  *valeurs*. Les **contraintes** sont issues des prédicats d'orientation (N, S, E, W, ...) du réseau sémantique dont les valeurs sont booléennes (1 pour satisfaite, 0 sinon). Les **variables** représentent les différents objets de la scène intervenant dans les équations des contraintes : CC, SF, SS, TA et TC. Les **domaines** regroupent l'ensemble des valeurs prises par les variables. Les **valeurs**, quant à elles, correspondent aux rectangles englobants des régions issues du filtrage de chacun des objets de la scène (d'après des critères photométriques et géométriques). On précise que chaque domaine possède une valeur virtuelle supplémentaire (-1) signifiant que la variable n'est pas encore affectée. L'illustration des variables et de leurs contraintes est présentée en figure 2, celle des domaines en figure 3.

Il est maintenant possible de décrire les images sous forme de graphe d'états. Un état est un vecteur donnant les valeurs

des variables (ordre lexicographique),  $x = (cc, sf, ss, ta, tc)$ . La fonction  $C(x)$  permet de lui associer une matrice de satisfaction des contraintes. On s'intéresse alors à la fonction de voisinage  $V(x) = \{x' / nb(x_i \neq x'_i) = 1, \forall i\}$ . Par la suite on parlera de mouvement pour le déplacement d'un état  $x$  vers un autre état voisin  $x'$ . Le graphe ainsi défini est connexe ; tout état du graphe (dont on connaît les coordonnées) est accessible depuis n'importe quel autre, en 5 mouvements au plus. Trouver une solution pour le CSP revient donc à localiser un état  $x$  tel que  $\sum \sum C_{ij}(x) = card(C(x))$  et dont aucune des coordonnées ne soit à -1. Le problème consiste à rechercher un état compatible avec toutes les contraintes mais dont on ignore les coordonnées. Afin de suivre l'évolution des mouvements du système, les états du graphe ont été regroupées en six catégories (T0 à T5) représentant le nombre d'agents dont la position est compatible avec tous les autres. Les états de satisfaction sont de type T5 dans cette nomenclature.

## 3. Modélisation agent

Nous effectuons une transposition de l'espace calculatoire des graphes vers un espace comportemental agent. Le réseau de contraintes se transforme alors en un réseau d'agents en accointances. L'idée est de renforcer « l'intelligence » et donc la réactivité des nœuds, permettant ainsi la définition de nouveaux algorithmes de parcours centrés sur eux. Ceci modélisent des points de vu locaux.

TAB. 1 : Modèle comportemental de l'éco-résolution

| Méthode satisfaire(EcoAgent x)   | Méthode essayerEtreSatisfait()   |
|--|--|
| <b>Tant que</b> $x \neq \emptyset$ <ul style="list-style-type: none"> <li><math>x \Rightarrow</math> essayerEtreSatisfait()</li> <li><math>x \leftarrow (x \Rightarrow</math> dépendance())</li> </ul>   | <b>Si</b> $\neg$ satisfait() <b>Alors</b> <ul style="list-style-type: none"> <li><math>x \Rightarrow</math> essayerFuir(but()), <math>\forall x \in</math> gèneurs()</li> <li><math>\text{êtreSatisfait}()</math></li> </ul> |
| Méthode essayerFuir(Contrainte c)  | Méthodes du domaine d'application :  |
| <ul style="list-style-type: none"> <li><math>p \leftarrow</math> placePourFuir(c)</li> <li><math>x \Rightarrow</math> essayerFuir(p), <math>\forall x \in</math> gèneurs(p)</li> <li>fuir (p)</li> </ul> | <ol style="list-style-type: none"> <li>satisfait() &amp; but() &amp; êtreSatisfait()</li> <li>gèneurs() &amp; dépendance()</li> <li>placePourFuir() &amp; fuir()</li> </ol>  |

Le modèle éco-résolution caractérise des agents réactifs (mémoire limitée et décisions simples) dont le comportement se traduit soit par des agressions soit par des mouvements de fuite. Le modèle se compose de plusieurs méthodes (cf. tableau 1), certaines d'entre elles sont génériques (*satisfaire*, *essayerEtreSatisfait* et *essayerFuir*) et d'autres sont dédiées au domaine d'application (*satisfait*, *placePourFuir*, ...).

Le travail de modélisation nécessite de répondre aux questions suivantes. Qu'est-ce qu'un agent, une place ou une contrainte ? Quand un agent est-il satisfait ? Pourquoi agresser ? Quels sont les gèneurs ? Comment fuir ? C'est ce que fait justement le tableau 2.

Les agents sont les variables du CSP, et les places correspondent à leurs valeurs. Dans ce schéma, le fait qu'un agent occupe une place implique la réservation d'une ou plusieurs autres (éventuellement aucune) dans les domaines de définition des autres agents (cf. figure 3).

TAB. 2 : Clés de la spécialisation du modèle

|                    |   |
|--------------------|---|
| L'état courant     | x   |
| i→dépendance()     | {i+1 si 1 ≤ i < card(x)<br>{∅ sinon   |
| i→satisfait()      | ↔ ∑ C <sub>ij</sub> (x) = card(x), ∀j   |
| i→but()            | i   |
| i→gêneurs()        | {j / C <sub>ij</sub> (x) ≠ 1}   |
| i→êtreSatisfait()  | rien à faire  |
| nb(e)              | comptabilise le nombre d'événement e  |
| V <sub>i</sub> (x) | {x' / x <sub>i</sub> ≠ x <sub>i</sub> '}  |
| E <sub>i</sub> (p) | x' / x <sub>i</sub> ' = x <sub>i</sub> , ∀j ≠ i ∧ x <sub>i</sub> = p  |
| G <sub>ic</sub>    | {p ∈ V <sub>i</sub> (x) / C <sub>ic</sub> (E <sub>i</sub> (p)) = 1}   |
| estRéservée(i,p)   | ↔ ∑ C <sub>ij</sub> (E <sub>i</sub> (p)) ≠ card(E <sub>i</sub> (p)), ∀j   |
| N <sub>i</sub>     | {p ∈ V <sub>i</sub> (x) / ¬estRéservée(i, p)}   |
| O <sub>i</sub>     | {p ∈ V <sub>i</sub> (x) / estRéservée(i, p)}  |
| M <sub>i</sub> (P) | arg max ∑∑ C <sub>ki</sub> (E <sub>i</sub> (p)), ∀j, ∀k, ∀p ∈ P   |
| i→placePourFuir(c) | { M <sub>i</sub> (N <sub>i</sub> ∩ G <sub>ic</sub> ) si N <sub>i</sub> ∩ G <sub>ic</sub> ≠ ∅<br>{ M <sub>i</sub> (O <sub>i</sub> ∩ G <sub>ic</sub> ) sinon si O <sub>i</sub> ∩ G <sub>ic</sub> ≠ ∅<br>{-1 sinon |
| i→gêneurs(p)       | {j / C <sub>ij</sub> (E <sub>i</sub> (p)) ≠ 1}  |
| i→fuir(p)          | x = E <sub>i</sub> (p)  |

Un agent est satisfait lorsqu'il occupe une place compatible avec tous les autres. Si ce n'est pas le cas, il agresse tous les gêneurs. Un agent *i* agressé doit fuir vers des places non réservées et satisfaisant la contrainte *c* de l'agresseur. Il choisit une place de la façon suivante : Il partitionne son voisinage en deux ensembles *N<sub>i</sub>* (l'ensemble des places compatibles) et *O<sub>i</sub>* (l'ensemble des places non compatibles). Puis il construit *G<sub>ic</sub>*, l'ensemble des places vérifiant la contrainte *c* de l'agresseur. L'agent cherche la meilleure place au sens du critère *M<sub>i</sub>* (cf. tableau 2) dans *N<sub>i</sub> ∩ G<sub>ic</sub>*. Si ce n'est pas possible il recommence dans *O<sub>i</sub> ∩ G<sub>ic</sub>* et en dernier recours il opte pour la place *-1*.

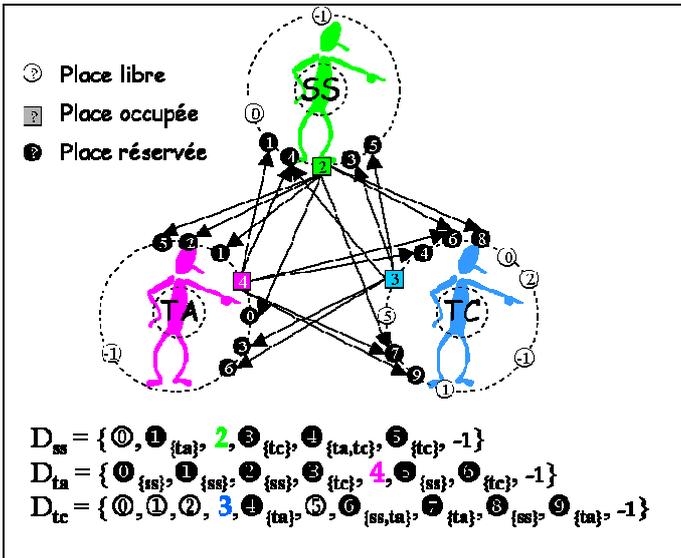


FIG. 3 : Trois éco-agents se contraignant mutuellement

## 4. Résultats

Nous disposons d'une base d'une cinquantaine de coupes IRM sagittales médianes (512x512) Spin écho T1 (5mm) au

format DICOM. Cette base a été acquise auprès du CHU de Rennes qui est l'un des centres collecteurs pour le projet NNIPPS (« Neuroprotection and Natural history In Parkinson Plus Syndromes »). Ces coupes ont permis la construction des différents *a priori* du système. Dans notre étude, la caractérisation du comportement de l'éco-résolution, a été réalisée sur une IRM dont le problème combinatoire sous-jacent est de dimension moyenne. Elle possède 40656 états possibles : 10 régions pour le corps calleux, 10 pour le sinus frontal, 5 pour le sinus sphénoïdal, 7 pour la trachée artère et 6 pour le tronc cérébral. On relève 6924 états de type T5 (toutes les instances des objets de scène satisfont les contraintes du réseau sémantique anatomique) parmi lesquels 1808 seulement sont des états de satisfaction.

Les résultats de quatre stratégies différentes de recherche stochastique dans le graphe relationnel sont synthétisés dans le tableau 3: (i) **La première** stratégie consiste à implémenter un parcours en largeur exécuté à partir de l'état initial. L'énumération mécanique et systématique de toutes les possibilités détermine la borne inférieure des performances moyennes. Bien que la traversée s'arrête dès qu'un état de satisfaction est atteint, en pratique, de nombreux autres états intermédiaires auront été visités auparavant. (ii) **La seconde** stratégie consiste à explorer le voisinage d'un état selon le principe d'une marche aléatoire, le seul critère d'arrêt étant la rencontre d'un état de satisfaction. Cette stratégie permet de caractériser un niveau intermédiaire de performances, puisqu'elle ne privilégie aucun état particulier. Elle aboutit à un état de satisfaction par pur hasard. (iii) **La troisième** stratégie, consiste à se mouvoir uniquement vers des états de plus grande satisfaction. Cette stratégie de suivi de gradient pose la borne supérieure des performances. Lorsqu'un chemin complet de gradient existe, il permet d'arriver à destination avec le nombre minimum de mouvements. (iv) Enfin, **la dernière** stratégie évalue les performances d'un déplacement suivant les règles du modèle de l'éco-résolution.

Le protocole expérimental met en œuvre les différentes recherches stochastiques sur tous les états du graphe et répète cette opération une centaine de fois. Cette répétition tend à limiter l'influence des composantes aléatoires présentes dans les différentes stratégies. Quatre informations ont été retenues lors de ces parcours, il s'agit du nombre minimum, maximum et moyen de mouvements effectués, ainsi que le pourcentage d'erreur. Pour éviter toute circularité gênante, les stratégies sont limitées à 400 mouvements. Les résultats sont organisés suivant le type des états servant à l'initialisation. On note qu'il n'existe pas d'états de type T4 dans ce graphe.

L'espace des états n'étant pas convexe, une stratégie de suivi de gradient n'aboutit que dans 23% des situations. La réussite systématique du parcours en profondeur prouve, par ailleurs, qu'il existe toujours un état de satisfaction accessible depuis l'état initial considéré. Des tests complémentaires permettent de conclure à l'accessibilité des 1808 solutions du problème depuis les états de type T0 à T3. Le pourcentage d'erreur correspond aux états initiaux auxquels une recherche stochastique n'a pas permis d'associer un état de satisfaction. Dans le cas du suivi de gradient les états d'arrêt sont quelconques alors que dans le cas de l'éco-résolution, il

s'agit d'états de type T5 virtuels (au moins une des variables se voit attribuée la valeur -1). Seuls les états réels sont définis comme des états de satisfaction.

TAB. 3 : Résultats

| 100 essais                                       | Parcours Largeur                             | Marche Aléatoire                             | Suivi Gradient                             | Eco Résolution  |
|--|--|--|--|---|
| <b>T0</b><br><b>428.000</b><br><b>10,53 %</b>    | Min :3<br>Max :197<br>Moy :79,2<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :337<br>Moy :21,9<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :4<br>Moy :2,52<br>Err:75,7% | Min :1<br>Max :7<br>Moy :2,88<br>Err:1,6E <sup>-3</sup> %   |
| <b>T1</b><br><b>1.150.800</b><br><b>28,3 %</b>   | Min :2<br>Max :223<br>Moy :67,0<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :313<br>Moy :21,7<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :3<br>Moy :1,78<br>Err:77,1% | Min :1<br>Max :7<br>Moy :2,45<br>Err :6,1E <sup>-4</sup> %  |
| <b>T2</b><br><b>809.500</b><br><b>19,92 %</b>    | Min :1<br>Max :223<br>Moy :64,9<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :323<br>Moy :21,9<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :2<br>Moy :1,42<br>Err:83,5% | Min :1<br>Max :12<br>Moy :2,42<br>Err:6,2E <sup>-4</sup> %  |
| <b>T3</b><br><b>984.900</b><br><b>24,22 %</b>    | Min :1<br>Max :222<br>Moy :36,5<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :299<br>Moy :20,4<br>Err : 0 % | Min :1<br>Max :1<br>Moy :1,00<br>Err:77,2% | Min :1<br>Max :11<br>Moy :1,95<br>Err : 0 %                 |
| <b>T5</b><br><b>692.400</b><br><b>17,03 %</b>    | Min :0<br>Max :244<br>Moy :36,3<br>Err : 0 % | Min :0<br>Max :302<br>Moy :15,7<br>Err : 0 % | Min :0<br>Max :0<br>Moy :0,00<br>Err:73,9% | Min :0<br>Max :7<br>Moy :1,30<br>Err: 0%                    |
| <b>Total</b><br><b>4.065.600</b><br><b>100 %</b> | Min :0<br>Max :244<br>Moy :55,3<br>Err : 0 % | Min :0<br>Max :337<br>Moy :20,4<br>Err : 0 % | Min :0<br>Max :4<br>Moy :1,29<br>Err:77,7% | Min :0<br>Max :12<br>Moy :2,17<br>Err :4,6E <sup>-4</sup> % |

Dans les cas moyens, le suivi de gradient permet d'atteindre les états de satisfaction en 1 ou 2 mouvements. Ces bonnes performances sont à relativiser car dans 77% des cas, la stratégie ne fonctionne pas. Pour y remédier, une stratégie mixte, couplant la marche aléatoire et le suivi de gradient, a été testée. Les performances de cette dernière tiennent plus de celle de la marche aléatoire que du suivi de gradient. La marche aléatoire nécessite en moyenne une vingtaine de mouvements pour atteindre un état de satisfaction. Plus du double est nécessaire pour que le parcours en largeur réussisse. L'éco-résolution révèle de très bonnes performances, très proches du suivi de gradient, puisque l'objectif est réalisé en 2 ou 3 mouvements (10 fois moins que la marche aléatoire).

Le nombre maximum de mouvements évalue les pires comportements des algorithmes étudiés. Lorsque le suivi de gradient fonctionne, ses performances sont meilleures que dans le pire cas théorique (connaissant les coordonnées de destination, il est possible de les atteindre en 5 mouvements au plus). L'énumération exhaustive du parcours en largeur prévient les cycles et permet de meilleures performances que la marche aléatoire. On observe une centaine de mouvements d'écart. Dans le cas de l'éco-résolution, le nombre maximum est systématiquement inférieur à 12 déplacements ce qui le rapproche des performances du suivi de gradient et le place loin devant le parcours en largeur (plus de 200 mouvements d'écart).

## 5. Conclusion & Perspectives

La stratégie d'éco-résolution montre de très bonnes performances à la fois en moyenne, mais aussi dans le pire cas. Elle suit de très près les performances du suivi de gradient tout en étendant considérablement le nombre d'états traités (diminution de son taux d'erreurs). Il est à noter que le nombre de tests de compatibilité relationnelle de formes entrepris entre chaque mouvement est nettement supérieur aux autres algorithmes. Le temps d'exécution s'en ressent nécessairement. Néanmoins, en moyenne, l'exécution de l'éco-résolution s'effectue en 3 ms. Dans l'absolu et vis-à-vis des besoins de notre application, ce temps est suffisamment court pour que le spécialiste puisse interagir immédiatement avec le système et tester d'autres configurations initiales lui permettant d'accéder à d'autres segmentations (cf .figure 4).

Les comportements actuels des éco-agents ne prennent pas en compte les problèmes de cycles qui étaient absents dans l'expérimentation présentée. Le marquage des places lors de la fuite des agents peut résoudre partiellement ce problème.

De plus, les d'erreurs sont des évènements de nature anormale et leur étude précise permettra de mieux comprendre comment les éviter. L'ensemble de la stratégie d'éco-résolution devra être ensuite conforté en l'expérimentant sur la totalité des IRM de notre base.



FIG. 4 : TC segmenté

## Références

- [1] J.- M. Jolion. *Sur la méthodologie de conception des systèmes de vision*. Chapitre du livre, *Les systèmes de vision*. Hermès (ICC), pp. 97-131, Paris, 2000.
- [2] N. Richard, M. Dojat et C. Garbay. *Automated segmentation of human brain MR images using a multi-agent approach*. *Artificial Intelligence in Medecine*, vol. 30, n°2, pp. 153-176, 2004.
- [3] E. Duchesnay, J.-J. Montois, Y. Jacquelet. *Cooperative Agents Society Organized as an Irregular Pyramid : a Mammography Segmentation Application*. *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, n° 14, pp. 2435-2445, octobre 2003.
- [4] J. Ferber. *Les Systèmes Multi Agents : vers une intelligence collective*. InterEditions (IIA), 1995.
- [5] A. Drogoul, C. Dubreuil. *A Distributed Approach to N-Puzzle Solving*. *Proceedings of the Distributed Artificial Intelligence Workshop*, Seattle, 1993.
- [6] L. Breton, N. Jussien. *Un CSP comme comportement d'agent. Application à la résolution d'équations en physique des milieux granulaires*. *Journal Electronique d'Intelligence Artificielle*, Vol. 3, 2004.
- [7] D. Julien, Z. Guessoum, M. Ziane. *Building User Interfaces thanks to Eco-Resolution*. *International Conference on Advance in Intelligent Systems – Theory and Applications*, in cooperation with the IEEE Computer society, Luxembourg, November 2004.