

**NOUVELLES APPROCHES POUR LA SEGMENTATION
ET L'IDENTIFICATION AUTOMATIQUE
DES ANGIOGRAPHIES NUMERISEES**

M. ANAKÖK, A. AURENGO et G. HEJBLUM

Unité INSERM 194

91 Bd de l'Hôpital - 75013 PARIS

RESUME

L'analyse des angiographies numérisées en vue de la reconnaissance des principaux vaisseaux, nécessite une combinaison adéquate des techniques numériques et symboliques de traitement d'images. Une squelettisation qui tient compte de la transformation de distance et des propriétés topologiques des points, permet d'obtenir des primitives qui contiennent des informations sur le diamètre moyen des segments et sur leurs branchements. Les segments peuvent être regroupés en tenant compte des diamètres et des angles de déviation.

Une approche heuristique permet de mettre en correspondance un modèle anatomique prédéfini décrivant la configuration bidimensionnelle des vaisseaux, avec les séquences de segments extraites de l'image. Les différents niveaux de représentation des données, l'application coordonnée des algorithmes et la mise en oeuvre d'une stratégie d'analyse sont pris en charge par une architecture de type tableau noir.

SUMMARY

Angiographic image analysis with a view to recognize the main vessels, requires suitable combination of digital and symbolic techniques for image processing. A thinning algorithm using distance transformation and topological properties of the pixels, allows to extract structured objects from the picture, to estimate their calibres and branchings. These objects can be grouped as sequences, taking into account calibres and deviation angles.

A heuristic approach allows to match an anatomic model describing two-dimensional configuration of the vessels, to the sequences extracted from the picture. A blackboard architecture proved to be effective for the organization of different levels of data representation, coordination of algorithm applications and implementation of analysis strategy



INTRODUCTION

L'angiographie numérisée est une technique médicale qui consiste en l'acquisition d'images radiologiques mettant en évidence les vaisseaux de la région étudiée du corps humain, telle que le cerveau, le coeur, le pelvis ou les membres. Les angiographies sont d'une grande utilité pour le diagnostic des anomalies vasculaires, les évaluations préopératoires, la détection des tumeurs et l'examen des cas d'hémorragie. L'analyse automatique de ces images a fait l'objet de nombreux travaux de recherche qui visent à améliorer le confort du clinicien dans sa démarche pour le diagnostic.

La complexité de l'interprétation automatique des images provient de la variété des informations présentes et du choix des techniques adéquates pour les analyser. Les techniques de segmentation sont destinées à fournir une description structurée de l'image des vaisseaux et rencontrent des difficultés dues au chevauchement et à la superposition des structures vasculaires. Les techniques d'identification pour reconnaître les différents vaisseaux, doivent utiliser des connaissances anatomiques comme l'épaisseur, la longueur, la position relative et les relations de branchement mais ces dernières sont sujettes aux variations anatomiques inter-individuelles. La complexité du problème de reconnaissance de l'arbre artériel conduit à considérer une intégration adéquate des techniques numériques et celles relevant du domaine de l'intelligence artificielle.

Les travaux de recherche dans le domaine de l'analyse des angiographies abordent les différents aspects du problème. En ce qui concerne la segmentation des vaisseaux, de nombreuses méthodes ont été proposées. L'une d'elles utilise deux fenêtres de masque pour détecter les maxima locaux et de construire ainsi l'axe médian des vaisseaux [1]. Les contours servent à vérifier la validité de ces points et les segments obtenus lors du parcours horizontal et vertical de l'image, sont fusionnés pour aboutir à un squelette unique. Une autre méthode utilise une segmentation par l'application de deux opérateurs de détection de vallées d'intensités, l'un ligne, l'autre colonne [2]. Chaque opérateur fournit une représentation des points sous forme d'un graphe. Les deux graphes sont ensuite combinés en un seul. Une autre méthode de suivi de l'axe médian proposée plus récemment, repose sur la détection des points germes lors d'un parcours de l'image, en tenant compte des paramètres statistiques obtenus dans une fenêtre représentant le fond [3]. Les points sont fusionnés en suivant un critère de sélection fondé sur les positions respectives et les niveaux de gris. Le squelette obtenu est approximé par des segments de droites qui délimitent une taille adaptative de fenêtre pour la recherche des contours. Une autre méthode utilise un algorithme de détection des intensités maximales [4]. Après seuillage, amincissement et fusion, l'axe médian obtenu peut être approximé par des segments linéaires. Les pixels qui vérifient des conditions de niveaux de gris de part et d'autre de ces segments délimitent les vaisseaux.

Le système Angy représente une approche système expert à l'analyse des angiographies [5]. La partie "experte" du système comprend des règles indépendantes du domaine d'application, destinées à fusionner ou à partitionner des régions, et des règles représentant les connaissances anatomiques pour étiqueter les régions en tant que "vaisseau" ou "bruit". L'auteur du système remarque que l'utilisation du seul formalisme des règles de production est à l'origine de certaines difficultés qui se manifestent dans la prise en charge de la diversité des connaissances et des interactions entre les différents modules du système. Un autre système destiné à reconnaître l'arbre vasculaire est fondé sur une structuration élaborée des différentes connaissances [6]. L'arbre vasculaire est extrait de l'image à partir des contours obtenus par application d'un opérateur de détection. Cet arbre est identifié à un modèle en utilisant un algorithme mettant en jeu la distance entre deux arbres.

Nous présentons une architecture dans laquelle s'insèrent différentes connaissances qui peuvent agir sur les objets structurés d'une base, hiérarchisés en niveaux, et qui peuvent déclencher des traitements algorithmiques classiques. Parmi ces connaissances, une squelettisation fondée sur la fonction de distance permettant d'estimer l'épaisseur des vaisseaux, est décrite. Les segments obtenus peuvent être reliés sous forme de séquences, en tenant compte des épaisseurs respectives et des informations angulaires aux points de jonctions. Enfin, une approche heuristique permet de mettre en correspondance les objets obtenus, avec un modèle décrivant la configuration anatomique bidimensionnelle de l'arbre vasculaire.

MATERIEL

Les méthodes décrites ont été mises en oeuvre sur une Vax Station GPX sous le système d'exploitation VMS. Une bibliothèque de traitement d'images comprenant les fonctions de base a été développée en langage C. En ce qui concerne l'approche architecturale et les aspects symboliques du problème d'interprétation, le langage Prolog a été utilisé. Pour la présentation et les problèmes de convivialité, une bibliothèque de fonctions a été réalisée en utilisant le logiciel graphique VWS.

METHODES

Niveaux de description de l'image

Une image qui fait l'objet d'un système d'interprétation automatique, peut être décrite sur plusieurs niveaux qui vont des pixels aux objets de la scène analysée, des entités les plus élémentaires de l'image aux entités structurées possédant des attributs et des relations [7]. A chacun de ces niveaux, un certain nombre d'opérations font appel à des algorithmes de traitement numérique, de reconnaissance de formes ou de mise en correspondance symbolique, pour structurer l'information, gérer les hypothèses et apporter des solutions. Vers les hauts niveaux de la hiérarchie, l'information devient de plus en plus symbolique et les entités sont à ce titre, des hypothèses de solutions envisagées vis à vis du problème de reconnaissance.

Le premier niveau (fig. 1) comprend l'image d'entrée destinée à être analysée par le système. Les régions-contours sont également des images de même taille, obtenues par l'application d'un algorithme de détection de contours d'une part et d'un seuillage adaptatif d'autre part.

Les segments sont des entités structurées représentant les différentes parties de l'axe médian obtenu par squelettisation. Chaque segment représente l'ensemble des points du squelette compris entre un point d'intersection et un point d'extrémité, ou deux points d'intersection. Il contient également l'information épaisseur (diamètre moyen) et deux points-vecteurs qui sont utilisés pour calculer l'angle de jonction de deux segments consécutifs. Ces derniers sont en fait les barycentres d'un ensemble de n points qui se trouvent vers les extrémités du segment.

Les séquences sont des ensembles de segments regroupés en tenant compte de la variation du diamètre moyen et des informations angulaires aux points de jonction. On affecte à chaque séquence un poids qui traduit son importance, qui est donc fonction du diamètre moyen et du nombre de points.

Les arbres sont des ensembles de séquences vérifiant les attributs et les relations décrites par le modèle de référence. Le formalisme des graphes relationnels attribués est utilisé [8] [9]. Dans ce formalisme, chaque noeud du graphe possède un certain nombre d'attributs ayant des valeurs permises. Les arêtes du graphe représentent les relations entre les entités et ces relations possèdent elles-mêmes des attributs. Dans notre problème, les séquences sont les entités affectées aux noeuds du graphe. Les exemples de relations sont les suivants:

RELATION	Attributs
Branche	-
A-gauche	distance 'd'

On affecte un poids à chaque arbre, en fonction des attributs des noeuds et des arêtes qu'il contient.

Le modèle de référence contient les informations anatomiques, avec les noms des vaisseaux à reconnaître par le système et les relations que ceux-ci doivent vérifier. Ces dernières traduisent les branchements et la distribution spatiale bidimensionnelle observée. Dans l'exemple d'une angiographie cérébrale, sur l'incidence étudiée, le modèle exprime que la sylvienne se trouve à gauche par rapport à la cérébrale antérieure et que celles-ci sont des branches de la carotide. Pour le positionnement des séquences, l'enveloppe convexe de chacune de celles-ci est calculée au moment où elles interviennent dans le processus de raisonnement.

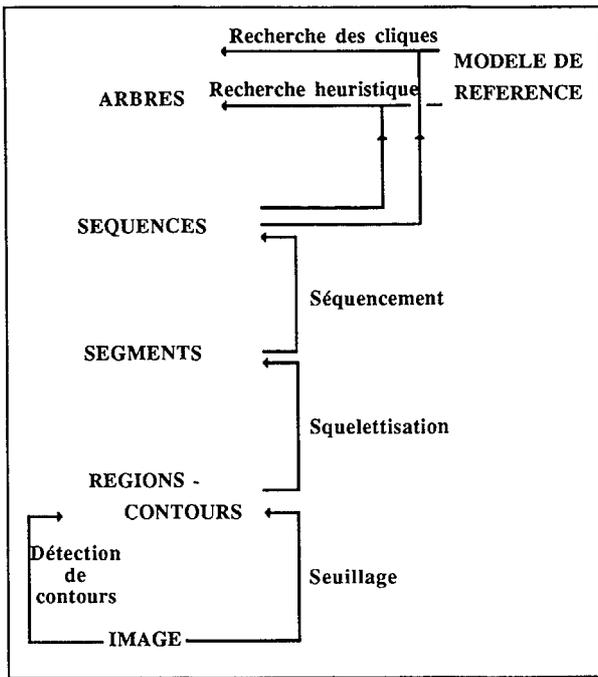


fig 1. Niveaux de description de l'image et sources de connaissance. Les objets de la base possèdent les attributs suivants: SEGMENT: -numéro d'ordre, -point de début, -point de fin, -diamètre moyen, -nombre de points, point_vecteur 1, point_vecteur 2, -indice tableau des points; SEQUENCE: -numéro d'ordre, -liste des segments, -point de début, -point de fin, -diamètre moyen, -nombre de points, -poids; ARBRE: -liste de couples <séquence-vaisseau>, -liste de séquences possibles pour extension, -poids.

Squelettisation

Un algorithme de squelettisation, combinant la transformation de distance et les propriétés topologiques des points examinés [10] permet d'estimer les formes des vaisseaux, ainsi que leurs branchements et leurs diamètres. L'algorithme part d'une image seuillée. Celle-ci est obtenue en divisant l'image de départ en NxN fenêtres et en calculant une valeur qui tient compte de la moyenne et de l'écart type des niveaux de gris dans chaque fenêtre. Pour éviter un aspect discontinu de l'image on choisit des fenêtres entrelacées.

La transformation de distance est un algorithme qui attribue à chaque point de la forme étudiée, une valeur approximant sa distance par rapport au contour [11]. D'autre part, le nombre de connexité d'un point permet de savoir si celui-ci est un point isolé, ou appartenant à un bord, ou reliant deux autres points ou se situant à un branchement [12].

L'algorithme suit les bords de la forme examinée, de façon à obtenir un "épluchage". Les points sont détruits à condition que:

- le nombre de connexité soit 1,
- le nombre de voisins soit supérieur à 1 pour éviter de détruire les points à partir d'une extrémité libre,
- le point soit un maximum local pour la fonction de distance.

Deux éléments ont été ajoutés à cet algorithme. Avant l'application de celui-ci, les points de la forme étudiée sont testés par rapport à la configuration de leur voisinage. Ils sont détruits ou rajoutés en tenant compte du nombre de leurs voisins. Ceci a pour effet d'éliminer les petites imperfections indésirables. Pour ne pas introduire un parcours supplémentaire dans le processus, ce test est effectué lors du premier parcours de la transformation de distance, pour le point courant et ses deux voisins en aval sur la même ligne et sur la même colonne. D'autre part, les branches sur lesquelles la fonction de distance présente des variations rapides d'un point à un autre, représentent des barbules indésirables. Ces branches sont détruites jusqu'au point d'intersection correspondant à leur origine.

Le squelette obtenu conserve la connexité de la forme de départ et contient les valeurs de la transformation de distance qui permettent d'estimer le diamètre. Ces valeurs constituent d'autre part une base pour la délimitation de la taille d'une fenêtre dans laquelle les contours obtenus par l'application d'un opérateur tel que Sobel ou Canny, peuvent être examinés. Cette partie du système est en cours d'étude. La forme du squelette permet d'appliquer un algorithme récursif pour extraire les segments.

Extraction des segments

L'algorithme de suivi, pour l'extraction des segments parcourt le squelette à partir d'un point d'extrémité. Pour la partie comprise entre le point de départ et un point d'intersection trouvé, les paramètres tels que le diamètre moyen, le nombre de points et les points vecteurs sont calculés. Le processus recommence à partir du nouveau point pour toutes les branches qui en émanent et qui n'ont pas été parcourues.

La connexion des segments pour la construction des séquences, s'effectue en tenant compte des diamètres moyens et de l'angle de déviation formée autour du point de jonction, par les deux points_vecteurs des segments respectifs [13].

Identification

Les séquences constituent les vaisseaux "candidats" que le système doit reconnaître à partir du modèle de référence. Plusieurs techniques d'interprétations de haut niveau sémantique sont possibles pour éviter d'examiner un nombre très élevés de possibilités dans la comparaison des données et du modèle [14]. Nous appliquons une méthode fondée sur la recherche heuristique.

Les arbres sont des objets que le système construit à partir des séquences et de l'ensemble des objets à reconnaître prévus par le modèle. A chaque étape de l'analyse, une nouvelle séquence peut être ajoutée à un arbre partiel, à condition que celle-ci vérifie les contraintes de longueur et de diamètre imposées pour ses attributs et qu'elle vérifie les relations prévues avec toutes les séquences préexistantes dans l'arbre. Un nouvel arbre est alors créé et son poids est calculé à partir des nouveaux attributs introduits par la nouvelle séquence. A l'étape suivante, le système décide d'étendre l'arbre de plus fort poids et l'ensemble des possibilités est conservée pour reconsidérer la situation en cas d'impossibilité d'étendre la solution.

Architecture

La mise en oeuvre d'une stratégie d'analyse, la prise en compte des différents niveaux de représentation des données et l'application coordonnée des différents algorithmes, sont les aspects du problème d'interprétation de l'image, qu'il convient d'examiner dans une architecture globale. Le modèle de tableau noir constitue un cadre adapté à cette approche[15][16][17]. Ce modèle propose l'organisation de la connaissance du domaine et la combinaison des solutions partielles obtenues au fil du raisonnement. Dans cette architecture, les diverses sources de connaissance sont des modules indépendants qui communiquent par l'intermédiaire d'une base de données. Elles se déclenchent à la suite de changements survenus dans la base et y produisent de nouveaux changements. Celle-ci contient la représentation de l'état courant du processus d'interprétation, sous forme de l'ensemble des hypothèses en cours.

Les sources de connaissance ont la structure suivante:

- identificateur
- condition de déclenchement
- condition d'application
- action

A chaque pas du raisonnement, le module de contrôle évalue les sources déclenchées par l'apparition d'un objet, quant à leur applicabilité sous certaines conditions. Un couple source-objet est ensuite choisi suivant la règle de priorité courante et la focalisation du système (ces deux derniers éléments sont à leur tour introduits par d'autres sources de connaissance). La partie action est alors exécutée, ce qui a pour effet de lancer un outil algorithmique de traitement, d'ajouter un nouvel objet dans la base ou de modifier les paramètres de contrôle du système (fig. 2).

Les exemples de source de connaissance sont les suivants:

- s-c arbre
- declenchement : un arbre A apparaît dans la base
- condition : vraie
- action :
 - déterminer le nouvel objet O à reconnaître dans le modèle
 - déterminer les relations que cet objet vérifie avec l'ensemble des objets $\in A$
 - pour chaque séquence $S \in$ liste des candidats
 - si S vérifie les mêmes relations
 - ajouter le couple $\langle O, S \rangle$
 - calculer le nouveau poids
 - déterminer la nouvelle liste des candidats
 - ajouter un nouvel arbre B dans la base.



- s-c controle2
- declenchement : aucune source ne peut être appliquée
- condition: focalisation = objets de type séquence
- action:
 - focalisation = objets de type arbre
 - règle de priorité = objets arbres de plus fort poids

CONCLUSION

Le système a été testé dans un premier temps sur des images simulées, puis sur des angiographies cérébrales montrant l'arbre carotidien. Celles-ci comprennent 512x512 pixels codés sur 8 bits. Le système indique sur l'image, les séquences de l'axe médian, correspondant à la carotide et à ses principales branches. Le résultat obtenu est encourageant compte tenu de la complexité des structures observées. La méthode reste néanmoins à valider sur un nombre suffisant d'images.

En ce qui concerne l'aspect segmentation, il y a nécessairement une perte de l'information numérique. Toutefois la limitation aux principaux vaisseaux donne des informations satisfaisantes et la squelettisation permet d'avoir une base pour un retour efficace sur les données de départ.

Nous avons décrit les aspects algorithmiques et architecturaux du problème de vision par ordinateur dans le cadre d'un système de reconnaissance des vaisseaux sur une angiographie numérisée. Une squelettisation utilisant la transformation de distance permet d'estimer les diamètres relatifs des segments obtenus. Une architecture de type tableau noir est adaptée à la mise en oeuvre des stratégies d'analyse, la prise en compte des niveaux de représentation des données et l'application coordonnée des différents algorithmes. La modularité de cette approche permet d'envisager l'introduction de nouvelles connaissances, notamment dans le but d'améliorer les traitements élémentaires par les informations obtenues aux plus hauts niveaux de l'analyse.

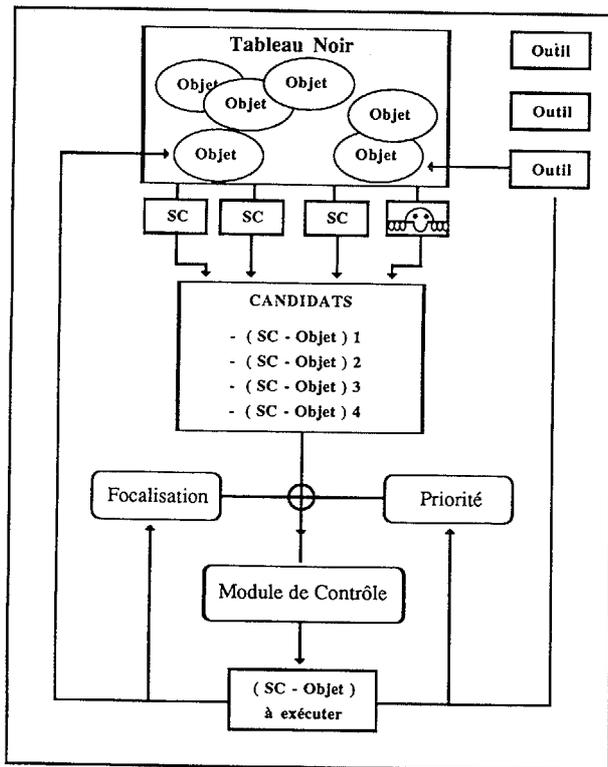


fig 2. Architecture du système.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Nguyen TV, Sklansky J. A fast skeleton finder for coronary arteries. Proceedings 8th International Conference on Pattern Recognition, Paris, pp 481-483, Oct 1986.
- [2] Camillerap J, Leplumey I, Walter A. Acquisition d'un modèle tridimensionnel du réseau vasculaire cérébral à partir d'un couple stéréoscopique. 6e Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Antibes, pp 341-349, Nov 1987.
- [3] Collorec R, Coatrieux JL. Vectorial tracking and directed contour finder for vascular network in digital subtraction angiography. Pattern Recognition Letters, 8, pp 353-358, 1988.
- [4] Smets C, Verbeeck G, Suetens P, Oosterlinck A. A knowledge-based system for the delineation of blood vessels on subtraction angiograms. Pattern Recognition Letters, 8, pp 113-121, 1988.
- [5] Stansfield S. Angy: a rule based expert system for automatic segmentation of coronary vessels from digital subtracted angiograms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-5, 2, pp 188-199, 1986.
- [6] Caros JY, Mischler D. An artificial intelligence approach for medical picture analysis. Pattern Recognition Letters 8, pp 123-130, 1988.
- [7] Ballard DH, Brown CM. Computer vision. Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1982.
- [8] Eshera MA, Fu KS. A graph distance measure for image analysis. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, SMC-14, 3, pp 396-408, 1984.
- [9] Eshera MA, Fu KS. An image understanding system using attributed symbolic representation and inexact graph matching. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8, 5, pp 604-617, 1986.
- [10] Suzuki S, Abe K. Sequential thinning of binary pictures using distance transformation. Proceedings 8th International Conference on Pattern Recognition, Paris, pp 289-292, Oct 1986.
- [11] Rosenfeld A, Avinash CK. Digital picture processing. Academic Press, Vol II, 1982.
- [12] Yokoi S, Toriwaki J, Fudumura T. An analysis of topological properties of digitized binary pictures using local features. Computer Graphics and Image Processing 4, pp 63-73, 1975.
- [13] Vasudevan S, Cannon RL, Bezdek JC, Cameron WL. Heuristics for intermediate level road finding Algorithms. Computer Vision Graphics and Image Processing, 44, pp 175-190, 1988.
- [14] Wallace AM. A comparison of approaches to high-level image interpretation. Pattern Recognition Letters, 3, pp 241-259, 1988.
- [15] Nii P. Blackboard systems: the blackboard model of problem solving and the evolution of blackboard architectures. The AI Magazine, pp 38-53, Summer 1986.
- [16] Nii P. Blackboard systems: blackboard applications systems, blackboard systems from a knowledge engineering perspective. The AI Magazine, pp 82-106, Aug 1986.
- [17] Hayes-Roth B. A blackboard architecture for control. Artificial Intelligence, 26, pp 251-321, 1985.