

Digital image segmentation: a state of art of the différent methods

ABDELKRIM MEZIANE

Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique

Rue des frères Aissou Ben Aknoun BP 143 Alger 16030

E-mail : meziane@wissal.dz

Introduction

Une image est une collection d'information qui se présentait sur un support photographique qui permettait le traitement en différé d'un phénomène fugace, une analyse fine des phénomènes enregistrés et bien sûr l'archivage et l'illustration.

Cette image a pris d'autres formes, ainsi elle se présente actuellement comme une grandeur physique liée à la nature du capteur qui la détecte. Une caméra CCD mesure la quantité de lumière émise par l'objet, un récepteur de rayons X mesure la quantité de rayonnement transmise par l'organe (en imagerie médicale), et la pièce (en contrôle d'inspection).

Le traitement d'images est né de l'idée de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine. L'image ou les signaux provenant des capteurs ont été numérisés pour pouvoir être traités par l'ordinateur. L'image a été codée et mémorisée sur différents supports (magnétique, magnéto-optique, etc.).

La vision intervenant dans un grand nombre d'activités humaines, le champ des applications du traitement d'images est très vaste.

Une image numérique est constituée d'un certain nombre d'objets. Pour les mettre en évidence, il faut utiliser des algorithmes adéquats selon le type de l'image et de ses caractéristiques intrinsèques.

En effet, les méthodes de détection de ces objets appelées méthodes de segmentation existent en nombre considérable, le problème réside dans le choix de telle ou telle méthode. Il n'existe pas de méthode spécifique à un type d'image, l'appréciation du spécialiste (agronome, météorologue, médecin, ...) reste le moyen par excellence de décision.

En effet, le choix d'une technique est lié :

à la nature de l'image :

- o éclairage non homogène, reflets,
- o présence de bruit, de zones texturées,
- o contours flous, en partie occultés,

aux opérations situées en aval de la segmentation :

- o localisation, mesure, calcul 3D,
- o reconnaissance des formes, interprétation,
- o diagnostic, contrôle qualité,

aux primitives à extraire :

- o contours, segments de droite, angles, ...
- o régions, formes,
- o texture,

aux contraintes d'exploitation :

- o complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel,
- o taille de la mémoire disponible en machine.

Nous allons essayer de faire un tour des principales méthodes.

Définition formelle de la segmentation.

Formellement, la segmentation d'une image, de support E , peut-être définie comme étant la recherche d'une partition de E en sous-ensembles E_i , $i=1, \dots, n$ vérifiant :

$$(i) E = \bigcup_{i=1}^n E_i$$

ii) E_i connexe (au sens habituel en imagerie) $\forall i, i=1, \dots, n$

(iii) $P(E_i)$ vrai $\forall i, i=1, \dots, n$ où P est un prédicat d'uniformité, donné a priori.

(iv) $P(E_i \cup E_j)$ faux, $\forall (i,j)$ tels que $i \neq j$

Les méthodes :

La segmentation d'image est le processus qui permet de partitionner celle-ci en zones d'intérêt correspondant à des objets de la scène d'où elle est issue.

Les méthodes de segmentation peuvent être classées en trois catégories:

- i- les méthodes associées aux **régions** qui permettent une partition de l'image,
- ii- les méthodes associées aux **contours** qui permettent un découpage de l'image,
- iii- les méthodes associées aux **lignes extrémales** (vallées, crêtes, col, ...).

Nous présentons à présent les différentes méthodes qui permettent de segmenter une image:

1. SEUILLAGE AUTOMATIQUE.

Le seuillage, appliqué à une image à niveaux de gris, $I=(E,f)$, permet de la partitionner en un nombre de régions N égal à celui des modes de l'histogramme suivant la règle:

$$fs(x) = \begin{cases} N-1 & \text{si } f(x) > \delta_{N-1} \\ N-2 & \text{si } \delta_{N-2} < f(x) < \delta_{N-1} \\ \vdots & \vdots \\ 0 & \text{si } f(x) < \delta_1 \end{cases}$$

où $fs(x)$ est la valeur de niveau de gris du pixel x dans l'image seuillée, δ_i et δ_{i+1} deux seuils délimitant un mode.

1.1. DETECTION DES VALLEES.

Cette approche est réalisée lorsque les classes d'objets formant l'image diffèrent par l'information lumineuse: exemple de la binarisation lorsque l'histogramme des valeurs de gris est bimodal.

Si un histogramme est formé de deux groupes de niveaux de gris dominants caractérisant la forme et le fond, on peut alors séparer ces derniers par le choix d'une valeur seuil d . Cette dernière est obtenue en minimisant l'erreur totale $E(d)$ qui est la somme de l'erreur commise en affectant un point de la forme au fond et de celle commise en affectant un point du fond à la forme. La solution générale montre que la valeur du seuil d est l'abscisse du minimum de l'histogramme à deux groupes dominants; en effet, en ce point, la répartition des niveaux de gris présente une variation lente et reste peu sensible au choix de i (valeur de gris).

1.2. SEUILLAGE PAR MAXIMISATION D'ENTROPIE.

L'entropie de l'image peut être considérée comme une évaluation de l'information qu'elle contient. Il s'agit dans cette méthode de maximiser l'entropie de l'image seuillée afin de maximiser les contrastes entre classes.

L'entropie de l'image est en général, la somme des entropies de ses classes, le seuil d étant choisi dans ce cas de façon à ce que l'entropie de l'image coïncide avec l'entropie maximale de celles de ses classes.

1.3. SEUILLAGE PAR MINIMISATION DE LA VARIANCE INTRA-CLASSE (MAXIMISATION DE LA VARIANCE INTER-CLASSE).

Le principe de cette méthode repose sur la séparation des classes C_1, C_2, \dots, C_p formant l'image au sens de l'analyse factorielle discriminante. On

cherche alors à éloigner le plus possible les classes les unes des autres, c'est à dire à maximiser la variance interclasse et d'autre part à regrouper au mieux chaque classe autour de son centre, c'est à dire à minimiser la variance intraclasse.

Le meilleur seuillage correspond dans cette approche à une minimisation de la variance intraclasse; on peut également chercher à maximiser la variance interclasse du moment que : $(\text{Variance interclasse}) + (\text{Variance intraclasse}) = (\text{Variance totale}) = \text{constante}$; cette constante ne dépend pas du seuil.

Plusieurs autres méthodes par seuillage existent, comme par exemple le seuillage par information sur le contour, dont le principe consiste à trouver le seuil qui détecte le plus de contours de fort contraste et le moins de contours de faible contraste, en supposant que, dans l'image les vraies frontières des objets sont les contours de fort contraste.

2. LA METHODE DE RELAXATION.

2.1 INTRODUCTION.

Les méthodes par seuillage vues jusqu'à présent ne prennent pas en compte l'aspect contextuel, le seuil étant alors choisi sans utilisation d'informations extérieures; en fait, le contenu d'une image n'est pas un phénomène aléatoire, le niveau de gris d'un point n'est pas indépendant de celui de ses voisins, d'où la nécessité de prise en compte de l'information contextuelle; la méthode de relaxation est l'une des méthodes prenant en compte cette information; c'est d'ailleurs la plus connue; elle est introduite par Rosenfeld.

2.2. PRINCIPE DE LA METHODE.

On part d'un étiquetage initial qu'on améliore en prenant en compte l'étiquetage des voisins de chaque pixel.

On détermine alors un étiquetage initial pour chaque pixel x ; p_x^0 est le vecteur des probabilités :

$p_x^0 = (p_x^0(z), z=1, \dots, m)$, p_x^0 où $p_x^0(z)$ signifie la probabilité initiale pour que le pixel "x" appartienne à la classe C_z avec m le nombre de classes connu a priori.

Pour l'amélioration de cet étiquetage, on définit une notion de compatibilité R_{xy}^z mesurant la compatibilité pour que le pixel "y" soit dans la classe C_z sachant que le pixel "x" est associé à la classe C_z , utilisant ainsi l'information contextuelle; chaque vecteur de probabilité va évoluer au cours des itérations, pour aboutir enfin à un vecteur permettant par ses composantes d'associer le pixel à une classe parmi les m classes. L'étiquetage du pixel "x" à l'étape $(n+1)$ est fonction de celui de ses voisins à

l'étape (n).

Le problème qui se pose dans ce genre de méthodes, est le choix des coefficients de compatibilité; ceux-ci sont estimés une bonne fois pour toute avant le processus d'étiquetage initial.

3. SEGMENTATION PAR DETECTION DE CONTOURS.

3.1 NOTION DE CONTOUR.

Le contour est la représentation dans l'image des frontières des objets de celle-ci ; traditionnellement, la notion de contour englobe souvent les points de discontinuité de la fonction de gris $F(x,y)$; la recherche des points contours revient à la recherche des variations locales et significatives de cette fonction de gris; ces variations sont détectées par la célèbre notion de dérivée.

Le principe repose sur la définition de différentiation appliquée sur la fonction de gris; cette différentiation est définie à partir de deux opérateurs très importants, le gradient et le Laplacien; un autre opérateur est aussi utilisé, la seconde dérivée directionnelle prise dans la direction f du gradient.

Un contour au point (x,y) d'orientation q sera repéré par un extremum de la dérivée première, ou encore par un passage par zéro de la dérivée seconde, de la fonction $F(x,y)$ dans la direction normale au contour.

3.2. DETECTION DU CONTOUR PAR LES TECHNIQUES DU GRADIENT.

Le gradient est défini à partir des dérivées partielles $\partial/\partial x$ et $\partial/\partial y$ traduisant la variation selon x et y :

$$G = (\partial/\partial x, \partial/\partial y).$$

Généralement on préfère utiliser sa norme $|G|$ au lieu d'exploiter directement ses coordonnées.

Dès les années soixante, beaucoup de détecteurs localisant les contours par estimation du gradient ou du Laplacien par la fonction de gris $F(x,y)$ ont été utilisés; ces détecteurs correspondent à des opérateurs bidimensionnels de différentiation discrète; les plus utilisés sont : Opérateur de Roberts, masque de Prewit, masque de Sobel.

Il existe également d'autres gradients (masques) tels que les opérateurs de Kirsh et de Freeman, qui associent un masque à chaque direction détectable dans le voisinage du pixel considéré.

3.3. DETECTION DU CONTOUR PAR LES TECHNIQUES DU LAPLACIEN.

Une deuxième façon de quantifier une transition de niveaux de gris est le calcul du Laplacien noté Δ ; il est défini à partir des dérivées partielles $\partial^2/\partial x^2$, $\partial^2/\partial x\partial y$, $\partial^2/\partial y^2$:

$$\Delta = \partial^2/\partial x^2 + \partial^2/\partial y^2$$

Notons que le critère de Shen et Castan exprime uniquement un rapport signal/bruit, et de ce fait, il est équivalent au critère de détection de Canny; cependant, la localisation n'entre pas dans les critères de performance de Shen et Castan; ils montrent, en effet, que l'erreur dans la position des contours de ce détecteur est infiniment petite voire même nulle.

Une variété de détecteurs de contours utilisant le filtre de Shen et Castan, appelée ISEF (acronyme de "Infinite Size Symetric Exponential Filter ") existe, en particulier, le détecteur DRF localisant les contours aux passages par zéro du Laplacien, le détecteur GEF les localisant aux maxima locaux du gradient et le détecteur SDEF les localisant aux passages par zéro de la seconde dérivée directionnelle.

4. SEGMENTATION PAR REGIONS

Contrairement aux méthodes de segmentation par détection de contours qui s'intéressent aux frontières des objets, les méthodes de segmentation par région s'intéressent plutôt aux constituants de ces objets. Elles se basent sur les propriétés intrinsèques de ces derniers. 4 approches principales de la segmentation par région sont disponibles:

- (i) Méthodes par séparation (Split).
- (ii) Méthodes par fusion (Merge).
- (iii) Méthodes par séparation-fusion (Split & Merge).
- (iv) Méthodes par croissance de régions.

4.1. METHODES PAR SEPARATION (SPLIT).

Les méthodes par séparation sont des méthodes globales, elles consistent à tester la validité d'un critère de manière globale sur une large zone de l'image; si le critère est validé, on s'arrête, sinon on décompose la zone considérée en zones plus petites et on réitère le processus.

La décomposition des zones homogènes est en pratique faite de la façon suivante : l'image originale est divisée en quatre, puis, chaque zone ne vérifiant pas le critère d'homogénéité est divisée à son tour par quatre et on réitère le processus; on obtient alors un arbre appelé Quad-tree qui donne une structure hiérarchisée des régions qui répondent au critère; une région de l'image qui répond au critère forme un nœud terminal ou feuille de l'arbre, sinon elle forme un nœud d'où partent quatre branches.

4.2. METHODES PAR FUSION (MERGE).

Les méthodes par fusion sont des méthodes locales qui consistent à explorer l'image à partir de petites régions que l'on fusionne selon la règle suivante:

Deux régions sont fusionnées si :

- (i) Elles sont adjacentes.

- (ii) Elles répondent positivement au critère de similarité (par exemple, des niveaux de gris moyens similaires).
- En général, le résultat obtenu dépend de l'ordre avec lequel les couples de régions sont fusionnés; cela provient du fait qu'à une itération donnée, on a le choix entre plusieurs couples de régions à fusionner; une solution optimale consiste à fusionner les deux régions les plus similaires; une telle stratégie peut être mise en œuvre en minimisant une fonction de similarité sur toutes les paires de régions adjacentes, ce qui rajoute alors une troisième condition:
- (iii) Elles minimisent la fonction coût de fusion.

4.3. METHODES PAR SEPARATION-FUSION (SPLIT & MERGE).

C'est la combinaison des deux méthodes précédentes.

La segmentation est effectuée en deux phases, une première phase de séparation appelée phase descendante, permettant de décomposer l'image en régions homogènes non maximales au sens de l'inclusion, et une deuxième phase de fusion appelée phase ascendante, permettant de fusionner les régions adjacentes similaires avec la méthode correspondante; ainsi, si on considère l'arbre Quad-tree décrit précédemment, celui-ci est construit durant la phase descendante dans le sens racine-feuilles; et lors de la phase ascendante, on parcourt l'arbre dans le sens feuilles-racine en fusionnant les régions adjacentes vérifiant le critère. On améliore ainsi la méthode de segmentation par séparation, en maximisant la taille des régions connexes structurant l'image.

Une variante de cette méthode est celle utilisant le diagramme de VORONOÏ. Ce dernier s'obtient par un partitionnement du plan euclidien, obtenu à partir de n points (appelés germes), en un ensemble de n polygones; la segmentation par cette variante s'inscrit alors dans un cadre itératif de partition et de fusion fondé sur des critères d'homogénéité de polygones de VORONOÏ formant le plan de l'image.

Un polygone P est dit homogène si la variance $\sigma^2(P)$ des niveaux de gris associés à P est inférieure à un seuil et si la proportion $\alpha(P)$ des points hors de $[m(P)-(P), m(P)+(P)]$ ne dépasse pas un pourcentage α préfixé, où $m(P)$ est la valeur moyenne des niveaux de gris.

L'inconvénient de cette variante, c'est qu'elle fait apparaître des formes géométriques polygonales sur l'image segmentée, formes qui n'existaient pas nécessairement sur l'image source.

4.4. METHODES PAR CROISSANCE DE REGIONS.

Les techniques de seuillage reposent sur l'hypothèse que la segmentation peut être réalisée grâce à la seule prise en compte de l'information intensité

lumineuse; cependant, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée, cela s'explique par le fait que des pixels ayant la même intensité lumineuse n'appartiennent pas toujours à la même classe; ceci peut être dû à un bruit, ou à un manque de contraste ne permettant pas une bonne discrimination des frontières séparant deux entités.

Les méthodes par croissance de régions utilisent, en plus de l'information radiométrique, l'information contextuelle; elles consistent à regrouper, de façon itérative, les points connexes sous forme de régions plus importantes en utilisant des propriétés d'homogénéité; il faut donc définir des critères de regroupement des pixels permettant l'obtention de régions homogènes tout en prenant en compte les relations de proximité (spatiales).

Un exemple de cette méthode est celui proposé par M.Jolion, combinant l'information intensité lumineuse pour extraire des noyaux sûrs et l'information spatiale pour classer les pixels n'appartenant pas aux noyaux; en effet, si la connaissance seule de l'histogramme ne suffit pas pour segmenter correctement l'image, il permet par contre de réaliser une première classification. Ainsi l'information lumineuse sert à définir des classes sûres ou noyaux; la 2^{ème} étape du processus consiste à répartir les pixels non classés dans les classes sûres; pour cela, on se sert de l'information contextuelle (c'est à dire l'information contenue dans la répartition spatiale des pixels). Pour effectuer ce 2^{ème} processus, plusieurs méthodes sont disponibles dont la plus importante est le grossissement simultané de tous les noyaux, dans laquelle un pixel non affecté (dont le niveau de gris appartient à une classe résiduelle) sera rattaché à un noyau uniquement sur un critère de proximité.

5. SEGMENTATION PAR DÉTECTION DES LIGNES EXTRÉMALES

5.1. INTRODUCTION.

L'analyse ou l'interprétation des images a pour but essentiel la reconnaissance d'objets ou la détection de régions dans ces images. La reconnaissance de ces objets passe le plus souvent par la détection de leurs contours, d'où la notion de segmentation, qui correspond à l'étiquetage des points images (pixels) conformément à une propriété régionale ou texturale définie au préalable.

Mais il existe certains types d'images qui contiennent des objets minces dont le contour n'est pas significatif ou qui ne contient ni objet ni région. C'est le cas de quelques images aériennes et satellitaires, ou des images de traits (empreintes digitales, matériaux composites, chromosomes... etc.); dans de telles images l'information de base se trouve concentrée dans des lignes de plus forte luminance ou les lignes les plus sombres.

Pour les détecter on assimile les images à niveaux de gris à un relief montagneux dans lequel on cherche à identifier des pics, des crêtes, des vallées... etc.

5.2. Définition d'une ligne de crête

Définition 1:

Une ligne de crête (resp. thalweg) apparaît quant il existe une séquence simplement connexe de pixels ayant des valeurs d'intensité en niveau de gris significativement plus élevées (plus faibles) dans cette séquence que celle rencontrée au voisinage de cette séquence.

Définition 2:

Le thalweg est défini comme un "lieu concave de convergence des eaux". La crête est définie de manière duale comme "lieu convexe de convergence des eaux de l'antiruisselement".

5.3. CLASSIFICATION DES METHODES DE DETECTION DE LIGNES EXTREMALES

5.3.1. METHODE STATISTIQUE

Le but de l'approche statistique est de décider pour chaque pixel de l'image s'il est susceptible d'appartenir ou non à une ligne de crête. Elle consiste surtout en la recherche des points crêtes, et l'examen de chaque pixel est fait sans tenir compte des résultats des pixels précédemment examinés.

La décision en chaque pixel est prise en fonction d'une relation définie a priori que doit vérifier le pixel traité pour être reconnu comme point crête.

Cette approche découpe le prétraitement classique en deux étapes : le prétraitement proprement dit et la décision qui doit permettre l'affectation à un point de l'image d'une étiquette "point crête" ou "non point crête" au moyen d'une règle de décision.

En phase de prétraitement, on renforce ou on rehausse les lignes en utilisant des méthodes locales qui font apparaître beaucoup de détails mais qui sont très sensibles au bruit, ou globales pour filtrer l'image entière dans le but de garder les lignes extrémales tout en éliminant autant que possible le bruit et les formes qui ne répondent pas aux caractéristiques d'une ligne extrémale. Ces méthodes sont rares, on peut citer celle de JF Canny.

En phase de décision, on peut soit utiliser des méthodes indexées par des paramètres (seuillage binaire : point crête : 1, point non-crête : 0), ou non indexées par des paramètres (méthodes de suivi de crêtes ou squelettisation).

5.3.2. DÉMARCHE STRUCTURALISTE.

Cette approche s'intéresse directement à la *forme* et à la *structure* des lignes extrémales.

Dans l'approche statistique, on extrait les points extrema susceptibles d'appartenir à une "ligne extrémale" *indépendamment les uns des autres*.

Donc la notion de "point extrema" *élude* le concept de "ligne extrémale", notion qui est pourtant essentielle.

Ce constat a conduit S.Riazanof à introduire l'approche structuraliste, qui est une démarche différente de la démarche statistique car elle s'intéresse en priorité à "la nature même" et à "la structure globale" d'une ligne extrémale, en proposant des procédés pour l'extraction directe de ces lignes.

Les outils de description généralement utilisés sont les listes dynamiques, les structures d'ensembles et les structures de chemins ou d'arbres.

Le processus d'extraction procède selon le paradigme "*hypothèse-test-validatin*" sur la base d'un modèle. Les hypothèses portent sur les éléments de structure devant être présents dans un contexte donné. L'analyse peut débuter et être relancée en cas d'échec sur des "points d'ancrage": des points sémantiquement forts (maximum local, minimum local... etc.) et elle utilise des techniques de représentation et d'exploration qui la rapproche de l'intelligence artificielle.

Il existe deux démarches structuralistes utilisant deux représentations, l'une dynamique et l'autre ensembliste.

Dans la représentation **dynamique**, la ligne extrémale sera décrite par une séquence de points construite par l'intermédiaire d'une *contrainte d'avance* dans l'image à partir d'un *point idéal*.

Pour l'extraction dynamique, l'idée de base est de définir une ligne extrémale comme un chemin ou une liste séquentielle. La construction de ce chemin se fait par un procédé dynamique; à partir d'un "point choisi", les autres points sont extraits de l'image par validation d'une certaine fonction appelée *contrainte d'avance* définie comme suit: à un point candidat, à ces voisins et à la direction d'un point appelé père (endroit d'où l'on vient) on associe la liste des points (où l'on va si on avance) appelés fils. Le point candidat est accepté comme faisant partie du chemin ou de la liste si et seulement si la liste de ses fils n'est pas vide; le processus continue ainsi en présentant comme nouveaux points candidats les fils.

Un point d'ancrage peut être un maximum local, un minimum local, un point haut (maximum local d'une zone concave), un point bas (minimum local d'une zone convexe) ou encore un col (point de croisement d'une crête et d'un thalweg).

Une *contrainte d'avance* peut être : Monter suivant la plus grande / faible pente, Descendre suivant la plus grande / faible pente, Descendre sur les points crêtes, ou encore Monter sur les points vallées.

Dans la notion de représentation **ensembliste**, l'objet visé n'est pas une somme d'éléments qu'il faudrait d'abord isoler et analyser, mais un ensemble; c'est à dire une forme, une structure. L'élément ne préexiste pas à l'ensemble, il n'est ni plus immédiat ni plus ancien, ce ne sont pas les éléments qui déterminent

l'ensemble, mais l'ensemble qui détermine les éléments.

Donc, cette approche vise à considérer l'image comme un ensemble structuré, et les structures existantes dans l'image peuvent être mises en évidence à l'aide de sous-ensembles dont il faut étudier les formes et les relations entre eux.

On distingue deux types de processus de construction dans ce cas: la morphologie mathématique et la prétopologie mathématique.

La morphologie mathématique est la théorie ensembliste de l'image dont "l'élément structurant" est le concept de base.

L'élément structurant est un "objet géométrique" pouvant être déplacé sur toute l'image.

On définit deux opérations élémentaires, l'une appelée "érosion" et l'autre la "dilatation".

A partir de ces deux opérations, on peut définir deux autres :

L'ouverture: Une érosion suivie d'une dilatation. Cette opération enlève les isthmes, les caps, et "arrondit" les formes.

La fermeture: Une dilatation suivie d'une érosion. Celle-ci élargit les isthmes, essaie d'arrondir les formes en englobant plus. Ces deux dernières opérations sont comparables aux notions topologiques, intérieur de X (plus grand ouvert contenu dans X) pour l'ouverture, et adhérence de X (plus petit fermé contenant X) pour la fermeture.

La prétopologie mathématique utilise ces deux derniers concepts en exploitant la notion de non idempotence pour réaliser des algorithmes itératifs convergents.

Conclusion :

Cette classification n'est ni exhaustive, ni complète. En effet, d'autres algorithmes existent (réseaux de neurone, ondelettes, multirésolution ...) et ne peuvent être classés par cette approche. Notons que ces méthodes segmentent des images en niveaux de gris et que les images couleur sont encore plus difficiles à segmenter et qu'elles nécessitent d'autres considérations pour pouvoir les traiter.

Bibliographie

R. ACHARYA, R. Wasserman, J. Stevens, and C. Hinojosa. Biomedical Imaging modalities: a tutorial. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 19(1):3-25, 1995.

Mohamed ARCHOUN.

Modélisation prétopologique de la segmentation par croissance de régions des images à niveaux de gris. Thèse doct Univ Claude Bernard Lyon 1 septembre 1993.

Nicholas AYACHE

Machine Vision for Medical Image Analysis and Virtual Surgery. Epidaure Project, Inria

Nicholas AYACHE

Medical Image Analysis. A challenge for Computer Vision Research. Projet EPIDAURE INRIA

Nicholas AYACHE

Medical computer vision, virtual reality and robotics. *Image and Vision Computing*, 13(4):295-313, 1995.

Franck. BLEUZEN.

Segmentation d'images spot. Evaluation de méthodes pour cartographier les milieux forestiers en zone tropicale.

DEA Sciences de l'information géographique. IGN - CTFT Septembre 89.

Jean Marc CHASSERY.

Représentation discrète, interprétation numérique et description des images: des concepts à l'application. Thèse doct. es sciences. Université scientifique et médicale de Grenoble Avril 1984.

J.P. COCQUEREZ, J. Devars.

Extraction de primitives dans les images aériennes de haute résolution.

E.N.S.E.A. Equipe de traitement d'images CERGY.

James S. DUNCAN, Senior Member, IEEE, and Nicholas Ayache, Member, IEEE

Medical Image Analysis : Progress over two decades and the challenges ahead

Hubert EMPTOZ, Nicole Vincent.
Vision, imagerie industrielle pour le contrôle.

Catherine GARBAY.
Cours de traitement d'images. Université scientifique et médicale de Grenoble, Institut national polytechnique de Grenoble. Mai 1982.

G. HERMAN.
3-D Display: a survey from theory to applications. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 17(4):231-242, 1993.

Jean-Michel JOLION.
Méthodologie de conception de systèmes d'analyse d'images: application à la microscopie électronique. Thèse doct. INSA Lyon 1987.

S. LAVALLEE.
Registration for computer integrated surgery: methodology, state of the art. In R. Taylor, S. Lavallée, G. Burdea, and R. Moesges, editors, *Computer Integrated Surgery*, pages 77-97. MIT Press, 1995.

Tim McINERNEY and Demetri Terzopoulos. Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey. *Medical Image Analysis*, 1(2):91-108, 1996.

W.J. NIESSEN, K.L. Vincken, and M.A. Viergever.
Comparison of multiscale representations for a linking-based image segmentation model.
In *Proceedings of MMBIA*, pages 263-272, June 1996.

Christophe ODET.
Architecture des systèmes de traitement numériques des images.

X. PENNEC.
L'incertitude dans les problèmes de reconnaissance et de recalage - Applications en imagerie médicale et biologie moléculaire (in French). PhD thesis, Ecole Polytechnique and INRIA, 1996.

PINON.
Analyse d'images et bases de données infographiques. Recueil de cours. INSA Lyon 1986.

William PRATT.

Digital image processing. Second edition 1991.

T. PUN, G. Gerig, and O. Ratib.

Image Analysis and Computer Vision in Medicine. Computerized Medical Imaging and Graphics, 18(2):85-96, 1994.

Azriel ROSENFELD, Avinash C.KAK.

Digital image processing. Second edition vol 2.

Nazha SELMAOUI.

Les lignes de crêtes dans les images à niveaux de gris. Contribution de la prétopologie et de la classification automatique à leur détection. Taxinomie des méthodes. Thèse doct. INSA Lyon. Nov 1992.

P.A. VAN DEN ELSEN, E.J.D. Pol, and M.A. Viergever.

Medical image matching - a review with classification. IEEE Engineering in Medicine and Biology, 12(4):26-39, March 1993.

J. WEST and al.

Comparison and evaluation of retrospective intermodality registration techniques. Computer Assisted Tomography, 1997.