

Ahmad El Allaoui et M'barek Nasri

Segmentation Évolutionniste d'Images Numériques

Applications aux Images Médicales



Notations

AE	Algorithme Évolutionniste
AG	Algorithme Génétique
CR	Croissance de Régions
CRE	Croissance de Régions Évolutionniste
LPE	Ligne de Partage des Eaux
LPEE	Ligne de Partage des Eaux Évolutionniste
KM	<i>Kmeans</i>
KME	<i>Kmeans</i> Évolutionniste
MM	Morphologie Mathématique
SE	Stratégie d'Évolution

Avant-propos

Le traitement d'images commence à être étudié dans les années 1920 pour la transmission d'images par le câble sous-marin allant de New York à Londres. Harry G. Bartholomew et Maynard D. McFarlane effectuent la première numérisation d'image avec compression de données pour envoyer des fax de Londres à New York. Le temps de transfert passe ainsi de plus d'une semaine à moins de trois heures. Il n'y a pas vraiment d'évolution par la suite jusqu'à la période d'après-guerre.

Le traitement du signal prend de l'importance vers la fin de la Seconde Guerre mondiale suite à l'arrivée du radar. La prospection pétrolière participe aussi beaucoup au développement des techniques de traitement du signal.

Le véritable essor du traitement d'images n'a lieu que dans les années 1960 quand les ordinateurs commencent à être suffisamment puissants pour travailler sur des images. Peu après, la redécouverte de la transformée de Fourier rapide (FFT) [COO 65] révolutionne le domaine, en rendant possible les manipulations du contenu fréquentiel des signaux sur ordinateur.

En 1980, David Marr formalise le premier la détection de contours de manière précise [MAR 80]. Au cours des années 1980, un véritable engouement se fait jour pour le traitement de l'image et surtout pour la compréhension de l'image par des systèmes experts.

La richesse et la qualité des informations fournies par le système visuel humain ont depuis très longtemps suscité l'intérêt des chercheurs, ce qui a donné naissance à un nouveau paradigme : vision artificielle. Le domaine de la vision artificielle s'est énormément développé et de nombreux systèmes de vision sont, de nos jours, utilisés dans des domaines d'applications très variés tels que le contrôle de qualité, la cartographie aérienne, le domaine médical, etc.

Les années 1990 sont témoin de l'amélioration constante des opérateurs. La recherche médicale devient un très gros demandeur en traitement d'images pour améliorer les diagnostics faits à partir des nombreuses techniques d'imagerie médicale. La technique reine étant l'*IRM*. Les publicitaires, puis le grand public se familiarisent avec le traitement d'images dans un objectif esthétique tel que la retouche d'image etc.

Enfin, la décennie s'achève sur l'engouement pour les ondelettes et les images multimodales.

Un système de vision artificiel permet une analyse et interprétation automatique de l'image. L'analyse a pour but de décrire de façon quantitative et qualitative les objets présents. Le système de vision artificiel est capable de saisir une image, extraire les informations intéressantes sur les objets de l'image et enfin interpréter ces informations pour décider d'une action.

De manière classique, l'information de bas niveau issue de la phase d'acquisition est transformée en une information de haut niveau où les formes et les structures sont décrites d'une manière synthétique. Cette transformation est obtenue par le passage de trois étapes essentielles qui sont : le pré-traitement, la segmentation et l'interprétation. Le traitement de bas niveau est consacré au traitement numérique au sens large, tels que le processus de filtrage, la segmentation et l'amélioration. Tandis que le traitement de haut niveau est dédié aux opérateurs d'analyse des images résultantes, tels que la description, la reconnaissance ou encore l'interprétation.

Le sujet de cet ouvrage entre dans le contexte général de la segmentation d'images. Fondamentalement, la segmentation est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la texture, l'intensité, la couleur, etc. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale [HAN 78] [BAI 01]. La segmentation d'images constitue une pierre de base de tout système de vision. Elle constitue depuis quelques années un axe très important de recherche. Elle joue un rôle primordial dans le processus d'analyse d'images, elle est réalisée avant l'étape d'analyse et de prise de décision. Elle a pour objectif de fournir une description et d'extraire les informations caractéristiques contenues dans l'image. Elle permet le passage d'une représentation en intensité lumineuse à une représentation symbolique.

La segmentation d'images est considérée comme un problème ouvert, non encore résolu. Il est classé parmi les problèmes les plus difficiles dû à sa complexité. Il existe plusieurs approches de segmentation : segmentation par classification, par seuillage, par région, par contour et enfin par coopération région-contour. Pour une image donnée, il existe plusieurs segmentations possibles. Une bonne méthode sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Pour cela plusieurs méthodes ont été proposées et même implémentées y compris les algorithmes évolutionnistes.

Les algorithmes évolutionnistes (algorithme génétique et stratégie d'évolution) sont des algorithmes généraux d'optimisation applicables à une grande variété de problèmes. Ils sont apparus dans le but de résoudre aux mieux des problèmes d'optimisation. Ils sont généralement inspirés de la nature : de la biologie. L'application des algorithmes évolutionnistes en segmentation d'image a connu une évolution particulière ces dernières années grâce aux avancées technologiques en matière de calcul.

Les travaux présentés dans ce livre constituent des contributions au développement des méthodes de segmentation. Ils sont répartis en trois approches :

- Optimisation de la segmentation par classification de pixels par stratégie d'évolution ;
- Optimisation de la segmentation par croissance de régions *CR* ;
- Optimisation de la segmentation par contour.

Le premier chapitre est introductif et présente les notions de base du traitement d'images. Il s'agit de l'image numérique, ses types et ses caractéristiques, en particulier les images médicales (de rayons *X*, de type *IRM*...). Ces dernières seront utilisées pour valider nos contributions. L'acquisition, le pré-traitement, la segmentation, l'analyse et l'interprétation d'image sont les étapes principales du traitement d'images présentées dans ce chapitre.

Le second chapitre décrit l'approche de la segmentation d'images et ses problématiques. Nous commençons par définir la nature et les objectifs de la segmentation d'images. Nous présentons en détail les trois méthodes principales de segmentation telles que la segmentation par approche pixel, la segmentation par approche région et la segmentation par approche contour. Nous présentons les avantages, ainsi que les inconvénients de ses méthodes de segmentation. Enfin, nous illustrons la relation entre les méthodes de segmentation d'images et les algorithmes évolutionnistes.

Dans le troisième chapitre, nous présentons les concepts de base des méthodes évolutionnistes (algorithmes génétiques *AG* et stratégies d'évolution *SE*). Ces dernières sont des outils puissants d'optimisation globale des problèmes non linéaires. Dans un premier temps, nous abordons les algorithmes génétiques. Dans un deuxième temps, nous présentons les stratégies d'évolution. Puis, nous détaillons les caractéristiques essentielles qui distinguent ces approches des méthodes traditionnelles d'optimisation. Ensuite, nous représentons la différence entre les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution. Enfin, nous exposons les étapes de la mise en œuvre de ces algorithmes ainsi que les techniques les plus utilisées dans ces algorithmes.

Le quatrième chapitre présente des améliorations des performances de l'algorithme *Kmeans* par stratégie d'évolution en vue de surmonter ses inconvénients. En premier lieu, nous rappelons l'algorithme *Kmeans*. Puis, nous proposons un nouveau algorithme *Kmeans* évolutionniste *KME*. Ce dernier élimine les deux inconvénients de *KM*. Les approches de segmentation d'images par classification de pixels sont des méthodes de segmentation globales basées sur la classification des données. Nous appliquons l'algorithme *KME* proposé dans la segmentation d'images.

Dans le cinquième chapitre, nous proposons deux méthodes de segmentation basées sur la croissance de régions *CR* et les algorithmes évolutionnistes. Dans un premier temps, nous rappelons l'algorithme de croissance de régions *CR*. Ce dernier souffre de l'initialisation des points de départ (germes), de l'ordre de parcours des points voisins des germes et du problème de seuil. Ensuite, nous présentons des améliorations à cet algorithme basées sur les algorithmes évolutionnistes. Nous avons conçu deux nouveaux algorithmes : le premier est la croissance de régions évolutionniste *CRE* qui surmonte les inconvénients d'initialisation et d'ordre. Le deuxième élimine le problème du seuil.

La segmentation par ligne de partage des eaux *LPE* est une méthode rapide, robuste et très utilisée en traitement et analyse d'images. Mais, elle présente l'handicap de la sur-segmentation. Dans le sixième chapitre, nous présentons deux solutions pour surmonter cet inconvénient. La première est basée sur la morphologie mathématique. La deuxième est basée sur les algorithmes évolutionnistes, notée *LPEE*. Les performances de ces méthodes sont validées sur des images médicales.

Chapitre 1

Image numérique

1.1 Introduction

Le domaine du traitement d'image a connu un progrès considérable grâce au développement de différentes techniques telles que le traitement du signal, la morphologie mathématique, l'intelligence artificielle, les approches évolutionnistes, la logique floue, la théorie des graphes, etc. Les domaines d'application du traitement d'images sont très vastes :

- Le milieu industriel (contrôle de qualité et suivi des processus de fabrication) ;

- La télésurveillance et gestion des alertes (l'analyse des séquences d'images permet d'identifier les incidents survenus dans une zone sous surveillance) ;

- L'imagerie médicale (diagnostic, localisation et suivis des maladies) ;

- L'imagerie satellitaire (la météorologie, le suivi des récoltes, l'aménagement des territoires, la prédiction et l'évaluation de catastrophes naturelles ou industrielles) etc.

La vision artificielle ou vision assistée par ordinateur (V.A.O) symbolise toute la chaîne visuelle partant de l'image brute jusqu'à l'interprétation de son contenu. Il existe donc un aspect décisionnel très important lors de la phase de la compréhension, d'où l'interaction avec l'intelligence artificielle.

Le traitement d'images se définit comme un ensemble de tâches destinées à extraire de l'image des informations qualitatives et quantitatives. Ces dernières seront transmises au module d'un niveau supérieur. Le traitement d'image est né de l'idée et de la nécessité de

remplacer l'observateur humain par la machine [COC 95]. Les étapes d'une chaîne de vision par ordinateur sont, figure 1.1 :

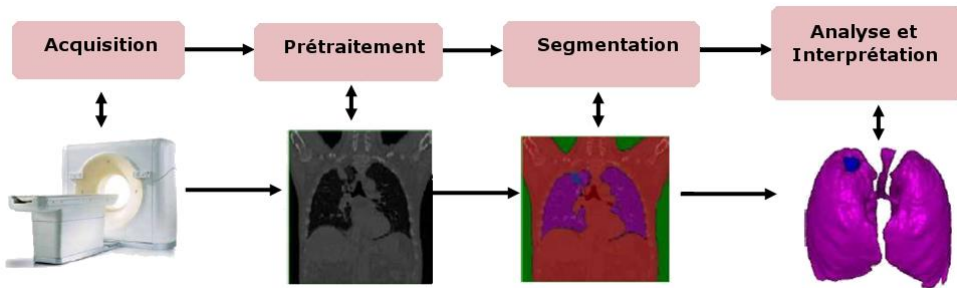


Figure 1.1 – Les étapes d'un système de vision artificielle.

– Étape d'acquisition d'image : c'est la transformation de la réalité (scène ou document) en fichier informatique ;

– Étape de pré-traitement : consiste à améliorer la qualité de l'image acquise. Elle permet l'élimination de bruit ou de rehausser le contraste ;

– Étape de segmentation : a pour objectif de diviser l'image en zones homogènes appelées régions selon certains critères (intensité, couleur, texture...) [EHR 03]. La description de cette dernière fera l'objet du chapitre 2. Cette étape peut être suivie par une étape facultative de post traitement qui consiste à raffiner la segmentation afin d'améliorer les résultats obtenus ;

– Étape d'interprétation : consiste à extraire l'information sémantique de l'image en identifiant les différents objets qui la constituent.

1.2 Qu'est-ce qu'une image numérique ?

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé généralement dans un espace tridimensionnel. Son élaboration résulte de la volonté de proposer une entité observable par l'œil humain. Ceci explique d'une part son aspect planaire et d'autre part le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image (pixel) soit transcrite en niveaux de gris ou en couleur [COC 95] [TOD 10].

Une image réelle est obtenue à partir d'un signal continu bidimensionnel pris par un outil d'acquisition (appareil photo, caméra vidéo ou autres). La représentation des signaux continus sur un ordinateur est impossible, on travaille alors sur des valeurs discrètes.

Une image numérique est définie comme un signal fini bidimensionnel échantillonné à valeurs quantifiées dans un certain espace de couleurs. Elle est constituée d'un ensemble de points (pixels).

L'acquisition d'image est la transformation de la réalité (scène ou document) en fichier informatique. Elle est faite par des capteurs que l'on appelle plus spécifiquement Capteur à Charges Défiante (Charge Couple Device) *CCD*. La lumière est projetée sur le *CCD* qui convertit ces informations en données numériques. Cette étape consiste à prendre des images issues de différentes sources et de les transférer sur ordinateur.

Les scanners et les appareils photos numériques ou caméras vidéo utilisent généralement le principe des capteurs *CCD*. La qualité de numérisation dépend entre autre de la qualité de résolution de ces appareils. Un capteur de rayons *X* mesure la quantité de rayonnement transmise par l'organe (imagerie médicale) ou la pièce (contrôle d'inspection) [KUN 93].

Afin d'être traitée par ordinateur une image doit être numérisée. La numérisation d'une image consiste à traduire cette image en tableau de nombres. Ce processus est décomposé, en général, en trois opérations [MAR 87] : Balayage, échantillonnage et quantification. Ainsi, l'image se présente sous la forme d'une matrice I de M lignes et P colonnes, figure 1.2. Chaque élément $I(i, j)$ représente un pixel de l'image. La valeur de ce dernier est associée à l'intensité du point (niveau de gris) : 0 pour le noir et N pour le blanc (souvent $N = 255$) [RUS 11] [RUS 07].

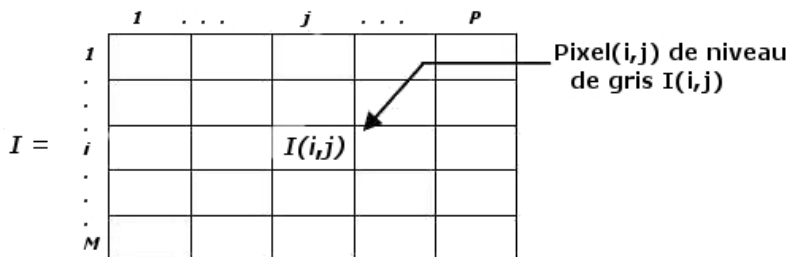


Figure 1.2 – Image numérique (ensemble de pixels).

On peut conclure qu'une image est définie par :

- Le nombre de pixels qui la composent en largeur et en hauteur ;
- L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel (on parle de dynamique de l'image).

A partir d'une image numérique, il convient d'extraire les informations les plus pertinentes en regard de l'application concernée, de les traiter puis de les interpréter. Le terme générique d'analyse d'images désigne l'ensemble de ces opérations. Un codage sur k bits, par exemple, permet de définir 2^k niveaux de gris. Avec $k = 6$, on aboutit à 64 niveaux de gris, ce qui est approximativement le pouvoir de discrimination de l'œil humain.

Il existe trois types d'images numériques qui sont :

- Les images binaires ;
- Les images en niveaux de gris ;
- Les images en couleur ou *RGB*.

1.2.1 Images binaires (noir ou blanc)

Une image binaire est une image pour laquelle chaque pixel ne peut avoir pour valeur que 0 pour le noir ou 1 pour le blanc. C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner un texte lorsque celui-ci est composé d'une seule couleur [BOV 09]. La figure 1.3a montre une image binaire abdominale de rayons X.

1.2.2 Images en niveaux de gris

Un pixel de l'image en niveau de gris (ou image d'intensité) est un entier compris entre 0 et 255. Les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 représente le blanc (intensité lumineuse maximale) [BOV 09]. La figure 1.3b montre une image en niveau de gris d'une coupe abdominale prise par un scanner de rayons X.

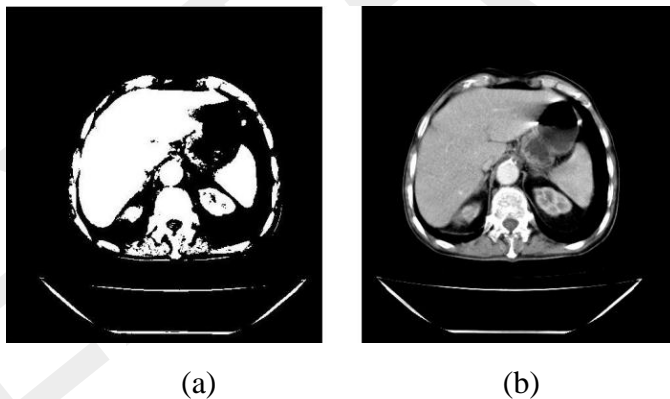


Figure 1.3 – Coupe abdominale prise par un scanner de rayons X : (a) Image binaire.
(b) Image en niveau de gris.

1.2.3 Images en couleurs

L'image couleur est la superposition de trois couleurs de base. Il existe plusieurs modes de représentation de la couleur. Le plus utilisé pour le traitement des images numériques est l'espace couleur Rouge, Vert, Bleu (*RVB*). On définit, alors un plan de niveau de gris pour chacune des trois couleurs.

Cet espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs. Chaque pixel est défini par une couleur. Cette dernière est le résultat d'un mélange de trois valeurs en niveau de gris des composantes (RVB), figure 1.4.

Dans les images en niveaux de gris, la valeur d'un pixel est codée sur un seul canal et correspond à son intensité lumineuse. Une image numérique $2D$ est une approximation de l'image réelle formée par la projection de la scène $3D$ sur le plan image (plan correspondant à la surface photosensible du capteur ayant acquis l'image). La qualité d'une image numérique dépend de sa résolution (c'est-à-dire du nombre de pixels dans l'image) et de la quantification de son intensité lumineuse, à savoir le nombre de bits utilisé. Pour des images en niveaux de gris, l'intensité d'un pixel est codée sur un octet (8 bits) on a alors $2^8 = 256$ nuances de gris possibles. Pour des images RVB, l'intensité lumineuse est codée sur trois octets (24 bits) soit $2^{24} = 16777216$ couleurs possibles [VEL 08].



Figure 1.4 – Exemple d'image en couleur.

1.2.4 Distance

Tout pixel d'une image est caractérisé par un couple de coordonnées (x, y) . On peut donc calculer des distances entre pixels. Les distances les plus courantes sont (pour deux pixels $P(x_p, y_p)$ et $Q(x_q, y_q)$) :

– distance de Manhattan :

$$d_1(P, Q) = |x_p - x_q| + |y_p - y_q| \quad (1.1)$$

– distance euclidienne :

$$d_2(P, Q) = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2} \quad (1.2)$$

– distance de l'échiquier :

$$d_{\text{inf}}(P, Q) = \text{Max}(|x_p - x_q|, |y_p - y_q|) \quad (1.3)$$

Ces distances sont reliées par la propriété :

$$d_{\text{inf}}(P, Q) \leq d_2(P, Q) \leq d_1(P, Q) \quad (1.4)$$

1.2.5 Voisinage d'un pixel

On appelle voisinage d'ordre k du pixel P noté $V_k(P)$ l'ensemble des pixels Q qui entourent le pixel concerné, figure 1.5. C'est une fenêtre de dimension impaire ($3*3, 5*5, \dots$) défini par [RUS 11] :

$$V_k(P) = Q : 0 < d(P, Q) \leq k \quad (1.5)$$

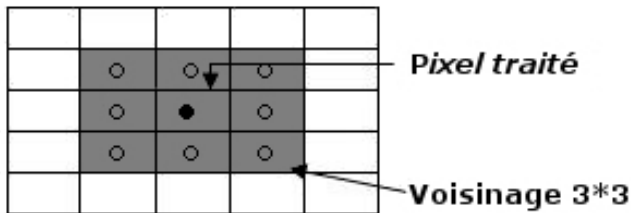


Figure 1.5 – Voisinage d'un pixel.

1.2.6 Ordre de connexité

Il existe principalement deux ordres de connexité : 4 et 8. Ce nombre correspond à la taille du plus petit voisinage non vide d'un pixel. Un pixel a 4 voisins directs si l'on choisit la distance d_1 , et il en a 8 dans le cas de la distance d_{inf} , figure 1.6.

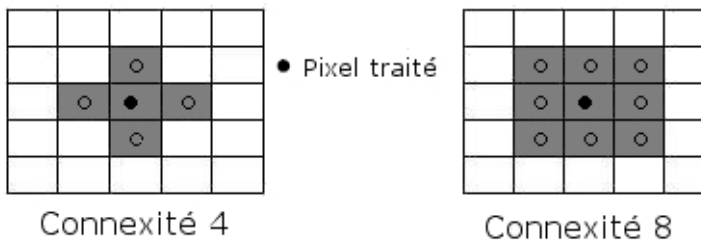


Figure 1.6 – Connexités 4 et 8.

1.2.7 Bruit

C'est une altération (déformation) de l'image pouvant être causée par les processus d'acquisition, de transmission ou de stockage. Généralement, le bruit est caractérisé par une moyenne et par une variance [AUB 06]. Les sources de ce dernier sont les étapes de formation des images numériques (l'acquisition, la numérisation et la transmission). Ces sources induisent des fluctuations aléatoires de la valeur des pixels, d'où l'apparition des bruits gaussiens et des bruits impulsionsnels [RUS 11]. La figure 1.7 présente une image bruitée par un bruit gaussien.

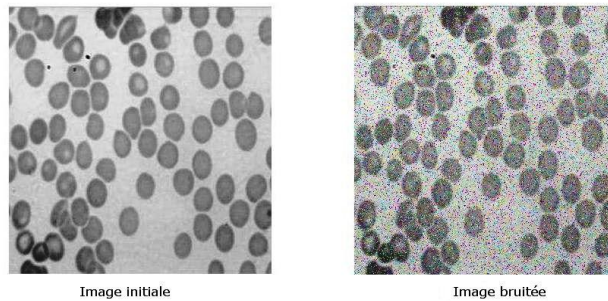


Figure 1.7 – Exemple d'image avec et sans bruit gaussien.

1.2.8 Image de texture

Dans le domaine de traitement d'images, plusieurs définitions de la texture sont proposées. Haralick [HAR 79] définit la texture comme étant un phénomène à deux dimensions : la première concernant la description d'éléments de base ou primitives (motif) à partir desquels est formée la texture, la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives. Unser [UNS 84] décrit la texture comme une structure disposant de certaines propriétés spatiales homogènes et invariantes par translation. La Figure 1.8 illustre un exemple d'image texturée.

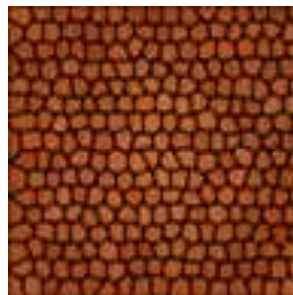


Figure 1.8 – Exemple d'image texturée.

1.3 Histogramme d'une image

1.3.1 Définition

L'histogramme des niveaux de gris d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris. En abscisse, sont représentés les niveaux de gris de 0 à N_g (N_g est le nombre de niveaux de gris de l'image). En ordonné, est affiché le nombre de pixels affecté par chaque niveau de gris.

L'histogramme permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image, ce qui est communément appelé la dynamique de l'image [RUS 11].

1.3.2 Égalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme est une méthode de transformation non linéaire de l'image. Elle consiste, d'une part, à améliorer l'aspect visuel de l'image, et d'autre part à équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique. Idéalement, on cherche à obtenir un histogramme plat [RUS 11].

La figure 1.9 présente un exemple d'égalisation d'histogramme d'une image I quantifiée sur 256 niveaux de gris, puis égalisée à 16 valeurs.

1.4 Images médicales

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années, puisqu'elle a vu l'irruption de la machine. Le médecin demeure lecteur et arbitre, mais c'est l'informatique qui révèle l'anatomie.

