

THESE

Présentée par

Márcio PORTES DE ALBUQUERQUE

Pour obtenir le titre de

Docteur de l'Institut National Polytechnique de Grenoble
(arrêté ministériel du 30 mars 1992)

Spécialité : Physique

ANALYSE PAR TRAITEMENT D'IMAGES

DE

DOMAINES MAGNETIQUES

Soutenue le: 14 février 1995

Composition du Jury :

Président : J. L. Lacoume

Rapporteurs : J. M. Chaix

J. R. Iglesias

J. L. Porteseil

P. Molho

Thèse préparée au Laboratoire de Magnétisme Louis Néel.

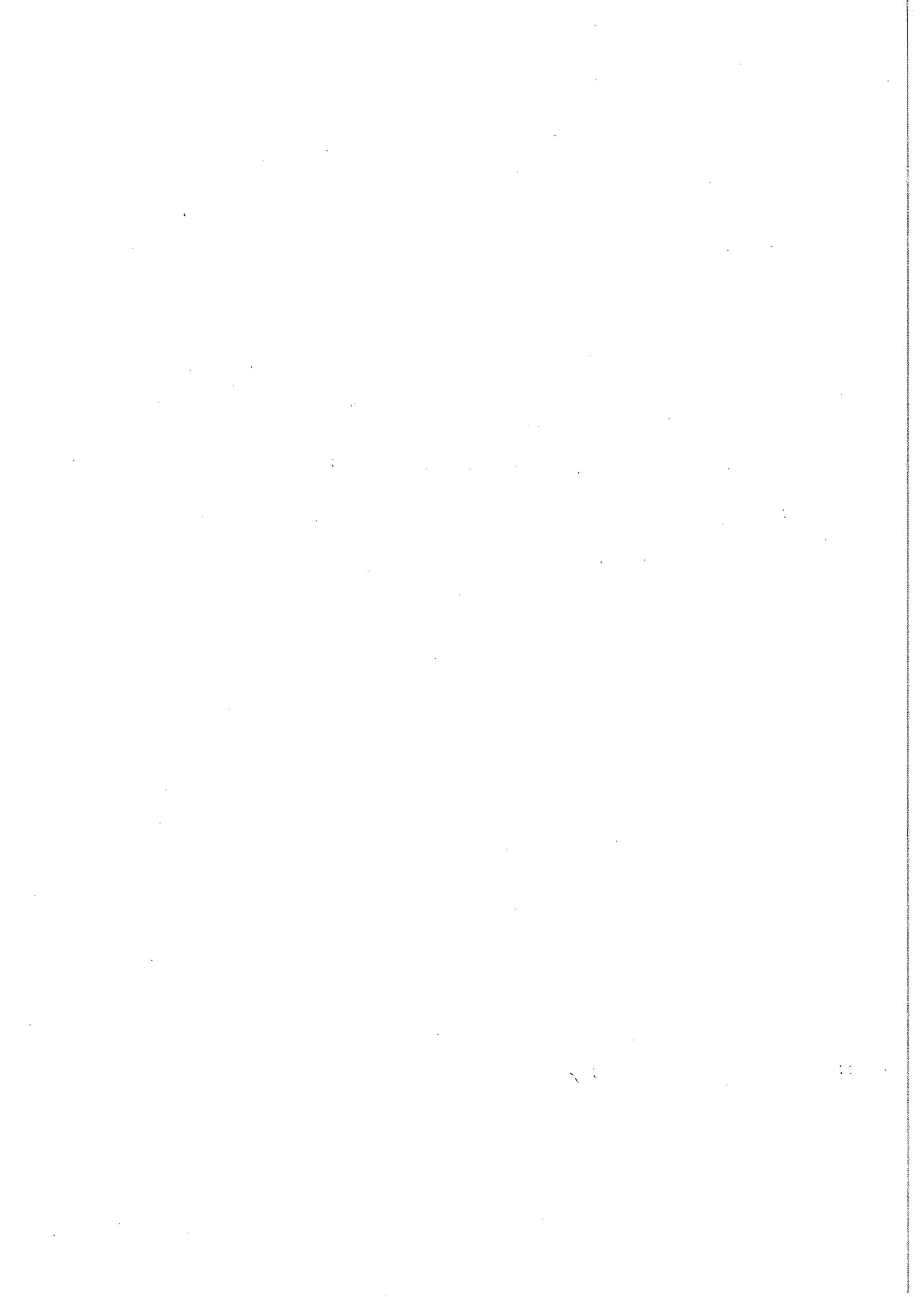
C.N.R.S. - Grenoble

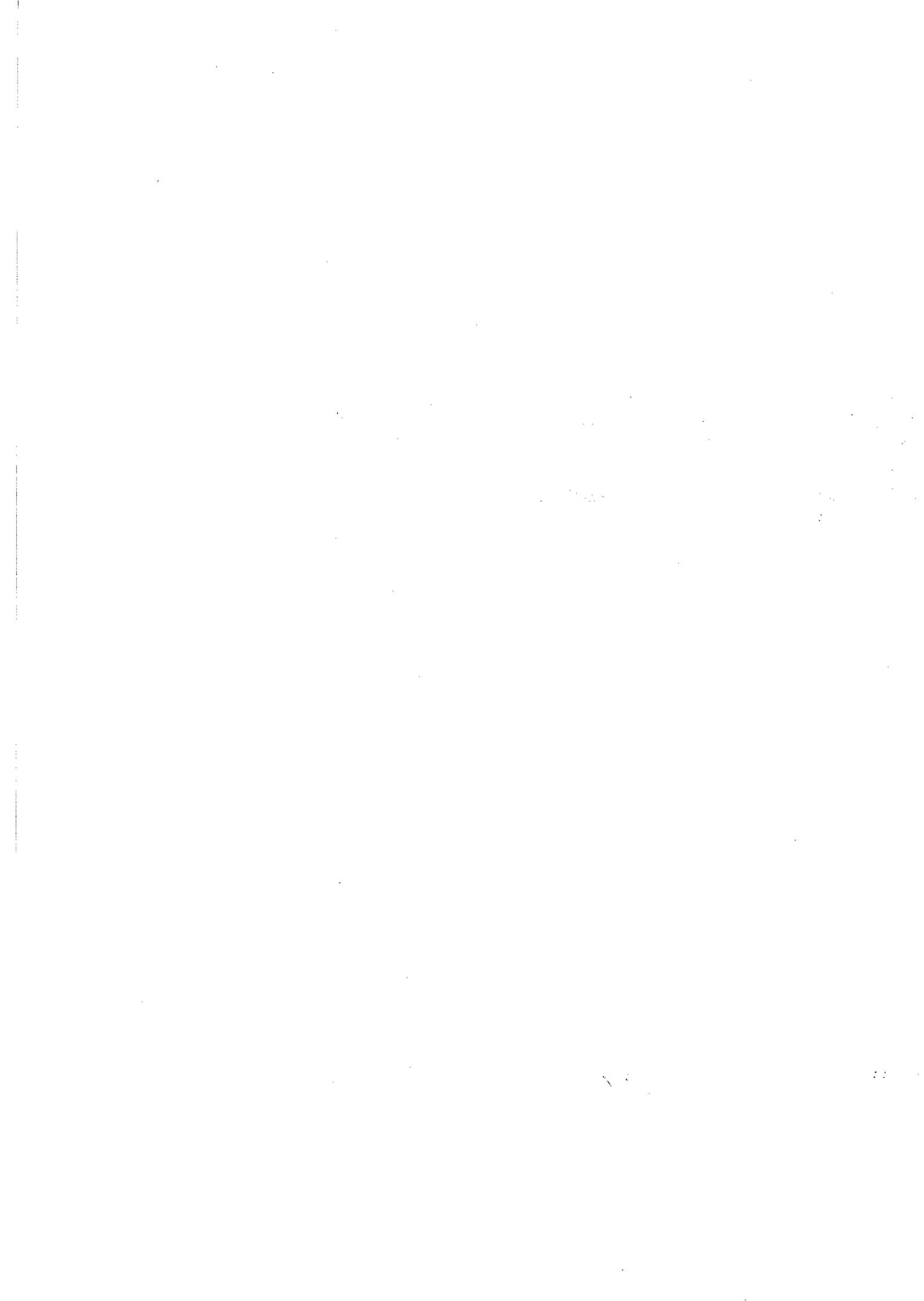
1. The first part of the document discusses the importance of maintaining accurate records of all transactions and activities. It emphasizes the need for transparency and accountability in financial reporting.

2. The second part of the document outlines the various methods and techniques used to collect and analyze data. It includes a detailed description of the experimental procedures and the statistical tools employed.

3. The third part of the document presents the results of the study, showing the trends and patterns observed in the data. It includes several tables and graphs to illustrate the findings.

4. The final part of the document discusses the implications of the results and provides recommendations for future research. It also includes a conclusion and a list of references.





REMERCIEMENTS

Au terme de la rédaction de ma thèse, je me tourne un instant vers le passé et je tente de mesurer le chemin parcouru depuis mes débuts d'étudiant. Il fut long, erratique et parfois laborieux, et je ne peux m'empêcher de penser avec émotions à tous ceux qui ont de près ou de loin contribué à la naissance et à l'aboutissement de ma vocation scientifique. Les parents, les amis, professeurs ou collègues, tous ont été pour moi une source constante d'encouragements, de soutien et de connaissance.

Cette thèse a été effectuée au laboratoire de magnétisme Louis Néel du C.N.R.S. de Grenoble, que dirige Monsieur Dominique Givord. Je le remercie de m'y avoir accueilli. Je remercie également Monsieur Amós Tropper, directeur du Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas du CNPq au Brésil, institut auquel j'appartiens, pour m'avoir permis de réaliser le présent travail.

Je remercie Monsieur Jean Louis Lacoume pour l'honneur qu'il me fait de présider le jury de cette thèse. Je remercie également Messieurs José Roberto Iglesias, Jean Marc Chaix et Jean Louis Porteseil pour l'honneur qu'ils me font d'avoir accepté de faire partie de ce jury.

Le thème de cette thèse a été proposé par Pierre Molho, qui en a assumé la responsabilité et l'a dirigé avec un intérêt et un enthousiasme constants. Au cours de

nombreuses discussions, il a su me faire partager ses connaissances, sa rigueur et sa méthode. J'ai également beaucoup apprécié ses profondes qualités humaines ainsi que l'amitié qu'il m'a toujours témoignés. Elles m'ont permis de travailler à tout instant dans une atmosphère de compréhension mutuelle, pour ma part admirable. Qu'il reçoive ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je suis également profondément reconnaissant envers Rafik Ballou et Yves Souche pour leur amitié, leur disponibilité et le soutien moral qu'il m'ont toujours apportés.

J'ai bénéficié tout au long de cette thèse de l'aide d'un grand nombre de personnes, chercheurs, ingénieurs et techniciens dont l'enthousiasme et le professionnalisme m'ont été précieux. Je pense en particulier à Yvette Ranc, Enrick Olive, Olivier Martinet et Pierre Antoine Petit pour ne citer que ceux que j'ai côtoyé le plus fréquemment car la liste serait longue. Cependant que tous soient assurés de ma profonde amitié pour l'environnement favorable qu'ils ont créé et qui a facilité l'aboutissement de ce travail, bien que leur noms ne figurent pas individuellement dans cette page.

Je remercie le "Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico" - (CNPq au Brésil) qui m'a accordé la bourse d'études qui m'a permis de réaliser ce travail. *Eu não poderia esquecer de agradecer dentro desta longa lista aos colegas do Brasil, que continuaram durante estes 4 anos o trabalho no CBPF : Marcelo, Marcus, Gustavo, Nilton, Marita, Ricardo, Jabur, Armando, ...*

Je tiens aussi à remercier vivement toute la famille Lelièvre-Berna, pour leur constante présence, tout spécialement mon "frère-français" Eddy, avec qui j'ai partagé la passion commune de l'informatique. Je pense également aux familles Machado, Bertholon-Cathala, et DaCosta avec lesquelles j'ai passé de très bons moments en France.

Enfin, à Monica Schubert de Souza qui m'a toujours encouragé avec beaucoup d'intelligence et d'amitié, dans les différentes situations que nous avons rencontrés ensemble en France. Je ne saurais jamais trouver les mots suffisamment forts pour exprimer ma profonde reconnaissance à tout ce qu'elle a fait.

Alors en toute simplicité, je veux lui dire : "Merci Monica".

TABLE DE MATIERES

INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE I : TRAITEMENT D'IMAGES.....	7
1.1 ● Généralités.....	10
1.1.1 - Éléments d'une chaîne de traitement	10
1.1.2 - Discrétisation.....	12
i - Pixel et maillage carré	13
ii - Connexité.....	14
iii - Distances	14
iv- Numérisation en amplitude.....	17
1.2 ● Amélioration d'images.....	18
1.2.1 - Basée sur l'histogramme (approche statistique).....	18
1.2.2 - L'accumulation d'images.....	20
1.2.3 - Noyaux de convolution	21
i - Détermination de masques par la représentation en fréquences.....	22
1.2.4 - Le Filtre médian	24
1.3 ● Analyses Quantitatives.....	25
1.3.1- Segmentation.....	25
i - Le seuillage.....	25
ii - Le contour.....	27
ii.1 - Gradient.....	27
ii.2 - L'approche locale par des segments.....	29
ii.3 - L'approche globale : la Transformée de Hough.....	30
iii - La correction de l'illumination.....	32
1.3.2 - La forme	34
i - Les Descripteurs de Fourier.....	34

ii - L'approche par la morphologie mathématique	36
iii - Le squelette	38
iv - La Reconnaissance	40
iv.1 - Paramètres et espace de mesures.....	40
iv.2 - Apprentissage - classification.....	41
1.3.3 - Densitométrie	44
1.4 ● Systèmes de mesure dédiés au magnétisme.....	46
1.4.1 - Les effets magnétooptiques.....	47
1.4.2 - Analyses et observations	49
1.5 ● Conclusion.....	50

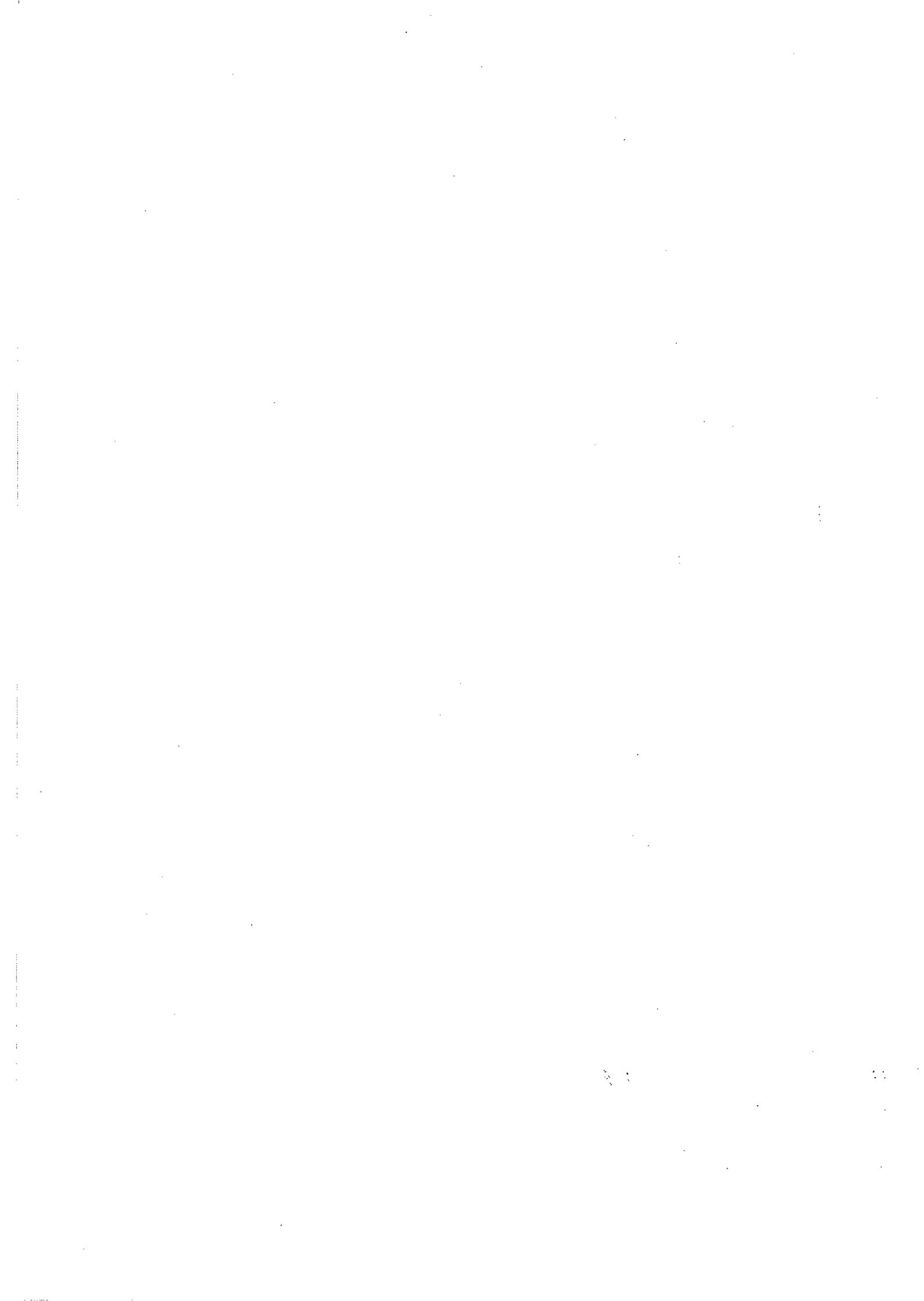
CHAPITRE II : STRUCTURE CELLULAIRE MAGNÉTIQUE..... 53

2.1 ● Structure magnétique bidimensionnelles.....	56
2.1.1 - Le grenat.....	56
2.1.2 - Structure en domaines	57
2.1.3 - Les bulles magnétiques	59
2.1.4 - Structure cellulaire et grossissement.....	60
i - L'effet mémoire.....	67
2.2 ● Analyse de l'image.....	69
2.2.1 - Le montage expérimental	69
2.2.2 - L'acquisition et stockage.....	71
2.2.3 - La description topologique - Image Reconstituée	72
i - La squelettisation et la recherche des nœuds.....	73
ii - Détermination des voisins	75
iii - l'approche par les cellules	78
2.3 ● Analyse de l'évolution.....	78
2.3.1 - Evolution de l'aimantation - Relaxation	79
2.3.2 - Nœuds et Cellules.....	86
i - Nombre de nœuds et surface de cellules	86
ii - Petites bulles.....	89
iii - Suivi des nœuds.....	92
iv - Allongement des cellules.....	94
2.4 ● Conclusion.....	95

CHAPITRE III : MODULATIONS D'UN FILM DE FERROFLUIDE..... 99

3.1 ● Le ferrofluide.....	99
----------------------------------	-----------

3.2 ● L'instabilité de surface.....	101
3.3 ● Expérience - montage expérimental.....	103
3.4 ● Le réseau de bulles.....	105
3.4.1 - Détermination de la période du réseau.....	106
3.4.2 - Mesures d'épaisseurs.....	110
i - Illumination de fond - Image référence.....	111
ii - Corrections de réflexions.....	114
iii - Analyse du profil.....	114
iv - Considérations Pratiques.....	119
3.5 ● Conclusion.....	120
CHAPITRE IV: RÉSEAUX D'AIGUILLES AIMANTÉES.....	123
4.1 ● Les réseaux de boussoles.....	124
4.2 ● Analyse de l'image.....	126
4.2.1 - Le montage expérimental.....	126
4.2.2 - Détermination des positions.....	128
4.2.3 - Recherche de l'orientation.....	129
4.2.4 - Amélioration de la précision.....	130
4.2.5 - Les autres réseaux périodiques.....	131
4.2.5 - Le réseau quasi-cristal.....	133
4.3 ● Conclusion.....	134
CONCLUSION.....	137
ANNEXE A : NOYAU DE CONVOLUTION.....	141
A.1 ● Moyenneur, Gaussien et Passe Haut.....	141
A.2 ● Image de référence.....	144
ANNEXE B : FORMAT D'IMAGES.....	146
B.1 ● Le format TIFF.....	148
LISTE DE FIGURES.....	150
REFERENCES.....	152
RESUMES.....	156



INTRODUCTION

L'analyse quantitative et l'interprétation des images jouent aujourd'hui un rôle important dans diverses disciplines scientifiques, comme la science des matériaux, la biophysique, la médecine, la physique de la matière condensée etc. La diversité des applications du traitement d'images vient du fait que c'est en réalité, d'une façon plus générale, une analyse de l'information, et en ce sens elle est commune à différents domaines. Une image contient une immense quantité d'informations qui un observateur humain interprète souvent globalement et qualitativement. Rendre l'analyse quantitative et réalisable par une machine est une tâche difficile. Traiter une image consiste à la transformer afin de rendre plus accessible le contenu informationnel que l'on désire en extraire. Cette transformation va dans le sens d'une interprétation croissante du contenu informationnel, en commençant par ce qui est proche du signal numérique (le bas niveau) jusqu'à ce qui concerne une action ou une mesure (le haut niveau). Concevoir et mettre au point des techniques de traitement d'images appliquées à la physique expérimentale est une tâche compliquée : l'image représente le système observé dans son ensemble et on doit décrire à partir de l'information visuelle, les grandeurs physiques qui gouvernent les phénomènes étudiés. Ces dernières années ont vu apparaître de nombreuses applications qui vont encore sans doute continuer dans les années à venir. Les recherches tournées vers la reconnaissance, la classification et la vision par ordinateur ont sans doute contribué énormément à l'apparition de nouvelles techniques, algorithmes et architectures ; on les remarque à l'heure actuelle par l'apparition de systèmes puissants d'analyse d'image. L'implémentation de méthodes d'analyse de signaux et d'images dans des systèmes simples, du type micro ordinateurs, les a rendu accessibles aux laboratoires de

recherche traditionnels, où ils sont devenus des outils complémentaires des autres moyens expérimentaux.

Depuis quelques années le traitement d'images est très utilisé en physique du solide pour améliorer l'observation de phénomènes mais également comme outil de mesure. Au laboratoire Louis Néel on s'intéresse, entre autres, à des aspects "macroscopiques" du magnétisme : structures en domaines (réseaux cellulaires, réseaux de bulles, bandes parallèles, etc), déplacements de parois, structures dans un liquide magnétique etc. L'étude de la dynamique et de l'évolution de ces organisations dans les matériaux magnétiques est contrôlée par un paramètre extérieur d'accès facile, le champ magnétique.

Dans cette étude on s'intéresse essentiellement à trois systèmes magnétiques : la structure en domaines dans une couche de grenat magnétique, les modulations d'épaisseur dans un film de ferrofluide et des réseaux d'aiguilles aimantées en interactions. D'un certain point de vue, toutes ces structures sont équivalentes à des domaines magnétiques. Elles sont gouvernées par une compétition entre différents termes d'énergie, d'une part des énergies de type dipolaire d'autre part des termes d'énergies qui dépendent plus spécifiquement du système étudié : énergie parois, tension de surface... La présence d'interactions dipolaires à longue portée, conduit à l'existence de nombreux états métastables (état dans lequel le système est piégé dans un minima local d'énergie) et à des phénomènes d'hystérésis. Suivant les variations du champ, le système peut rester confiné dans un puits d'énergie, et y évoluer réversiblement, ou franchir irréversiblement des barrières d'énergie. Son état ne dépend pas uniquement de la valeur des paramètres extérieur, mais également de l'histoire de l'échantillon. Il faudra de nombreux paramètres pour caractériser le système, ce qui peut rendre complexe l'analyse de son évolution.

Une caractéristique de ces systèmes, qui résulte dans la compétition entre les termes d'énergie, est l'existence d'une longueur caractéristique dans les structures observées : c'est la taille des domaines dans le grenat, la distance entre modulations dans le ferrofluide, la longueur de lignes dans le réseau d'aiguille aimantées.

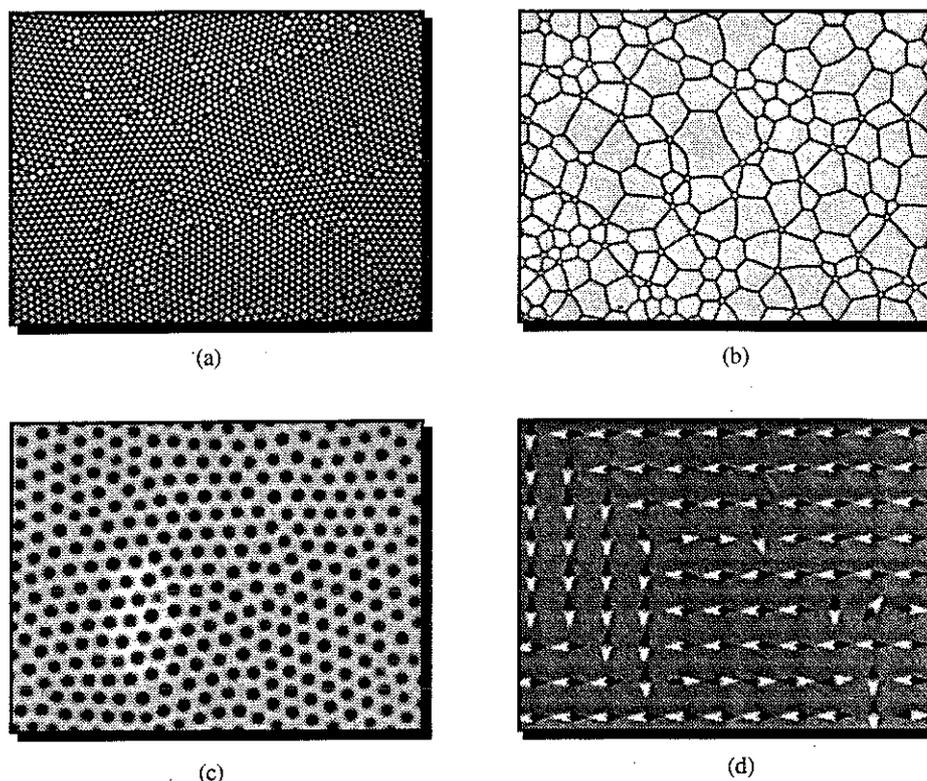


Figure 1 - Différents systèmes magnétiques étudiés. (a) Réseau de bulles dans un film de grenat. (b) Structure cellulaire magnétique. (c) Réseau de bulles dans un film de ferrofluide. (d) Réseau d'aiguilles aimantées en interaction.

Ces structures magnétiques peuvent être visualisées, soit directement, soit par diverses techniques selon le système (effets magnétooptiques, analyse d'absorption,...). On doit effectuer dans l'image une série d'analyses pour dégager les propriétés physiques et les associer aux énergies du système étudié. Un certain nombre de difficultés pratiques se posent et on est amené généralement à résoudre des problèmes classiques de traitement d'image (acquisition, correction d'illumination, segmentation, filtrages, ...) et à développer des méthodes d'analyse spécifiques adaptées aux divers systèmes expérimentaux. L'analyse est très dépendante de ce que l'on cherche à caractériser dans l'image. Il n'existe pas une approche générique qui puisse fonctionner sur tous types d'images. Néanmoins il existe des méthodes ou des techniques de traitement qui peuvent être appliquées à différents types d'images. On peut également, dans un système de traitement dédié, effectuer différentes procédures de prétraitement de l'image, et rendre plus simple le travail à réaliser sur l'image proprement dite.

Le plan de cette thèse est le suivant :

◆ Le chapitre 1 est dédié au traitement d'images en lui même. On y détaille des aspects et des techniques importantes d'analyse d'une image. Le traitement d'image étant un domaine de recherche en lui même et très vaste, nous avons été conduit certainement à faire des choix en ce qui concerne les techniques présentées dans ce chapitre : il a été conçu dans le but de donner une vision assez générale des concepts propres au traitement d'images. Ces techniques sont très utilisées à l'heure actuelle et on les retrouve couramment intégrées dans les systèmes de traitement d'images modernes.

◆ Le chapitre 2 présente l'étude de la structure cellulaire magnétique dans une couche de grenat. C'est une structure en domaines particulière, dont l'évolution sous l'effet du champ présente des analogies avec le "grossissement" des réseaux de bulles de savon. On y observe un "effet mémoire" originale lorsque le champ varie, et nous nous sommes intéressé à la perte progressive de cette mémoire sous l'effet de cycles de champ. Le traitement des images de la structure au cours de l'évolution a permis de décrire d'une façon globale cette évolution comme un processus de relaxation de l'aimantation vers son état d'équilibre, [Albuquerque et Molho - 1992, Albuquerque et Molho - 1993, Albuquerque et Molho - 1994]. Il était dès lors intéressant de relier cette approche globale à une analyse plus locale, et nous avons été amené à développer des méthodes de traitement d'images dans ce but. Cette analyse, qui se poursuit, devrait permettre de relier les processus élémentaires de l'évolution et les notions de fluctuations et de franchissement de barrières d'énergie qui interviennent dans la relaxation.

◆ Dans le chapitre 3 on parlera du traitement d'images appliquée à l'analyse d'épaisseur d'une couche de ferrofluide. La structure résulte d'une instabilité sous champ magnétique, qui conduit à des modulations d'épaisseur du film, organisées en réseau dont la période dépend du champ. L'analyse très précise de la forme des modulations d'épaisseur par mesure d'absorption ce qui a permis de déterminer les termes d'énergie stabilisante des interfaces (gravité et tension de surface), [Petit, et al. - 1992].

◆ Le chapitre 4 est dédié à l'analyse dans un réseau d'aiguilles aimantées. Ces aiguilles sont en interactions entre elles et ce système est un système modèle du magnétisme, qui permet une "simulation analogique" de nombreux phénomènes physiques (transition de phases, hydrodynamique, croissance de grains, ...), mais qui est

aussi un sujet d'étude en soi, système complexe à nombreux états métastables. Il a été conçu pour que le traitement d'image soit l'outil de mesure, permettant de déterminer, pour une configuration donnée, l'angle de toutes les aiguilles et ainsi de calculer toutes les caractéristiques du système.

Enfin, on présente dans la conclusion un bilan de notre étude et également quelques possibilités de poursuites des travaux.

CHAPITRE I

Traitement d'images

Le terme image était initialement propre au domaine du visible, mais il est de plus en plus habituel de trouver de nouveaux problèmes où l'arrangement des données porte le nom d'image, simplement parce qu'elles sont représentées sous une forme bidimensionnelle. A l'heure actuelle, on entend parler d'images acoustiques, sismiques, satellites, biomédicales, infrarouges, magnétiques, etc. Le traitement d'images est sans doute l'outil le plus adapté au développement de mesures quantitatives dans tous les domaines où l'observation directe est le seul moyen d'effectuer une analyse. Du point de vue de l'optique une image est un ensemble de points de convergence, mais d'une façon plus abstraite l'image est un support pour l'échange d'information. Les développements récents de méthodes d'exploitation automatique de cette information ont permis l'apparition de nouvelles techniques de traitement et à l'heure actuelle on peut les séparer en deux catégories : analyse et amélioration.

Le terme analyse porte sur la partie du traitement où il y a une description de l'information présente dans l'image. Cette partie est appelée paramétrisation où plusieurs quantités seront utilisées pour décrire différentes informations dans l'image. Quelques applications typiques sont par exemple : la détermination exacte du nombre de cellules présentes dans le champ d'observation d'un microscope, le calcul de la forme des contours de cellules ou la détermination de la distribution d'une population spécifique d'un ensemble de cellules. Les procédures dédiées à l'analyse peuvent varier énormément selon leur complexité ou leur besoin en temps de réponse. On va aussi

retrouver dans ce domaine un niveau de complexité plus élevé encore, comme par exemple, celui demandé dans le domaine biomédical, où on s'intéresse à la classification automatique de cellules portant une maladie donnée. Cette analyse plus spécialisée, fait appel au domaine de la "classification et reconnaissance de formes". Pour ce cas spécifique on devra rapidement mesurer plusieurs paramètres dans l'image, comme par exemple : la surface, la forme de chaque cellule, le nombre de cellules voisines et leur densité par unité de surface. Après, on les compare avec plusieurs classes de cellules normales et/ou malades, pré enregistrées antérieurement dans une base de donnée. On en sortira alors une classification des cellules avec une probabilité d'appartenance à une classe de cellules malades ou normales. Ce type de système peut être construit avec des architectures dédiées permettant d'arriver à des vitesses de traitement bien supérieures à celles d'un système programmé classiquement.

Le domaine de l'amélioration ne porte pas sur la description de l'information présente dans l'image, mais sur l'amélioration de la qualité de cette image pour une meilleure interprétation visuelle. Pour cela on va, de façon générale, exploiter les niveaux de gris de l'image pour arriver à augmenter son contraste et/ou pouvoir mettre en évidence des régions ayant un intérêt plus particulier. Quelques exemples de ce type de traitement sont la soustraction d'images pour la détection de mouvement, la représentation de l'image par fausses couleurs, la correction de l'image déformée par l'optique ou encore la correction des inhomogénéités dues à la source d'illumination utilisée. Les systèmes dédiés à cette tâche fonctionnent en général rapidement pour permettre à l'utilisateur un jugement entre divers types de procédures d'amélioration, et globalement la majorité des systèmes commerciaux ont une architecture qui permet un traitement à la cadence vidéo (1/25 s).

Un système de vision générale, comme le Système Visuel Humain (S.V.H.) est extrêmement développé. L'intérêt de comprendre le processus de la vision est entre autres d'orienter la recherche concernant la machine à reconnaître. On admet de plus en plus que le cerveau est un appareil très spécialisé qui exploite les informations sensorielles. Philosophiquement ceci ne signifie pas que nous dépouillons le cerveau de ses valeurs "humaines" [Marr - 1982]. Les ordinateurs actuels sont extrêmement performants pour travailler avec des bases de données, des calculs arithmétiques et formels, mais il n'arrivent pas à exécuter avec la même précision les tâches réalisées normalement par les animaux ou par les êtres humains. Il reste encore une question plus fondamentale : l'ordinateur est il vraiment la machine adaptée à résoudre ces problèmes ? [Rosenfeld - 1989]. Un exemple typique d'une telle tâche, réalisée par le

S.V.H, est celui de la reconnaissance du visage d'une personne. Le travail réalisé par le cerveau nous semble naturellement élémentaire et très simple, mais il est capable en un court intervalle de temps (~150ms) de traiter une quantité immense d'informations, à partir de la fonction de luminance et chrominance captée par les yeux [Bulier, et al. - 1992]. La complexité de telles tâches est mieux comprise quand on essaye de les décrire à l'aide des ordinateurs ou de systèmes dédiés. Donner une définition à un système de vision est une tâche assez difficile. Par exemple, Barrow et Tenenbaum ont proposé la définition suivante [Barrow et Tenenbaum - 1981] : *«Un système de vision est naturellement structuré par une succession de différents niveaux de représentations. Les niveaux initiaux sont associés à ce qu'il est possible de calculer directement dans l'image alors que les niveaux les plus élevés sont guidés par les informations nécessaires pour arriver au but final. Entre eux, l'ordre de représentation est donné par les informations disponibles dans les niveaux précédents et ce qui est demandé par les niveaux postérieurs.»*

Quand le travail se restreint à des systèmes expérimentaux (orientés), le but principal est d'un certain point de vue simplifié, puisqu'on va pouvoir contrôler ou ajuster d'autres paramètres auxquels un système général de vision n'a pas accès. La difficulté réside dans le fait qu'il faut donner une description objective du problème et pour les analyses scientifiques il est en plus important que cette description soit *quantitative*. Le but principal devient donc le développement d'un environnement de traitement de l'information où chaque phase va exiger des méthodes pour dégager les paramètres exprimant cette information. Le traitement d'images dédié aux systèmes expérimentaux est assez dépendant du problème à résoudre, et les phases de prétraitement vont jouer un rôle fondamental, en permettant d'atteindre des vitesses considérables pour les phases suivantes.

Dans ce chapitre nous n'avons pas l'ambition de faire une description détaillée de tout ce qui existe dans le domaine du traitement d'images, car c'est un domaine très vaste et qui de plus possède de très fortes interactions avec d'autres domaines [Rosenfeld - 1993]. Par contre ce que l'on envisage ici c'est d'exposer les outils et les techniques que l'on retrouve couramment, et qui peuvent être utilisés dans des systèmes tournés vers la résolution d'un problème spécifique et qui sont de plus en plus rencontrés dans un laboratoire de recherche traditionnel.

1.1 • Généralités

1.1.1 - Éléments d'une chaîne de traitement

Un système de traitement d'images peut être séparé en divers composants indépendants comme ceux montrés dans la figure 1.1.

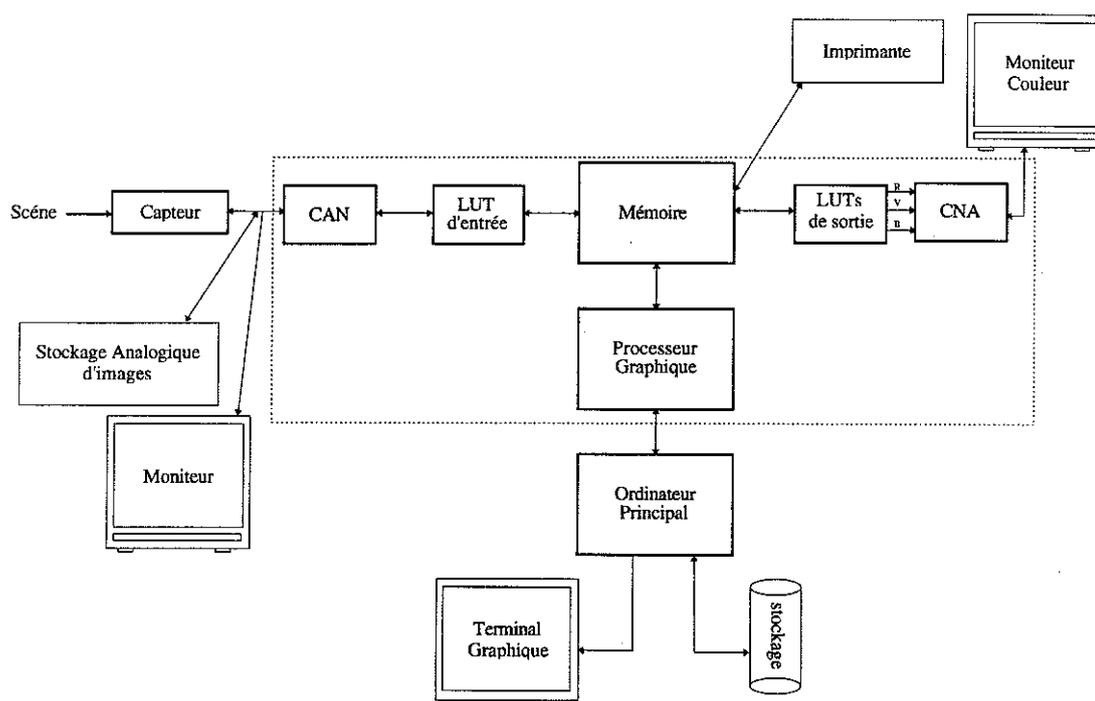


Figure 1.1 - Éléments d'une chaîne de traitement d'images. Le cadre pointillé entoure la partie que l'on retrouve couramment dans plusieurs systèmes commerciaux de traitement à l'heure actuelle. L'organisation de la mémoire peut varier selon la façon de stocker les images pour avoir accès aux différentes résolutions. Les modules sont détaillés dans le texte.

Le module de numérisation est constitué par le capteur et le convertisseur analogique numérique (CAN). Quelques exemples de tels modules de numérisation sont : les scanners, les microdensitomètres, les sondes dédiées, les caméras vidicon et les cibles photosensibles. La caméra est le capteur le plus classique et le signal saisi est un signal vidéo. On doit avoir une bonne connaissance des caractéristiques des éléments sensoriels d'une caméra comme : la variation de la sensibilité en fonction de la longueur d'onde, le type d'optique associé, les fonctions de conversion de la luminance comme par exemple la correction des différences de l'illumination, le contrôle de

l'amplitude ("gain") et du niveau de référence ("offset") du signal vidéo ou la fonction de transfert entrée-sortie (fonction gamma, x représente l'entrée et y la sortie : $y = x^\gamma$, avec γ variant entre 0 et 1), etc.

L'information spatiale d'une image vidéo est assemblée au long d'un seul signal fonction du temps, comme le signal montré dans la figure 1.2. Le signal vidéo composite est la combinaison d'une échelle de luminance et des impulsions de synchronisation de ligne (horizontale) et de trame (verticale). L'échelle de luminance, correspondant à la scène, est représentée sur l'axe des ordonnées. Les impulsions ont pour but de faciliter la précision de synchronisation entre la caméra, les modules d'acquisition et les modules de visualisation. Les standards vidéo ont été recommandés (RS - "recommended standards"

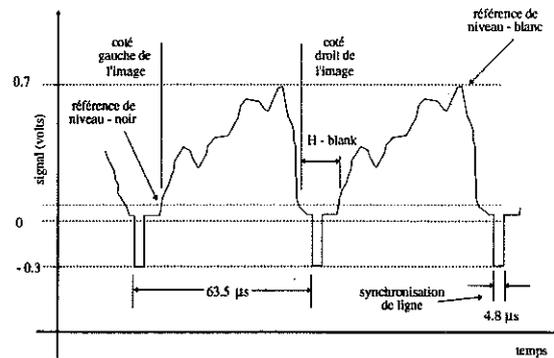


Figure 1.2 - Signal de vidéo composite pour les standards RS-170 et RS-330. Seule la synchronisation de ligne est visualisée.

1957 et 1977) par l'Association des Industries Électroniques (EIA) pour des questions de compatibilité entre les différents fabricants. A l'heure actuelle les standards monochromes les plus populaires sont le RS-170 ("broadcast TV" à 60Hz) et RS-330 (CCTV - "closed circuit TV" à 60Hz) et le CCIR (Comité Consultatif International de Radio à 50Hz). Dans la figure 1.2 on voit brièvement résumé le schéma pour deux lignes consécutives d'une image. Les standards couleurs les plus courants sont NTSC ("National Television System Committee"), PAL ("Phase Alternating Line System"), SECAM (Système Électronique Couleur Avec Mémoire) [Inoué - 1986].

Plusieurs opérations peuvent être réalisées par des ordinateurs spécialisés possédant un processeur graphique. Ce processeur réalise, en général en temps réel (cadence vidéo), des opérations classiques par son unité arithmétique et logique (ALU). Ces opérations sont par exemple l'accumulation d'images, le calcul d'histogrammes de niveaux de gris, de convolution etc. Ce ne sont pas des processeurs généraux mais dédiés à des tâches spécifiques couramment retrouvées dans les analyses d'images. En général, ils ont une mémoire interne qui sépare les données (pixels) des instructions

permettant l'exécution en pipeline¹ ainsi que la réalisation du calcul en virgule flottante. Cela permet, en plus des opérations citées antérieurement, le calcul de la FFT, des transformations géométriques ou des filtres morphologiques. Il existe aussi des processeur dédiés qui rentrent dans la catégorie des machines parallèles SIMD ("Single Instruction flow and Multiple Data flow") où on va travailler sur plusieurs parties de l'image en même temps.

Les LUTs ("Look-Up-Tables") ou tables de transcodages indexées sont des mémoires classiques où très rapidement on peut changer une image entière avec des nouvelles valeurs d'intensité selon une fonction donnée (logarithme, exponentielle, fausses couleurs, etc.), comme illustré par la figure 1.3. La LUT d'entrée peut changer d'une façon dynamique les intensités venant du convertisseur A/N. Les trois LUTs de sortie permettent de visualiser différentes configurations, soit pour essayer diverses fonctions d'amélioration soit pour programmer des fausses couleurs indexées par leurs trois composantes de sortie.

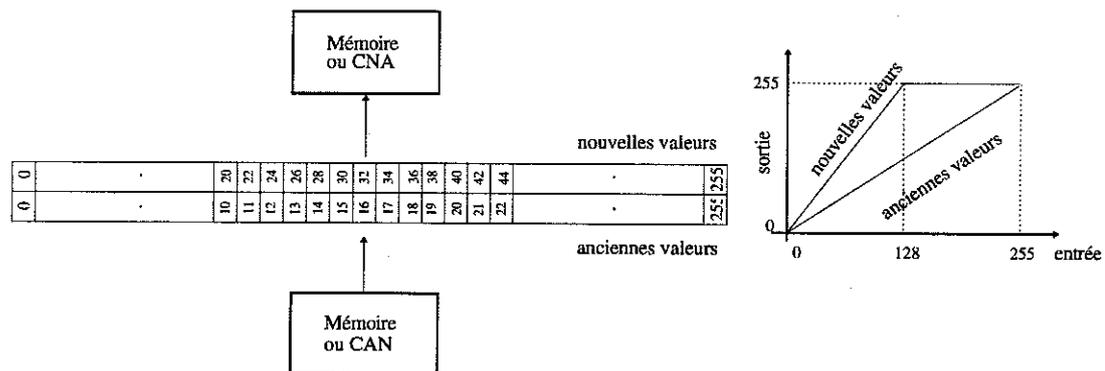


Figure 1.3 - Représentation des mémoires LUT (tables de transcodages). Les opérations sont faites de mémoire à mémoire, du CAN à la mémoire ou de la mémoire au CNA. On crée des images indexées avec une LUT de sortie dédiée à chaque composante de couleur, RVB. On programme les anciennes valeurs de la LUT par des nouvelles valeurs et chaque pixel d'entrée aura sa valeur changée en sortie selon la nouvelle courbe.

1.1.2 - Discrétisation

Le fait qu'une image numérique soit représentée par une fonction discrète au lieu d'une fonction continue a des conséquences très importantes. Ces conséquences ne sont pas simplement liées à la résolution de l'image et ne peuvent donc pas être corrigées en augmentant la résolution. Elles ont une forte influence sur le flux de données et des informations, selon la procédure de traitement employée. Des distorsions indésirables

¹ - Le pipeline est une technique où l'exécution de multiples instructions est superposée dans le temps, dans le but de réduire le nombre de cycles d'horloge par instruction.

des résultats vont apparaître dans les calculs de grandeurs globales à partir des opérateurs locaux (et d'une façon générale c'est toujours à partir des opérateurs locaux que l'on travaille avec une image). Pour résoudre ces problèmes on a vu apparaître ces dernières années un nouvel axe de recherche consacré spécifiquement à la géométrie discrète [Chassery et Montanvert - 1992].

i - Pixel et maillage carré

Un pixel ("picture element") est l'unité de surface d'échantillonnage (rectangulaire) et aussi un élément de taille finie dans la représentation d'une image numérique. La disposition des pixels selon un maillage carré est la plus fréquente dans le traitement des images. La majorité des capteurs et des systèmes de visualisation emploient cet arrangement des points¹. Cet arrangement provoque deux problèmes : en premier lieu il n'est pas isotrope, c'est à dire que chaque pixel a 4 voisins de bord et 4 diagonaux, (figure 1.4). Cette caractéristique entraîne deux types de connexité possible entre les pixels. Deuxièmement la distance entre un point et ses voisins n'est pas la même selon le type de voisin (1 pour les voisins de bord et $\sqrt{2}$ pour ceux diagonaux). Cette caractéristique fait que les algorithmes basés sur la trajectoire de pixels sont fonction de

b	a	b
a	0	a
b	a	b

Figure 1.4 - Maille élémentaire carré pour les 4 voisins de bords (a) et les 4 de diagonal (b).

ces directions anisotropes. Quelques exemples d'algorithmes sensibles à ces problèmes sont : les opérations morphologiques utilisant un voisinage du type 3x3, les opérations de squelettisation et les transformées de distance. Il y a plusieurs solutions à ces problèmes, mais en général, toutes travaillent sur un voisinage plus important ou manipulent 2 types de voisinages différents. D'autres types de maillages ont été étudiés (comme le maillage hexagonal, semi-

régulier, triangulaire et aléatoire), mais le maillage carré reste encore le plus employé (en raison de sa facilité de construction par les systèmes électroniques). Le maillage carré est aussi le type de maillage le plus facile à manipuler, mais il n'est pas la solution idéale aux problèmes de discrétisation.

¹-La fréquence d'échantillonnage et les temps définis par les standards vidéo peuvent déformer le format d'un pixel. Ce problème devient important pour certains traitements spatiaux de l'image comme par exemple les convolutions avec un masque (§ 1.2.3). En effet le calcul du masque doit tenir compte de ces déformations.

ii - Connexité

La connexité est un concept important pour la détermination de frontières des objets présents dans une image. Deux pixels sont dit connectés si ils satisfont à un critère de proximité et à un critère de similitude. C'est à dire que deux pixels peuvent être voisins (adjacents) mais il sont dit connectés seulement si ce critère de similitude est satisfait.

Gonzalez, [Gonzalez et Wintz - 1987], définit trois types de connexions pour une maille carrée:

d4 - 4 connexités : la connexité ne peut se faire que par les 4 voisins de bord.¹

d8 - 8 connexités : la connexité peut se faire pour tous les 8 voisins.

- m connexités : connexité mixte, c'est une modification de d8 pour éliminer les différents chemins de connexions présents en d8.

La notion de connexité permet de définir la notion de chemin. Pour établir un chemin d'un pixel **p** de coordonnées (x_0, y_0) à un pixel **q** de coordonnées (x_n, y_n) dans une connexité donnée, on va créer une séquence de n pixels, ayant les coordonnées (x_i, y_i) :

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$$

où (x_{i-1}, y_{i-1}) est connecté à (x_i, y_i) .

iii - Distances

En analyse d'images on a souvent besoin de mesurer des distances. La définition euclidienne de ligne entre deux points n'est pas convenable dans une représentation discrète, à cause de la diversité des chemins minima entre deux points (figure 1.5) [Pavlidis - 1978]. La distance entre deux points **p** et **q** peut être définie comme le plus court chemin de connexion entre **p** et **q** dans un maillage approprié, c'est à dire dans une connexité donnée (d4, d8,...), [Yamashita et Ibaraki - 1986].

¹- d6 - 6 connexités : les 6 voisins de bord pour un maillage hexagonal.

							q
		2	2	2	2	3	
	3	1	1	1	1		
p							

Figure 1.5 - Deux points p et q n'ont pas un seul chemin de connexion dans un maillage carré. La distance entre ces deux points peut être déterminée de diverses façons. Les numéros 1 et 2 indiquent les pixels parcourus une seule fois dans le chemin allant du point p jusqu'au point q , le numéro 3 indique les pixels parcourus deux fois qui appartiennent aux 2 chemins.

Cela demande donc la définition d'une métrique. Considérons trois points $p(x_1, y_1)$, $q(x_2, y_2)$, $r(x_3, y_3)$ dans une image. Une fonction D est une distance ou une métrique si elle satisfait aux critères suivants :

- 1) Positivité : $D(p, q) > 0$
- 2) Séparation : $D(p, q) = 0 \Leftrightarrow p = q$.
- 3) Symétrie : $D(p, q) = D(q, p)$.
- 4) Inégalité triangulaire : $D(p, r) \leq D(p, q) + D(q, r)$.

- On définit la distance de Minkowsky : $D(p, q) = \left[|x_1 - x_2|^k + |y_1 - y_2|^k \right]^{1/k}$
- qui pour $k=2$ est la distance euclidienne : $De(p, q) = \left[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 \right]^{1/2}$
- La distance $D4$ (Distance Manhattan), $k=1$, est : $D4(p, q) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$
- La distance $D8$ (Distance de jeu d'échec) est : $D8(p, q) = \text{Max}(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$

Le calcul dans une représentation discrète introduit des erreurs par rapport à une distance euclidienne. Montanari, [Montanari - 1968], a introduit une catégorie de distances, appelées "distance quasi-euclidienne", qui consiste à pondérer un certain nombre de déplacements par la distance euclidienne (figure 1.6 - a). Un inconvénient majeur à ce type de conversion est l'emploi de nombres irrationnels dans le calcul. Borgerfors, [Borgefors - 1986], a adapté ces nombres irrationnels au domaine discret avec un minimum d'erreur en approchant les racines par des fractions (figure 1.6 - b et c). Un masque de chanfrein représente alors les distances pondérées par une série de valeurs en fonction de l'orientation.

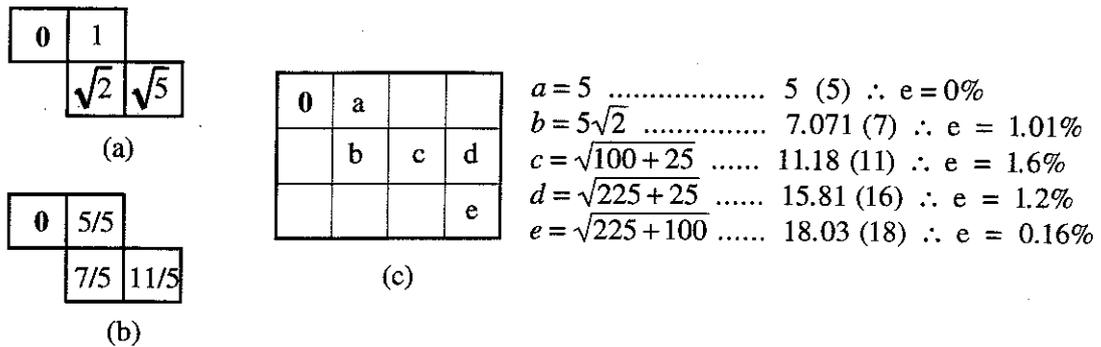


Figure 1.6 - Distance entre deux pixels (a) - Distance adaptée à un maillage discret avec une bonne approximation du résultat réel (b) - Ces nombres sont en fait approchés par des entiers pour minimiser l'erreur par rapport à la distance euclidienne. Dans (c) on montre les erreurs de ces approximations.

Il est intéressant de voir la variation de la forme de différents cercles en fonction de la connexité et de la distance adoptées, comme montré dans la figure 1.7. Le fait de s'approcher de la distance euclidienne permet à la distance de chanfrein 5-7-11 de mieux décrire la forme du cercle. Cette description est d'autant meilleure que le rayon est grand. Dans la figure on représente un cercle de rayon égal à 2.

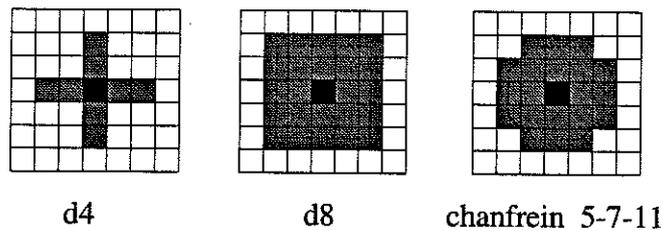


Figure 1.7 - Représentation d'un cercle, de rayon égal à 2 pixels, pour différents types de distances.

On peut également, dans d'autres situations, être amené à faire des mesures de distances dans un espace supérieur à deux. Tel est le cas pour une étape de reconnaissance de forme, (voir §1.3.2) où chaque paramètre choisi pour représenter un objet, correspond à une dimension dans un espace de mesures. Un certain nombre de distances peut être défini par une expression du type :

$$D(p, q) = \|p - q\|_k = \left[\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^k \right]^{1/k}$$

où i décrit les coordonnées des point p et q dans l'espace de dimension n et k est l'ordre de la distance.

iv- Numérisation en amplitude

Le convertisseur analogique numérique (CAN) convertit le signal vidéo en une forme discrète pour qu'il puisse être traité par un processeur. Une image est numérisée spatialement et en amplitude. La discrétisation en amplitude est une discrétisation de la luminance qu'on appelle quantification en niveau de gris. La taille d'une image est alors fonction de la dimension spatiale et de l'échelle de représentation en niveau de gris. Dans le but de faciliter la manipulation des images par un ordinateur la quantification est faite sur une échelle puissance de 2. Les luminances d'entrée sont quantifiées selon une échelle de luminance quantifiée l_q de sortie, avec un pas de quantification q . Le nombre de niveau de gris nécessaire pour représenter une image est : $G = 2^b$, où b correspond au nombre de bits. La figure 1.8 illustre cette conversion pour 4 niveaux de gris. Cette représentation discrète introduit une "erreur", e , dont la variation est montrée dans la figure 1.8 par la fonction en dents de scie. La moyenne de cette erreur est nulle, son écart-type vaut :

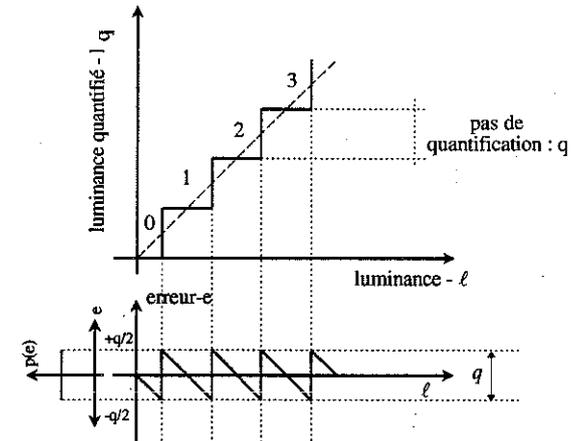


Figure 1.8 - Quantification en niveau de gris. La luminance d'entrée est converti par le CAN en différents niveau selon un pas de quantification q . L'erreur de q par rapport à l est une fonction en dent de scie. La densité de probabilité de cette erreur est constante dans l'intervalle $-q/2$ à $+q/2$.

$$\sigma_e = \frac{q}{\sqrt{12}}$$

où q est le pas de quantification, qui vaut :

$$q = \frac{\text{MaxSignal}}{2^b}$$

On peut exprimer le nombre de bits en fonction du rapport signal sur bruit, RSB. Si la valeur efficace du bruit est égale à 1% de l'amplitude du signal, le RSB sera 100. Ce rapport est fréquemment exprimé en dB : $\text{RSB}(\text{dB}) = 20 \log_{10} \text{RSB}$. Un rapport de 100 équivaut à 40dB. Un RSB de 42dB du signal vidéo nous donne une image propre visuellement, où on peut effectuer la plupart des analyses d'image.

1.2 ● Amélioration d'images

L'amélioration consiste en une collection de techniques qui cherchent à augmenter la qualité d'une image, ou effectuer une simple conversion visuelle dans le but d'une analyse postérieure par l'homme ou par une machine. Il n'existe pas une théorie générale pour décrire l'opération d'amélioration, en raison du fait qu'il n'y a pas de critère objectif pour évaluer les procédures. Le résultat obtenu a un caractère assez subjectif et en général les procédures d'amélioration sont très dépendantes du problème à résoudre. On peut alors travailler soit en agissant sur l'histogramme de l'image soit par une approche de traitement du signal. Pour les méthodes de traitement du signal on peut les présenter en termes de filtres linéaires ou non-linéaires, décrits par une représentation fréquentielle ou spatiale.

1.2.1 - Basée sur l'histogramme (approche statistique)

L'histogramme représente la densité de probabilité des niveaux de gris de l'image. La consultation de l'histogramme permet par exemple de traduire certaines caractéristiques de la réponse du capteur (contraste, uniformité, modalités etc.). L'étalement de l'histogramme permet d'utiliser sa dynamique maximale pour améliorer le contraste de l'image. Une deuxième approche est celle où l'image finale aura un histogramme sous une forme désirée. Tel est le cas pour l'égalisation et la spécification de l'histogramme. L'opération d'égalisation va transformer la distribution de probabilités des niveaux de l'image d'entrée, p_e , en une distribution uniforme, p_s , avec l'aide d'une fonction $T(h_e)$ (figure 1.9). Pour cette transformation, il est fondamental dans le choix de cette fonction qu'elle soit croissante dans l'intervalle $0 \leq h_e \leq h_{\max}$, comme celle montrée dans la figure 1.9.

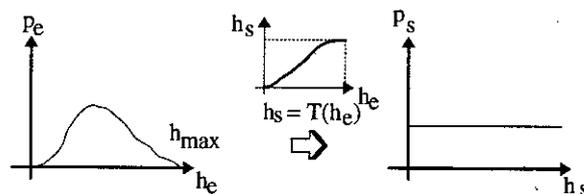


Figure 1.9 - Égalisation d'histogramme. L'image initiale est représentée par la densité de probabilité p_e . L'image finale a sa densité de probabilité donnée par p_s . La transformation est fait par une fonction T croissante.

Si la fonction T est une fonction croissante, on peut alors écrire : $p_s \cdot dh_s = p_e \cdot dh_e$.
Donc, la fonction $T(h_e)$ qui permet d'effectuer l'égalisation de la densité d'entrée est donnée par :

$$\frac{1}{h_{max}} \cdot dT(h_e) = p_e dh_e$$

$$T(h_e) = h_{max} \int_0^{h_{max}} p_e \cdot dh_e$$

en posant $1/h_{max}=p_s$ la valeur de l'histogramme égalisé. Cette fonction $T(h_e)$ est donc la fonction de répartition de p_e ("cumulative distribution function").

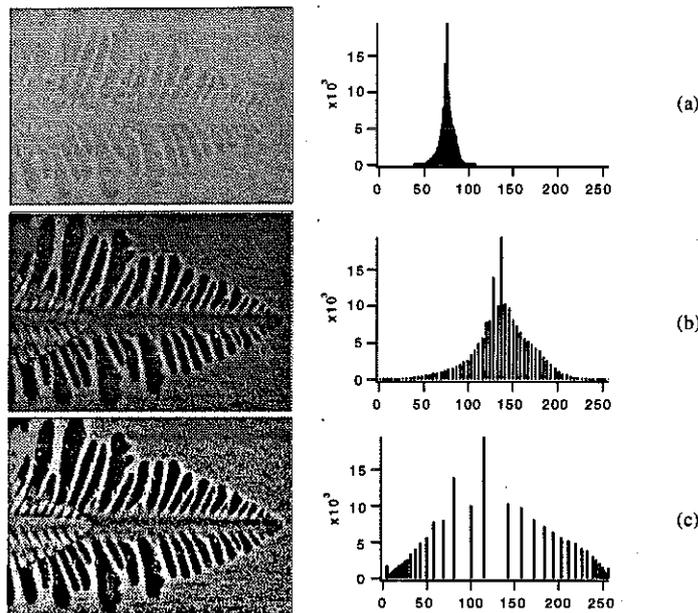


Figure 1.10 - Amélioration de l'image basée sur l'histogramme. (a) Image originale et son histogramme de niveaux de gris. (b) Image corrigée par l'étalement de son histogramme. (c) Image corrigée par l'opération d'égalisation de son histogramme.

Image : Dendrite de succinonitrile croissant dans un capillaire, observée par microscopie optique.

En pratique, l'emploi de cette technique est très dépendant de l'image initiale. Par exemple, dans le cas d'une image contenant un objet et un fond, facilement visible par deux modes dans l'histogramme, l'égalisation peut entraîner un mélange de ces informations en rapprochant les deux modes. En réalité, l'histogramme de sortie n'est pas du tout plat, mais sa fonction de répartition est linéaire, comme celle d'un histogramme plat. L'effet d'amélioration obtenu est principalement dû à l'espacement important, dans l'histogramme de sortie, des niveaux les plus significatifs de l'histogramme d'entrée [Pratt - 1978]. La figure 1.10 illustre l'emploi de ces techniques dans une image exemple.

La spécification de l'histogramme consiste à définir la fonction $T(h_e)$ selon la conversion désirée pour la densité de probabilité. On peut aussi au lieu d'utiliser l'histogramme de toute l'image, envisager des améliorations locales basées sur d'autres propriétés autour d'un pixel, la moyenne étant une mesure de la luminance et la variance du contraste.

1.2.2 - L'accumulation d'images

Le but de l'amélioration par accumulation d'images est de réduire l'énergie du bruit dans une image. C'est grâce au caractère aléatoire du bruit que l'accumulation tend à en réduire l'amplitude alors que la partie certaine de l'image restera la même. Supposons pour cela une série d'images, $g_i(x,y)$, comme la somme d'une scène, $f(x,y)$, et d'un bruit, $b_i(x,y)$. Ce bruit est caractérisé par une valeur moyenne et par un écart-type, σ_b . Pour pouvoir estimer l'efficacité d'une telle procédure supposons par exemple $b_i(x,y)$ centré et non-corrélé, comme un bruit gaussien. On peut alors écrire :

$$\langle b_i \rangle = 0 \quad \text{et} \quad \sigma_i = \sqrt{\langle b_i^2 \rangle}$$

où les moyennes sont des moyennes sur le temps d'acquisition. La moyenne des N images accumulées s'écrit :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_i(x,y) = f(x,y) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i(x,y)$$

Le bruit dans cette image a également une valeur moyenne nulle et son écart-type s'écrit :

$$\sigma_{acc} = \sqrt{\left\langle \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i \right)^2 \right\rangle}$$

On remarque que $\sum_i^N (b_i)^2 = \left(\sum_i^N b_i \right)^2$ car le bruit est non-corrélé, on peut écrire :

$$\sigma_{acc} = \frac{\sigma_b}{\sqrt{N}}$$

L'écart-type du bruit accumulé a donc été effectivement divisé par \sqrt{N} par rapport au bruit initial. Cette opération consiste en réalité à filtrer dans le temps chaque pixel de

l'image par un filtre moyennneur. Le résultat est d'autant meilleur que la scène n'évolue pas dans le temps. En termes d'amélioration, cette procédure sera fonction de N et de la nature du bruit présent dans l'image. La quantification des niveaux de gris de l'image dans une échelle finie peut empêcher une accumulation pour des valeurs de N assez élevées. Dans ce cas il va falloir stocker les images dans une mémoire tampon de n bits, où n dépend aussi de l'ordre de grandeur de N. Cette technique a été fréquemment employée pour l'observation de domaines magnétiques où les objets de contraste sont généralement mélangés à un bruit de nature non magnétique [Hubert, et al. - 1985].

1.2.3 - Noyaux de convolution

Les filtres linéaires sont en général décrits à l'aide d'un noyau de convolution. Un filtre numérique va affecter les informations de fréquences spatiales d'une image. Le terme fréquence spatiale est analogue à la fréquence par rapport au temps (fréquence temporelle) et il décrit la rapidité de changement d'un signal par rapport à une position dans l'image¹. L'opération de convolution spatiale est donnée par :

$$g(x,y) = f \otimes h = \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} f(x-i, y-j) \cdot h(i,j) \quad (1.1)$$

où g représente l'image finale, f l'image originale et h(i,j) un masque de convolution (noyau ou "kernel" en anglais) de dimensions n×n. En général on choisit des masques carrés à nombre impair de lignes et colonnes et de petites dimensions. Cette convolution discrète est donc une somme de produits point par point de l'image par le noyau. On peut remarquer que si l'on utilise des masques non-symétriques l'opération de convolution inverse le masque. Il existe plusieurs types de masques de convolution selon le but désiré pour le traitement. En général les masques utilisés sont symétriques, de taille inférieure à 7×7 avec le plus souvent une taille 3×3. Ce processus de filtrage dans le domaine spatial correspond en fait à un produit simple dans le domaine fréquence : $G(u,v) = F(u,v) \cdot H(u,v)$. Une bonne façon pour choisir un masque adapté au filtrage désiré serait de déterminer le masque correspondant à une réponse impulsionnelle, $H_d(u,v)$, donnée. $H_d(u,v)$ est généralement choisi en fonction de la fréquence à éliminer. La figure 1.11 montre la réponse impulsionnelle pour le filtre moyennneur 1D et 2D.

¹ - La plus grande fréquence spatiale qui peut être trouvée dans une image discrète correspond à une période de 2 pixels : fréquence de Nyquist, basée sur le théorème connu sous le nom de théorème de Witteraker-Shannon.

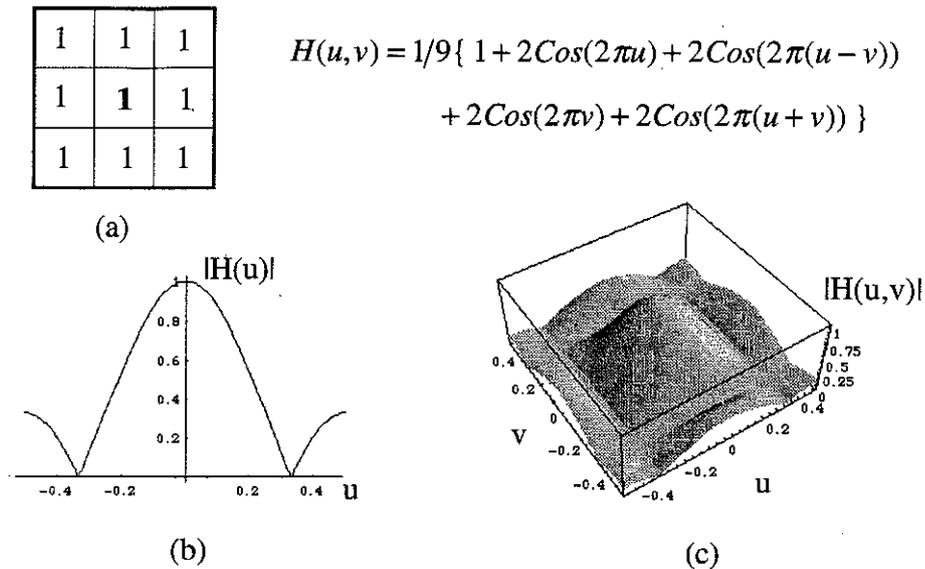


Figure 1.11 - Filtre moyenneur - (a) Noyau de convolution moyenneur classique de taille 3x3. (b-c) Réponse impulsionnelle 1D (b) et 2D. C'est un filtre passe-bas, mais de fonction de transfert loin d'un filtre idéal.

i - Détermination de masques par la représentation en fréquences

La détermination d'un noyau de convolution peut être assez utile quand on envisage de filtrer une image précisément, comme pour l'exemple du chapitre IV. Dans cette partie on s'intéresse à la détermination d'un masque de convolution à partir d'une réponse impulsionnelle $H_d(u,v)$. Cette approche, proposée par Gonzalez, est faite à partir de la minimisation d'une erreur quadratique. Les masques de convolution sont en général symétriques et réels. On peut montrer que si l'on part d'une réponse impulsionnelle réelle et symétrique on va avoir un masque aussi réel et symétrique.

L'équation 1.1 correspond au produit de convolution d'une image $f(x,y)$ de taille $N \times N$ avec un masque h de taille $n \times n$. La réponse impulsionnelle $H(u,v)$ de ce masque est:

$$H(u,v) = \frac{1}{N'} \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{n-1} h(x,y) \cdot e^{-j2\pi(ux+vy)/N'} \quad (1.2)$$

où N' est le nombre de points choisis pour la représentation en fréquences. Le but de l'approche sera donc de trouver les coefficients d'un masque $h(x,y)$ en minimisant une erreur quadratique, e^2 , entre les fonctions $H(u,v)$ et $H_d(u,v)$:

$$e^2 = \sum_u \sum_v \left| H(u,v) - H_d(u,v) \right|^2 \quad (1.3)$$

L'équation 1.2, qui définit $H(u,v)$, peut être réécrite sous la forme matricielle :

$$\mathbf{H} = \mathbf{C} \mathbf{h} \quad (1.4)$$

où \mathbf{H} est un vecteur colonne de taille N'^2 qui contient les termes de $M(u,v)$ et \mathbf{h} un vecteur colonne, de taille n^2 , qui contient les termes $h(x,y)$. \mathbf{C} est la matrice des coefficients de Fourier organisés selon l'ordre choisi pour \mathbf{H} et \mathbf{h} . Si on crée par exemple le vecteur $H(i)$ comme la séquence ligne par ligne de la fonction $H(u,v)$:

$$H(u,v) \Rightarrow H(i) \begin{cases} i = u \cdot N' + v \\ u, v = 0, 1, 2, \dots, N' - 1 \end{cases} \quad (1.5)$$

et le vecteur $h(k)$ avec la séquence ligne par ligne du noyau $h(x,y)$ cherché :

$$h(x,y) \Rightarrow h(k) \begin{cases} k = x \cdot n + y \\ x, y = 0, 1, 2, \dots, n - 1 \end{cases} \quad (1.6)$$

La matrice $\mathbf{C}(i,k)$ sera :

$$\frac{1}{N'} e^{-j2\pi(ux+vy)/N'} \Rightarrow \mathbf{C}(i,k) \quad (1.7)$$

en utilisant la notation matricielle l'équation d'erreur quadratique, (1.3) peut être réécrite sous la forme suivante:

$$e^2 = (\mathbf{H} - \mathbf{H}_d)^* (\mathbf{H} - \mathbf{H}_d) = \|\mathbf{H} - \mathbf{H}_d\|^2 \quad (1.8)$$

$$e^2 = \|\mathbf{C} \mathbf{h} - \mathbf{H}_d\|^2 \quad (1.9)$$

où * représente la matrice transposée conjuguée et $\|\cdot\|$ est la norme euclidienne complexe. Le minimum d'erreur par rapport à \mathbf{h} est donné par :

$$\frac{\partial e^2}{\partial \mathbf{h}} = 2 \mathbf{C}^* (\mathbf{C} \mathbf{h} - \mathbf{H}_d) = \mathbf{0} \quad (1.10)$$

$$\mathbf{h} = (\mathbf{C}^* \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^* \mathbf{H}_d \quad (1.11)$$

L'équation (1.11) génère un masque de convolution $n \times n$ dont la réponse impulsionnelle est aussi proche que possible de la fonction $H_d(u,v)$. En pratique, la qualité du masque calculé $h(x,y)$ par rapport à la réponse impulsionnelle $H_d(u,v)$ est très dépendante de la taille n choisie. On rappelle que l'on a intérêt à prendre $H_d(u,v)$ comme une fonction réelle et symétrique pour obtenir un masque aussi réel et symétrique. Le calcul de masque pour quelques filtres classiques à partir de cette équation, en utilisant un programme dans le langage Mathematica est présenté dans l'annexe A.

1.2.4 - Le Filtre médian

La plupart des méthodes qui utilisent un filtrage passe-bas éliminent aussi les informations des frontières entre les objets en rendant flous ses contours. Une méthode pour conserver la forme de cette zone de contraste est l'utilisation du filtre médian. Ce filtre est classé comme un filtre d'ordre ("rank filters") ayant un comportement non-linéaire. Le point médian p d'un ensemble est celui où la moitié des points appartenant à l'ensemble sera plus grandes que p et l'autre moitié plus petites que p . Dans le cas d'une image, on remplace la valeur du pixel analysé par la valeur médiane d'un voisinage considéré. Cette méthode est assez efficace quand le bruit présent dans l'image apparaît sous la forme de pixels isolés, et non corrélés spatialement.

Pour l'implémentation algorithmique d'un tel filtre on ordonne les pixels présents dans le voisinage considéré suivant leurs valeurs, on détermine la valeur médiane et on l'affecte au point analysé. Le résultat sera la diminution de la variance des niveaux de gris et la modification de la moyenne dans le voisinage considéré, sans générer de nouvelles valeurs d'intensité. Une comparaison avec le filtre moyenneur (qui remplace le pixel par la valeur moyenne de son voisinage) montre l'effet intéressant de ce filtre médian. Dans le cas du filtre moyenneur, si le niveau de gris d'un seul point dans le voisinage est relativement élevé (ou faible), dû à un effet de bruit, la moyenne va réduire cet effet en distribuant une partie de sa valeur entre ses voisins. Dans le cas du filtre médian, ce point sera complètement éliminé car sa valeur ne sera jamais la valeur médiane de l'ensemble (figure 1.12).

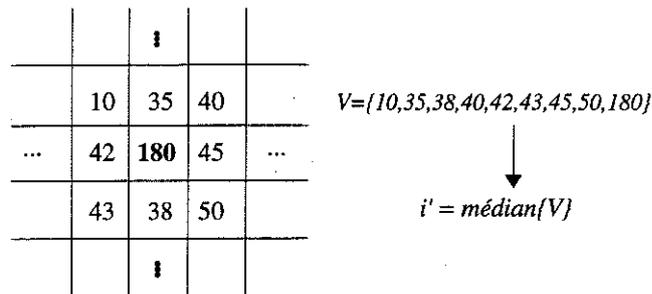


Figure 1.12 -Filtre médian . Le point analysé est remplacé par la valeur médiane de l'ensemble.
Dans l'exemple la valeur est calculée dans un voisinage 3x3 et elle vaut ici 42.

1.3 ● Analyses Quantitatives

1.3.1- Segmentation

La segmentation de l'image consiste en sa division en différentes régions (transformation signal-symbole). La segmentation est la première phase de l'analyse d'image (image en tant qu'information), et elle a un rôle critique dans la séquence du traitement puisque les erreurs commises seront propagées dans les phases ultérieures. Ce sujet est depuis longtemps un thème de recherche important en traitement d'images [Fu et Mui - 1980] et il continue encore à susciter de nombreuses discussions [Binford et Jain - 1991]. Il existe plusieurs techniques de segmentation d'une image, mais il n'y a aucune méthode générale capable de travailler sur toutes les images. Globalement les méthodes pour segmenter une image sont basées sur les propriétés de similarité et de discontinuité des niveaux de gris. La détection de contours est un exemple de propriétés de discontinuité et le seuillage un exemple de similarité. Il existe une grande quantité d'algorithmes dédiés à la segmentation mais aucun ne résout le problème difficile de mesurer l'erreur de classification d'un pixel dans l'image.

i - Le seuillage

Le seuillage d'une image est une technique de segmentation assez employée. Weszka [Weszka - 1978] a défini l'opération générale de seuillage par :

$$S(x, y) = k \quad \text{si} \quad T_{k-1} \leq f(x, y) \leq T_k \quad \{k = 0, 1, 2, 3, \dots, n\}$$

où $S(x,y)$ représente l'image segmentée en régions à la position (x,y) , $f(x,y)$ les intensités de l'image originale et $T_0, T_1, T_2, \dots, T_n$ sont les multiples valeurs de seuils pour les différentes régions de $f(x,y)$. Si l'on définit seulement un seuil T , $S(x,y)$ sera divisée en deux régions distinctes et l'image sera appelée binaire. Ce type d'images est très utilisé pour sa facilité de manipulation et sa petite taille en mémoire. Le seuil T peut être plus complexe qu'un simple nombre. Ce peut être un opérateur auquel est associée une fonction du type:

$$T(x,y, N(x,y), f(x,y))$$

où $N(x,y)$ représente certaines propriétés locales du point (x,y) , comme par exemple une moyenne effectuée sur son voisinage. On divise les types de seuils en trois catégories, selon le type d'opération exécutée par l'opérateur T : quand T dépend seulement des niveaux de gris, $f(x,y)$, on dit que c'est un seuil *global*. C'est à dire qu'il existe un seuil unique pour toute l'image dont la valeur est déterminée par exemple à partir des intensités dans l'histogramme. La relation entre les intensités et leurs positions dans l'image est perdue. Si T dépend des niveaux $f(x,y)$ et de $N(x,y)$ on dit que c'est un seuil *local*. Si maintenant T dépend de $f(x,y)$ de $N(x,y)$ et des positions dans l'image on dit que c'est un seuil *dynamique*, figure 1.13.

Une méthode couramment utilisée pour segmenter est celle basée sur les vallées dans l'histogramme de niveau de gris de l'image. Cela consiste à placer les seuils T dans les vallées de l'histogramme. L'implémentation de cette technique est assez rapide grâce à la présence des mémoires LUTs. Plusieurs algorithmes ont été proposés, selon le fonctionnement automatique ou non-automatique de la procédure [Ridler et Calvard - 1978, Snyder, et al. - 1990]. Il est évident que cette méthode suppose que les pics présents dans l'histogramme ont un rapport direct avec les objets d'intérêt dans l'image, ce qui n'est pas toujours certain. Cette technique ne profite pas de l'information des frontières entre les objets qui pourrait aider à améliorer la forme des pics présents dans l'histogramme. Pour cela on peut envisager "d'ajouter" à l'histogramme l'information relative aux gradients spatiaux de l'image [Gonzalez et Wintz - 1987, Kohler - 1981].

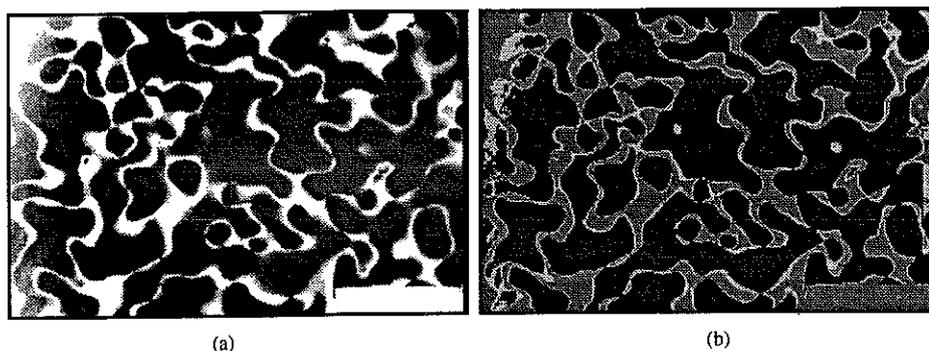


Figure 1.13 - Segmentation d'une image par 3 seuils. Pour corriger les effets d'inhomogénéités d'éclairage on a utilisé un filtre morphologique suivi d'une division en nombres réels. L'image finale a été segmentée par 3 seuils locaux.

Image : Parois d'anti-phase dans un alliage de Fe-Al trempé, observé par microscopie électronique.

ii - Le contour

La segmentation par des méthodes basées sur le contour est également une technique fréquemment employée. Un bord, ou une frontière est une plage de transition séparant des zones dont les luminances répondent à des statistiques différentes (par exemple des textures, des couleurs, etc.). Dans le cas classique un bord est la région de l'image où il existe un changement abrupt des niveaux de gris. La principale motivation pour travailler avec les contours d'un objet est que l'essentiel de l'information présente dans une image se situe à la frontière entre les régions. Il existe à l'heure actuelle plusieurs méthodes de segmentation qui utilisent le contour d'un objet : la méthode de gradients (par un masque de convolution), celles basées sur la morphologie mathématique [Serra - 1982] ou les contours actifs ("snakes") [Kass, et al. - 1988]. Une fois déterminés les points de contour, on peut par exemple le représenter par une série de segments de droites. Cela peut être réalisé soit dans une approche locale par un suivi de points, soit dans une approche globale par la Transformée de Hough.

ii.1 - Gradient

Cette méthode est une approche classique dans la détection de contours. L'image traitée est telle que chaque pixel représente le gradient de l'image originale. Elle est calculée par l'opérateur gradient qui fournit une information sous la forme d'un vecteur, donné par le module et la direction de réponse maximale. Généralement l'image gradient, où les intensités de pixels correspondent au module, a perdu cette information de direction.

Il est classique d'approcher le module du gradient par $|\partial f / \partial x| + |\partial f / \partial y|$ pour des questions de rapidité de calcul. En pratique, le calcul des dérivées est réalisé à l'aide de masques de convolution. D'une façon générale on ne peut pas les utiliser pour détecter les frontières mal définies d'un objet¹. Quelques exemples de masques qui détectent les contours dans une image sont montrés dans la figure 1.14. Les filtres Sobel (figure 1.14 - a) réalisent un lissage directionnel conjugué à un calcul du gradient dans la direction orthogonale.

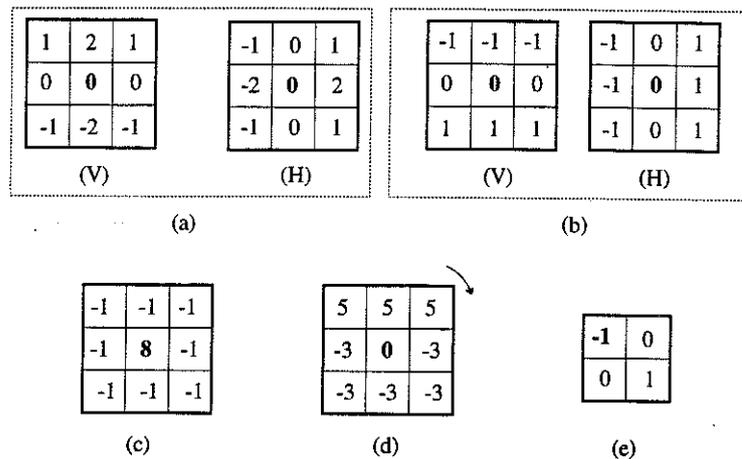


Figure 1.14 - Exemples de masques pour détecter les contours d'une image. (a) - Les masques de Sobel correspondant au gradient pour les lignes et les colonnes. (b) - Les masques de Prewitt. (c) - Le masque laplacien représenté en connexité d8. (d) - Le masque de Kirsch, pour une seule direction. La flèche indique qu'il faut tourner ce masque élémentaire pour arriver aux autres directions. (e) - Le masque pour le filtre Robert dans la direction 45°.

Le faible nombre de points intervenant dans ces masques limite leur qualité. Cette technique est assez sensible au bruit présent dans l'image. On peut donc être amené à effectuer un filtrage passe bas avant de réaliser la détection du contour, comme le filtrage par le laplacien d'une gaussienne [Marr - 1982] et dans ce cas les contours seront représentés par les passages par zéro. Le masque laplacien favorise les points isolés, qui proviennent généralement du bruit, ainsi que les lignes fines et les extrémités. Ce filtre peut être vu comme une soustraction d'une copie "floue" de l'image originale avec elle même.

Plusieurs parmi ces masques introduisent des valeurs négatives dans le calcul ; on pourra alors prendre les valeurs absolues de la convolution (si les valeurs négatives sont indésirables). Néanmoins ces masques ne permettent pas une bonne détection des angles d'un contour. Nagao et Matsuyama [Nagao et Matsuyama - 1979] ont proposé

¹- Une frontière mal définie est par exemple une frontière d'un objet ayant un changement "doux" de ses niveaux de gris

les masques de la figure 1.15 associés au masque carré 3×3 central pour améliorer la détection des angles. Dans la figure, par rotations multiples de 90° de deux voisinages en gris et l'ajout du voisinage 3x3 central, on définit l'ensemble de 9 voisinages utilisés pour le calcul des variances et des moyennes. La valeur retenue est la valeur moyenne du voisinage présentant la plus faible variance. La réalisation de cette procédure est difficile, bien que possible, à cause de l'irrégularité des voisinages et du calcul de la variance.

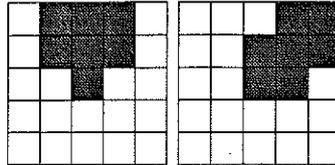


Figure 1.15 - Masques de base définis par Nagao. Par rotations successives de 90° et l'ajout du voisinage 3x3 central on définit l'ensemble des 9 masques de voisinage utilisés par le filtre Nagao.

ii.2 - L'approche locale par des segments

L'approximation des courbes par des segments permet d'avoir une représentation compacte réduisant la place en mémoire et facilitant la paramétrisation de la forme. Il est évident que la représentation d'un contour par des segments de droites ne doit pas trop détériorer la forme de la courbe. Wall et Danielsson [Danielsson et Wall - 1984] ont proposé un algorithme rapide et efficace pour représenter les courbes par des segments. Dans leur algorithme un segment sera construit par un groupement successif de points tant qu'une condition est satisfaite. Le segment de sortie sera la ligne de connexion entre le point initial et le point final. On fera donc une approximation de la forme analysée par des polygones. Supposons que l'on ait une séquence de pixels de longueur n : $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$. La base de l'algorithme proposé par Danielsson est :

Initialise $i = 2$.

(a) considère les repères initiaux à l'origine du segment, c'est à dire à (x_0, y_0) .

initialise $f_i = 0$ ($f_1=0, f_0=0$).

(b) calcule les incréments Δx_i et Δy_i

saute à la position du prochain point.

détermine donc la somme f_i :

$$f_i = f_{i-1} + \Delta f_i \quad \therefore \quad \Delta f_i = (x_i \cdot \Delta y_i) - (y_i \cdot \Delta x_i)$$

(c) détermine la longueur L_i du segment du point initial au point (x_i, y_i) :

$$L_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}$$

applique la condition:

$$|f_i| \leq T \cdot L_i$$

(d) si le test est satisfait on incrémente i , pour passer au point suivant, et on reprend la séquence à partir de l'item (b).

si le test n'est pas satisfait, on a donc défini un segment de (x_0, y_0) à (x_i, y_i) .

Ce dernier point est pris comme origine et l'algorithme est repris à l'item (a).

Dans l'algorithme le paramètre T va fixer la précision de la séquence de segments. Un exemple d'un tel traitement est montré dans la figure 1.16.

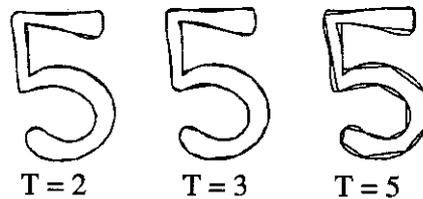


Figure 1.16 - Approximation des contours par des segments pour différentes valeurs de seuil, d'après Wall et Danielsson [Danielsson et Wall - 1984].

ii.3 - L'approche globale : la Transformée de Hough

Hough a déposé un brevet en 1962 avec la proposition de sa transformée [Hough - 1962]. Le but de la transformée de Hough, TH, est d'effectuer la détection des points colinéaires dans une image. Pour cela on passe d'une représentation image à une représentation dans l'espace de Hough. Des points alignés dans l'image initiale, (x, y) , sont représentés soit par la forme cartésienne : $y = ax + b$, soit par la forme normale : $x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) = \rho$. Si l'on adopte la représentation normale¹ on peut caractériser une droite dans l'image par un couple (ρ, θ) , où ρ est la distance de la droite à l'origine du repère et θ est l'angle que la normale à la droite, passant par l'origine, forme avec l'axe des abscisses (figure 1.17 - a). L'espace $[\rho, \theta]$ est l'espace des paramètres de la transformée. Si une série de points appartient à une même droite, ils seront tous représentés par le même point (ρ, θ) dans l'espace Hough.

¹- Cette représentation rend le calcul plus simple. Dans le cas de la représentation cartésienne on peut être gêné dans le calcul de l'orientation de la droite quand elle s'approche de 90° .

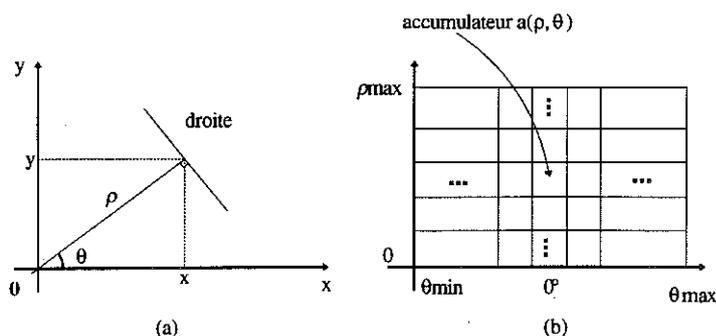


Figure 1.17 - Transformée de Hough : (a) Représentation normale d'une droite pour la construction des accumulateurs de l'espace des paramètres (b).

Pour analyser un ensemble de M points sélectionnés dans une image (comme par exemple le résultat d'un filtre pour détecter les régions de fort gradient) on choisit d'abord des bornes pour les paramètres ρ et θ dans l'espace de Hough. Ensuite on divise cet espace en une série d'accumulateurs a_{ij} (figure 1.17 - b). Pour chaque point détecté dans l'image $\mathbf{p}(x_i, y_i)$ on résout l'équation, en balayant θ par exemple, et on incrémente les accumulateurs a_{ij} correspondant aux solutions (ρ, θ) trouvées :

$$x_i \cos(\theta) + y_i \sin(\theta) = \rho \quad \therefore \quad i = 0, 1, 2, 3, \dots, M$$

À la fin de cette opération, réalisée pour tous les points sélectionnés, on obtient une représentation, aussi sous la forme d'une image, d'une fonction dans l'espace de Hough. Les droites présentes dans l'image initiale sont alors repérées par les maxima locaux des accumulateurs a_{ij} . L'implémentation de cette technique est très coûteuse en taille mémoire dans le cas où le maillage de l'espace de Hough est très fin. On procède plutôt par étapes, en déterminant les zones d'intérêt avec un maillage grossier de l'espace et utilisant un maillage fin seulement dans ces zones d'intérêt. On peut aussi avoir des difficultés dans la représentation des très petits segments, où une quantification très fine de l'espace des paramètres est nécessaire.

L'utilisation de l'espace de Hough par la forme cartésienne peut présenter des avantages dans certains cas. De même que la transformée de Hough donne des informations sur des lignes droites dans l'image, une "droite" dans l'espace de paramètres équivaut à un point dans l'image originale. Cette propriété de la transformée de Hough permet donc d'estimer le point de rencontre des droites dans l'image par le calcul d'une droite dans l'espace de Hough (figure 1.18).

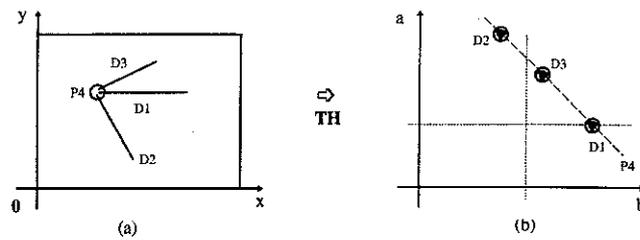


Figure 1.18- Rencontre de droites. (a) Une image exemple composée par des segments, D1, D2 et D3 et ayant le point P4 d'intersection. (b) D1, D2 et D3 sont vues dans l'espace des paramètres comme un ensemble de points. La droite tracée dans l'espace des paramètres donnera dans (a) le point d'intersection P4.

La transformée de Hough peut être aussi appliquée à des formes plus complexes que des droites, comme par exemple des cercles. L'équation normale initiale d'une droite doit être remplacée par l'équation d'un cercle $r^2 = (x-x_0)^2 + (y-y_0)^2$. Il est clair que l'espace de Hough sera alors un espace tridimensionnel des paramètres x_0 , y_0 et r , [Conker - 1988].

iii - La correction de l'illumination

L'illumination est un élément important pour la caractérisation des objets présents dans une scène. En général, dans les systèmes dédiés, elle peut être améliorée dans une phase de prétraitement au niveau du signal vidéo par des fonctions de correction spatiale. Prenons une image, $f(x,y)$, comme le produit d'une fonction de réflexion (transmission), $r(x,y)$ de l'objet d'intérêt, et d'une fonction d'illumination $i(x,y)$. Cette dernière est caractérisée en général par des basses fréquences spatiales. Dans une analyse on s'intéresse généralement à $r(x,y)$.

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad \begin{cases} 0 \leq i(x,y) < \infty \\ 0 \leq r(x,y) \leq 1 \end{cases}$$

Prenons par exemple le cas d'une scène, $r(x,y)$, ayant un histogramme bimodal correspondant à un objet et à un fond et permettant une segmentation par un simple seuil dans la vallée de cet histogramme. L'histogramme de l'image $f(x,y)$ peut avoir sa forme complètement modifiée par la fonction illumination $i(x,y)$ ce qui peut rendre la segmentation une tâche difficile, comme montré dans la figure 1.19 - a.

Quand l'accès à l'illumination $i(x,y)$ est possible on peut avoir une image référence pour compenser cette non uniformité de l'éclairage. L'image originale peut donc être

divisée¹ par cette image référence pour éliminer ces inhomogénéités (figure 1.13). Quand l'accès direct à cette image référence est impossible on peut envisager plusieurs méthodes, avec une efficacité dépendant de la qualité de l'image originale, pour construire cette image de référence. On peut être amené à avoir plusieurs images échantillons et fabriquer une image référence. On peut aussi envisager de filtrer "brutalement" l'image initiale dans l'espace de Fourier, dans le but de ne garder que les très basses fréquences, ce qui équivaut à la procédure optique de défocalisation de l'objet. Il est clair que cette technique ne fonctionne que dans le cas où les objets d'intérêt dans l'image ont une taille petite où l'illumination est assez régulière dans l'espace. Une autre approche est un filtrage morphologique. La dilatation morphologique (voir §1.3.2) en niveaux de gris peut, à partir de l'image originale, fournir une image référence. Dans cette technique, l'image de référence sera plus ou moins modifiée par l'élément structurant employé dans la procédure de dilatation suivant la quantité d'itérations nécessaire pour arriver à éliminer tous les objets.

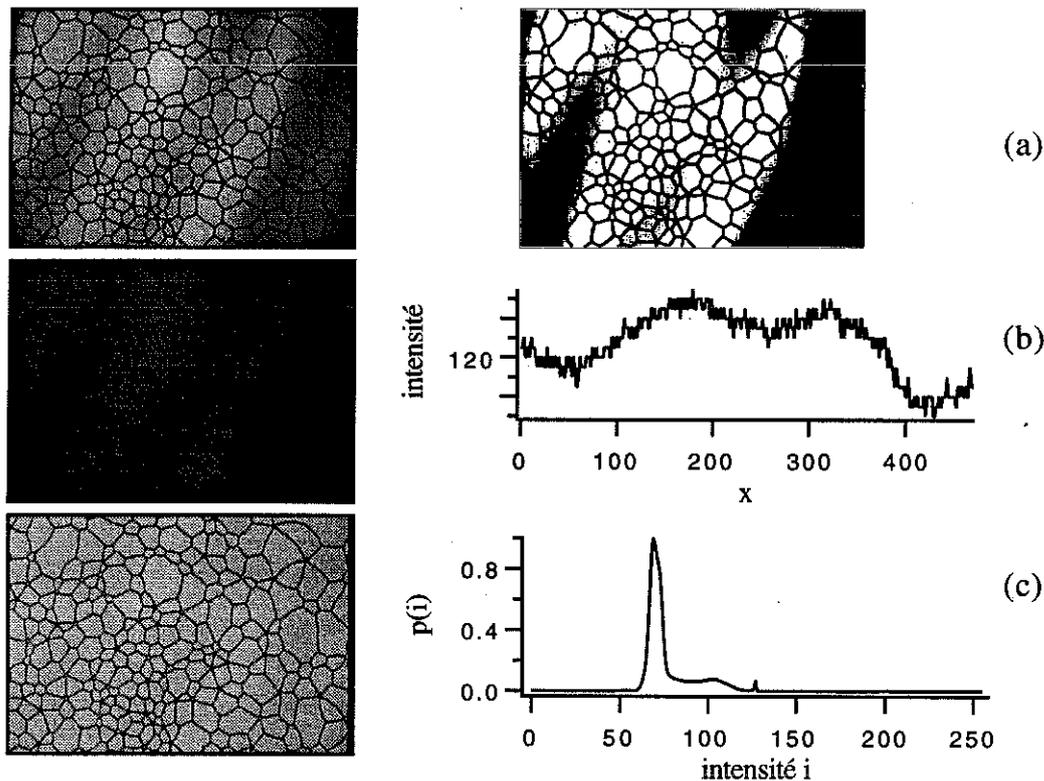


Figure 1.19 - Effet de l'illumination (a) - Image originale d'une structure en domaines magnétiques dans une couche de grenat, observée par microscopie optique (voir §3). Essai de seuillage de l'image par un seuil global. (b) Image de référence correspondant à l'illumination, avec un renforcement de son contraste pour que l'on puisse voir les inhomogénéités. Le trait à l'intérieur correspond au profil d'intensité. (c) Image finale corrigée par l'image de référence et son histogramme ; un simple seuil peut être mis autour de la valeur 90.

¹ - Dans certains cas une simple soustraction est acceptable vu qu'une opération de division doit être faite en nombres réels ensuite renormalisés sur toute l'échelle de niveau de gris.

1.3.2 - La forme

L'analyse et la description de formes jouent un rôle important dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur. Les techniques d'analyse de formes peuvent être classées en deux catégories : les techniques fondées sur les contours et les techniques fondées sur les régions. Comme exemple de technique fondée sur les contours on peut citer les descripteurs de Fourier évalués sur la frontière d'un objet. Les coefficients de la transformée de Fourier discrète sont utilisés comme paramètres de caractérisation de la forme. Les techniques basées sur les régions décrivent la forme à l'aide de sa structure interne, comme c'est le cas de la description par le squelette. Une autre approche souvent employée pour l'étude de la forme est celle de la morphologie mathématique. Enfin, une dernière étape dans l'analyse d'une forme correspond généralement à la reconnaissance. Dans cette phase on demande à la machine d'effectuer des décisions, basées sur les paramètres mesurés dans l'image. On aura pour cela, dans une phase préalable d'apprentissage, défini une description de formes connues dans un espace de mesures. La reconnaissance consiste alors à associer une forme à reconnaître à un prototype déjà catalogué.

i - Les Descripteurs de Fourier

Une forme peut être caractérisée quantitativement par sa représentation dans l'espace de Fourier. La forme doit être d'abord représentée par les points de son contour. Ce contour peut être exprimé par la notation polaire sous la forme $\rho = f(\theta)$. Un contour fermé est alors une fonction périodique de période égale à 2π , qui peut être décomposée en série de Fourier :

$$f(\theta) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cdot \cos(n\theta) + b_n \cdot \sin(n\theta)) \quad \therefore \theta \rightarrow [0, 2\pi]$$

En coordonnées cartésiennes, $x = \rho \cdot \cos(\theta)$ et $y = \rho \cdot \sin(\theta)$, le contour est décrit par :

$$x = \alpha_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (\alpha_n \cdot \cos(n\theta) + \beta_n \cdot \sin(n\theta))$$

$$y = \alpha'_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (\alpha'_n \cdot \cos(n\theta) + \beta'_n \cdot \sin(n\theta))$$

où les coefficients α_n , α'_n , β_n et β'_n se déduisent simplement des coefficients a_n et b_n antérieurs. Dans cette double série les termes de fréquence d'ordre $(n/2\pi)$ correspondent en fait à une ellipse définie par l'équation générale suivante :

$$x - \alpha_0 = \alpha_n \cdot \cos(n\theta) + \alpha'_n \cdot \sin(n\theta)$$

$$y - \alpha'_0 = \beta_n \cdot \cos(n\theta) + \beta'_n \cdot \sin(n\theta)$$

En pratique, on dispose d'une suite de points (x,y) décrivant le contour. La transformée de Fourier de la suite complexe $(x+iy)$ va fournir une séquence de coefficients, les Descripteurs de Fourier, qui sont reliés aux coefficients des ellipses par :

$$\alpha_n = \frac{1}{T}(r_n + r_{-n}) \quad \beta_n = \frac{1}{T}(im_n - im_{-n})$$

$$\alpha'_n = \frac{1}{T}(im_n + im_{-n}) \quad \beta'_n = \frac{1}{T}(r_n - r_{-n})$$

où r et im sont respectivement les parties réelle et imaginaire du descripteur de Fourier à la fréquence d'ordre n , et T la période. La décomposition en série de Fourier consiste donc à représenter une forme par une somme d'ellipses de "fréquences" différentes. Cela revient en réalité à moduler l'ellipse fondamentale par des ellipses d'ordre supérieur. On peut donc obtenir des approximations du contour en ne gardant que les premiers termes de la décomposition, comme illustré dans la figure 1.20, par un filtrage passe-bas de la forme.

De plus, la manipulation des coefficients dans l'espace de Fourier permet d'éliminer les dépendances en position, taille et orientation d'une forme en facilitant par exemple le travail d'une procédure d'identification. Dans la pratique, il est nécessaire que le nombre de points appartenant au contour soit une puissance de 2 (dû aux algorithmes de calcul de la FFT) et que ces points soient ordonnés en fonction de l'angle θ .

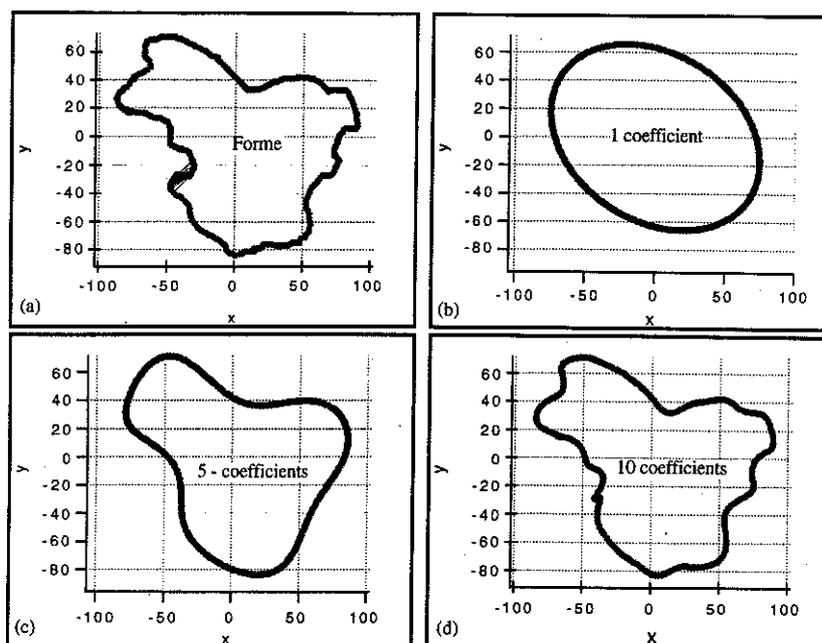


Figure 1.20 - Analyse d'une forme par les descripteurs de Fourier. (a) - Forme originale. (b-c-d) Approximation de la forme originale par différents nombres de coefficients. On obtient une ellipse pour 1 seul coefficient.

ii - L'approche par la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est aussi une approche qui permet d'effectuer des analyses quantitatives d'une image ou, plus spécifiquement, des formes présentes dans une image. Une description complète de ces techniques peut être trouvée dans les deux ouvrages de Serra ou dans un ouvrage dédié à l'analyse d'images appliquée à la science des matériaux de Coster et Chermant, [Coster et Chermant - 1989, Serra - 1982, Serra - 1988]. Toutes les méthodes décrites par la morphologie mathématique sont fondamentalement basées sur deux notions : les opérations booléennes d'ensembles (union, intersection, complémentation, etc.) et la notion de forme étalon appelée "élément structurant". Les relations booléennes sont effectuées entre l'image, ou la forme, et l'élément structurant. Autrement dit, l'idée de base est de comparer les objets que l'on veut étudier à un autre objet de forme connue. La forme de l'élément structurant est fonction du traitement envisagé pour l'image et de la connexité adoptée (par exemple d4, d8, etc voir §1.1.2).

Deux opérateurs de base sont utilisés dans la majorité des techniques définie par la morphologie mathématique : l'érosion et la dilatation. Considérons par exemple un objet et appelons X l'ensemble des points x constituant cet objet, comme celui montré dans la figure 1.21 - a, délimité par des traits pointillés.

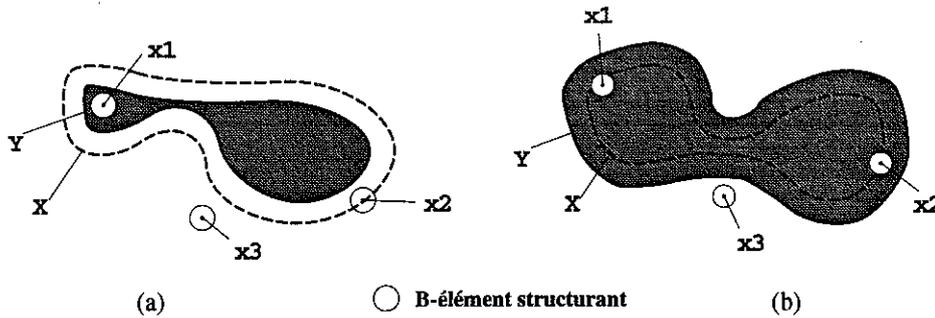


Figure 1.21 - Opération d'érosion (a) et dilatation (b) appliquée à un ensemble X par l'élément structurant B. On obtient la forme Y. x_1 est un point de X qui appartient aussi à Y. x_2 appartient à X mais n'appartient pas à Y pour l'érosion et l'inverse pour la dilatation. x_3 n'appartient ni à X ni à Y.

L'opération d'érosion consiste à éroder l'ensemble X par rapport à l'élément structurant, B, tel que :

$$Y = E^B(X) \rightarrow Y = \{ x / B(x) \subset X \}$$

où $B(x)$ est l'élément structurant centré sur le point x . C'est à dire que les points de l'ensemble Y seront les points de l'ensemble X où l'élément structurant est inclus dans X. Dans la figure 1.21 on a présenté 3 points x_1 , x_2 et x_3 . L'élément structurant B (ici un cercle), centré sur x_1 , est inclus dans X. x_1 appartient donc à Y. Par contre x_2 , au bord de X et x_3 ne feront pas partie de Y, l'élément structurant centré sur x_2 et x_3 n'étant pas inclus dans X.

L'opération duale de l'érosion est la dilatation. Cette opération consiste à dilater l'ensemble X par rapport à l'élément structurant tel que :

$$Y = D^B(X) \rightarrow Y = \left(E^B(X^c) \right)^c = \{ x / B(x) \cap X \neq \emptyset \}$$

où c représente le complémentaire. L'opération d'érosion permet de séparer les objets qui se touchent, la dilatation, au contraire, permet de les relier ou d'éliminer les trous à l'intérieur des objets. Cela est évidemment fonction de la forme et de la taille de l'élément structurant. Puisque l'érosion et la dilatation sont des opérations itératives il est possible d'effectuer sur un ensemble X une succession de N érosions par un élément structurant B, puis une succession de N dilatations de l'ensemble érodé par le même élément structurant B. C'est l'opération d'ouverture qui permet de réaliser un filtrage morphologique en éliminant les petites particules isolées et en adoucissant les contours de l'objet. Inversement, l'opération de fermeture consiste à effectuer une succession de N dilatations suivie d'une succession de N érosions et permet de boucher les canaux

étroits, de supprimer les petits trous à l'intérieur de l'objet et également d'éliminer les golfes étroits d'une forme. On écrit formellement pour ces opérations :

$$\text{ouverture : } Y = \left(D^B \left[\left(E^B (X) \right)^N \right] \right)^N$$

$$\text{fermeture : } Y = \left(E^B \left[\left(D^B (X) \right)^N \right] \right)^N$$

D'autres opérateurs de la morphologie mathématique sont déduits des opérations d'ouverture et fermeture comme par exemple la transformation chapeau haut de forme (i.e. la différence entre l'image initiale et son ouverte), la granulométrie (étude de la distribution de taille des objets), les filtres morphologiques etc. Le filtre morphologique est une alternative au filtrage linéaire classique. Par exemple, dans le cas d'une image binaire un filtrage morphologique permet d'éliminer les petites formes gênant le traitement. On aperçoit l'importance de l'élément structurant dans l'approche de la morphologie mathématique. Le caractère discret d'une image peut provoquer un changement important de la forme finale des objets. Cela est dû essentiellement à l'adoption d'un élément structurant basé sur les formes carrées définies dans d_8 par exemple. Il est important également de remarquer que ces opérations peuvent être appliquées dans des images binaires ou dans des images en niveaux de gris.

iii - Le squelette

La notion de squelette d'une forme est un concept assez intuitif et a été introduite en 1964 par Blum, [Blum - 1964]. En général les procédures de détermination du squelette d'une structure demandent beaucoup de calculs, mais la caractérisation d'une structure par son squelette a l'avantage de réduire la place en mémoire et de mettre en évidence les propriétés topologiques d'un objet.

Blum a défini le squelette par la simulation de la propagation d'une onde. Dans ce cas, on va avoir des points où les fronts de l'onde provenant de parties différentes de la frontière des objets vont se rencontrer. L'ensemble de ces points correspond aux points qui appartiennent au squelette.

Une autre méthode est celle des boules maximales, utilisée par Serra pour calculer le SKIZ¹ [Serra - 1982]. Pour cela on considère une boule, $B(p,r)$, de rayon r , centrée en p et incluse dans un objet X . La boule $B(p,r)$ est dite maximale si et seulement si il n'existe aucune autre boule, incluse dans X qui la contienne, figure 1.22 - a. Le squelette S est alors défini comme l'ensemble des centres des boules maximales :

$$S(X) = \{ p \in X / \exists r \geq 0 \text{ tel que } B(p,r) \text{ soit maximale} \}$$

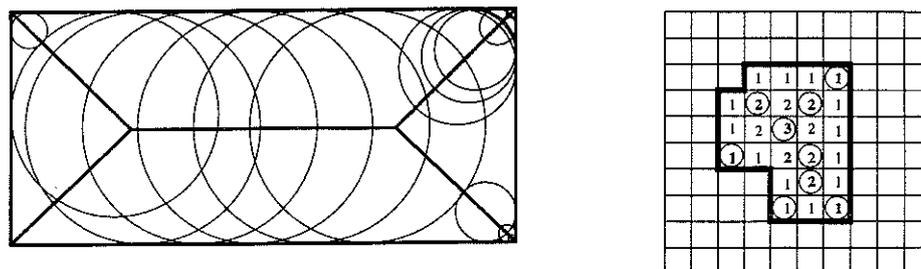


Figure 1.22- Le squelette d'une forme. (a) Squelette d'un rectangle déterminé par la méthode de boules maximales. (b) Détermination par le calcul de la transformation de distances. Les points marqués correspondent aux maxima locaux. On remarque la présence d'un point maximal déconnecté des autres dû à la discrétisation.

Une troisième méthode est la détermination du squelette par la Transformation de Distances. Pour chaque point p de l'objet X , on définit la fonction :

$$L_p = \min \left(D \left(p, X^c \right) \right) \quad \text{où } X^c = \text{complémentaire de l'objet } X$$

Cette fonction, appelée transformation de distances, transforme l'espace de la représentation de l'image en un espace de distances [Borgefors - 1986]. Une fois l'espace de distances construit le squelette peut être défini comme l'ensemble des points où $L(p)$ a des maxima locaux. Dans l'exemple de la figure 1.22, les maxima locaux sont marqués par un cercle. Ce sont les points dont l'intensité est supérieure ou égale à celle de leurs voisins. Dans cet exemple, en connexité d_4 , les voisins considérés sont uniquement les voisins de bord. En raison de la discrétisation quelques points du squelette peuvent se retrouver déconnectés et dans certains types d'analyses on peut être amené à les reconnecter. Il est évident que cette transformée dépend du type de distance adoptée pour le calcul. Borgefors a proposé différents types de transformation

¹- SKIZ ("Skeleton by Zones of Influence") : Pour une série d'objets S_i on définit sa zone d'influence par l'ensemble des points plus proches de S que de n'importe quel autre objet. Les points qui n'appartiennent à aucune zone d'influence constituent un type de squelette appelé SKIZ. Le SKIZ d'un ensemble d'objets correspond au diagramme de Voronoï basé sur les objets. Formellement le diagramme de Voronoï est un complexe de cellules (ou régions) défini sur un ensemble d'objets (ou germes) dans l'espace euclidien [Hu - 1991].

basées sur la définition des distances employées : D4, D8, octogonale, chanfrein 3-4, chanfrein 5-7-11 et euclidienne.

Enfin, une quatrième méthode est l'opération d'amincissement (thinning). Cette opération consiste à "éroder" successivement le contour d'un objet discret jusqu'à ramener sa représentation à une épaisseur d'un pixel [Pavlidis - 1987]. C'est une procédure qui élimine récursivement des points du contour à condition que la suppression de ce point n'affecte pas la connexité du squelette de l'objet. L'examen d'un voisinage est suffisant pour vérifier si un point peut être supprimé. L'algorithme de Zhang et Suen est un exemple d'une opération d'amincissement pour des images binaires, [Zhang et Suen - 1984]

iv - La Reconnaissance

La reconnaissance est la partie du traitement qui va classifier les "objets" à partir des informations trouvées dans l'image. C'est généralement la partie appliquée après une procédure de segmentation. Il existe deux phases dans la reconnaissance : la première est celle dédiée à l'apprentissage et la deuxième à la reconnaissance proprement dite. L'étape initiale consiste à définir un espace de mesures dans lequel les objets seront représentés par des points et groupés en classes.

iv.1 - Paramètres et espace de mesures

L'espace de mesures est un espace de dimension n où chaque dimension correspond à un paramètre, ξ_n . Le choix et la qualité des paramètres pour construire cet espace de mesures est essentiel dans la reconnaissance. Un grand nombre de paramètres entraîne un espace de dimensionalité trop élevé et une grande difficulté dans la phase d'apprentissage. Un petit nombre conduit à une faible dimensionalité de l'espace et à peu d'informations pour décrire les formes. On peut avoir intérêt à normaliser chaque axe de paramètres car il est essentiel que les points soient bien distribués dans l'espace. La figure 1.23 montre quelques paramètres qui peuvent être utilisés pour extraire les caractéristiques des objets et construire un espace de mesures.

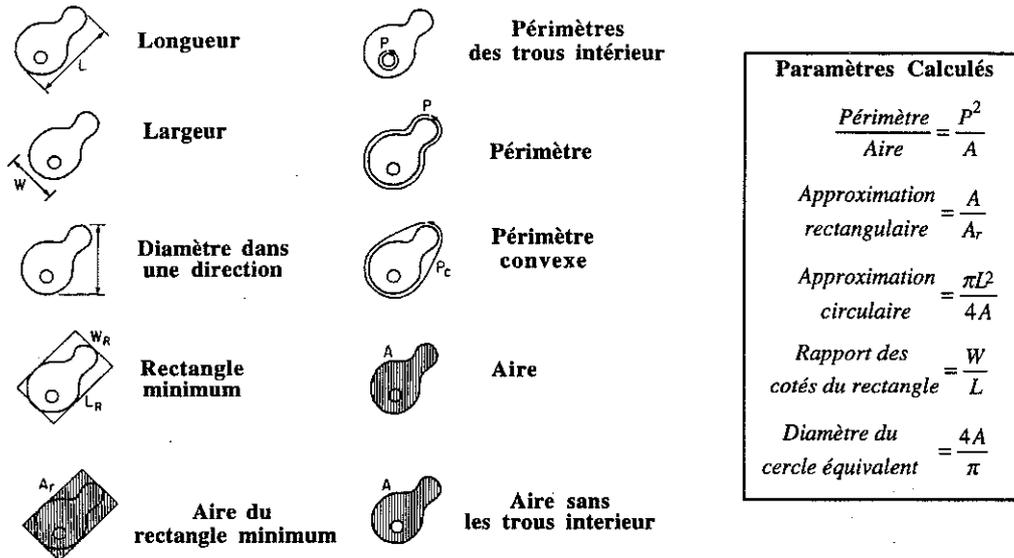


Figure 1.23- Exemples de paramètres pouvant représenter une forme quelconque, d'après [Walter et Berns - 1989]

iv.2 - Apprentissage - classification

On peut séparer les méthodes d'apprentissage en deux catégories : les méthodes supervisées et les méthodes non-supervisées. Dans le premier cas on connaît à priori les classes dans lesquelles on veut répartir les objets. Par exemple, dans le problème de reconnaissance de caractères, on aura la classe de lettres 'a', contenant toutes les formes possibles d'occurrence de la lettre 'a', de diverses orientations, tailles, etc. La classe des 'a' sera une région de l'espace des paramètres caractérisée par un prototype, par exemple le centre de gravité de cette région. L'apprentissage consiste alors à présenter au système un certain nombre d'objets test pour lesquels on connaît les classes que l'on voudrait que le système leur attribue et à ajuster les paramètres du système pour qu'il réalise correctement cette tâche. Les paramètres en question sont ceux qui définissent l'espace de mesure, et leur ajustement consiste donc à modifier les prototypes et les distances à l'aide d'une fonction coût. L'ajustement des paramètres est effectué en minimisant cette fonction définie à partir des distances entre la sortie donnée par le système (transformée des objets test) et les prototypes des classes leur correspondant. L'erreur quadratique est fréquemment utilisée comme fonction coût. Une fois les valeurs des paramètres du système déterminées, il est sensé reconnaître des objets "inconnus", c'est à dire leur attribuer leur bonne classe.

Dans le cas des méthodes non-supervisées, on ne connaît pas à priori les classes. Le choix des paramètres définissant l'espace de mesures est alors fait à priori. On fait agir le système un certain nombre d'objets test et on obtient des nuages de points dans l'espace de mesures. On essaye alors de trouver des critères permettant de regrouper ces points en classes.

On utilise pour cela des méthodes itératives de groupement de points ("clustering"). Il existe plusieurs algorithmes de groupement des points, classés selon la connaissance que l'on a à priori du système et leur fonctionnement automatique ou assisté. Un algorithme qui réalise ce groupement d'une façon automatique dans le cas où l'on connaît le nombre de classes, est l'algorithme K-moyenne, décrit par la suite.

Considérons, par exemple un ensemble de p échantillons x , organisés dans un espace de mesures 2D, comme montré dans la figure 1.24. Supposons également que le nombre de classes à chercher soit 3, visualisées par les trois nuages de points de la figure 1.24. L'algorithme est divisé en deux étapes principales : association et mise à jour. Initialement on choisit trois points quelconques de l'ensemble, que l'on considère comme prototypes des trois classes cherchées. Par exemple les trois points initiaux dans la liste, x^1, x^2, x^3 , sont associés à Z_1, Z_2, Z_3 . Dans la phase d'association on met en correspondance chaque échantillon x^p au prototype Z le plus proche. Dans la phase de mise à jour on recalcule pour chaque classe ainsi définie la nouvelle position des points prototypes, Z_i . On répète la séquence association - mise à jour jusqu'à ce que les points prototypes n'évoluent plus. En fait, cela consiste à minimiser un indice de dispersion en déplaçant itérativement les prototypes représentatifs des classes.

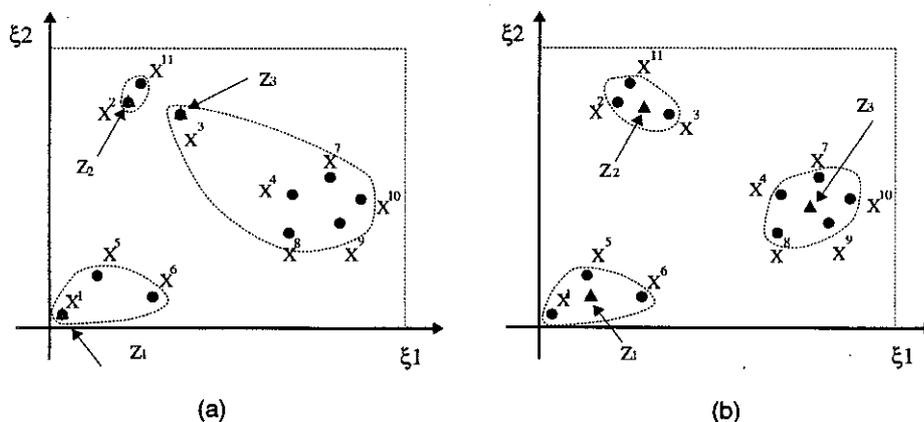


Figure 1.24- Séparation en classes : groupement de points. Algorithme K-moyenne. (a) - Situation initiale. (b) - Situation finale. Les cercles représentent les échantillons et les triangles les prototypes calculés.

La séparation en différentes classes consiste à déterminer les frontières de décision à l'aide de fonctions discriminantes. La fonction la plus simple est la fonction linéaire (figure 1.25 - a), qui correspond au cas où les classes sont incluses dans les cellules de Voronoï des prototypes dans l'espace de mesure. Mais ce n'est pas toujours le cas (figure 1.25 - b).

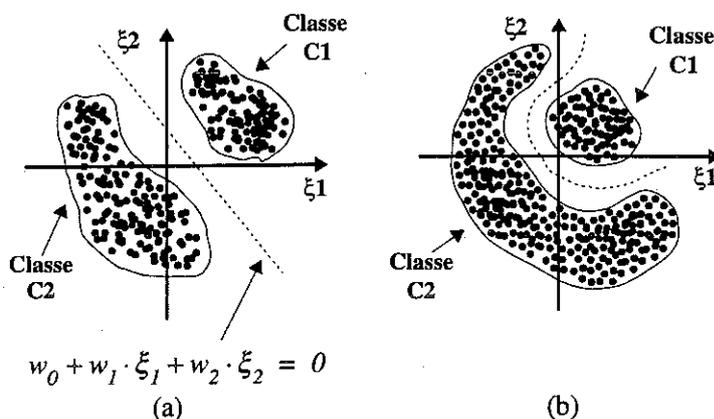


Figure 1.25- Représentation d'un espace de mesures. Les paramètres qui caractérisent la forme sont donnés par les axes x_1 et x_2 . Chaque point correspond à la réponse pour un échantillon modèle pendant une phase d'apprentissage pour les classes 1 et 2. (a) La droite de séparation représente la frontière de division pour un problème ayant une solution linéaire. (b) on voit un problème où la solution linéaire n'existe pas. - d'après Guyon [Guyon - 1991].

Une machine ayant une fonction discriminante linéaire a été introduite en 1962 par Rosenblat [Rosenblat - 1962], le Perceptron. C'est le modèle initial des systèmes connexionnistes. Dans les problèmes d'apprentissage et reconnaissance l'utilisation de réseaux de neurones formels est très adaptée. Je ne parlerai pas ici de réseaux de neurones, mais on peut trouver une bonne introduction à ce sujet dans l'article de Guyon [Guyon - 1991] ainsi que des références plus spécialisées. On peut juste mentionner qu'il a été montré que dans le problème de séparation de classes, un réseau de neurones complexe (à trois couches) permet de donner à la fonction discriminante une forme quelconque (figure 1.25 - b) [DARPA - 1988].

Il existe plusieurs méthodes pour effectuer la reconnaissance, et on peut citer comme exemple celles basées sur les propriétés statistiques (classifieur de Bayes), sur les réseaux neuromimétiques (distance par rapport à un prototype) ou encore par la description de la forme par un langage. Dans ce dernier cas on va définir une séquence d'éléments de base pour construire le langage et former ensuite une grammaire. La reconnaissance sera une reconnaissance structurelle (ou syntaxique) basée sur cette grammaire [Pavlidis - 1978]. Le réseau de neurones est effectivement la méthode de

reconnaissance la plus attrayante à l'heure actuelle vu le degré de liberté donné à la fonction discriminante. Ces méthodes sont en fait des méthodes pragmatiques où l'on cherche quelques caractéristiques de l'objet pour faire la reconnaissance, au lieu de chercher "tout" l'objet.

1.3.3 - Densitométrie

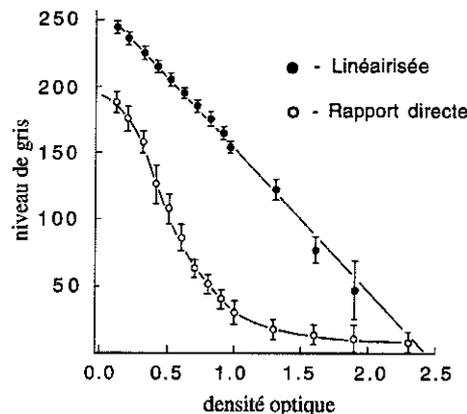
Il est quelquefois intéressant d'établir une correspondance directe entre les pixels d'une image et l'information d'intensité lumineuse d'un échantillon. La rapidité de conversion d'un signal vidéo provenant d'une camera sous une forme numérique produit une mesure presque instantanée de luminance en chaque point d'une image. Les données obtenues doivent alors être converties dans une unité autre que la représentation en niveaux de gris. Cette conversion est en pratique fonction de l'étude envisagée. Un exemple de telle étude est l'évaluation de l'épaisseur d'un spécimen.

La première phase dans une telle étude est la détermination d'une fonction de calibrage qui permet de lier les niveaux de gris d'une image et la densité optique de l'objet à mesurer. Cette fonction est généralement construite par l'acquisition d'une série d'images de différents filtres neutres calibrés¹. On détermine ensuite la moyenne des intensités de tous les pixels de l'image dans le but de construire une courbe des niveaux de gris en fonction de la densité optique, comme celle montrée dans la figure 1.26. Cette fonction est essentiellement une fonction exponentielle décroissante modifiée par les problèmes de sur-exposition et sous-exposition de la camera. Les barres d'erreur de la figure, calculées par la variance de l'histogramme des niveaux de gris de l'image, proviennent d'une part de l'inhomogénéité de l'éclairage et d'autre part de la réponse spatiale de la caméra. Le fait que cette fonction de calibrage ne soit pas linéaire pose un certain nombre de problèmes : une moyenne des niveaux de gris ne donne pas directement une moyenne de densités optiques. De plus les opérations simples sur les images (addition, soustraction, division, ...) ne correspondent pas aux mêmes opérations sur les densités optiques. On est donc intéressé à linéariser cette fonction pour faciliter la manipulation de l'image. Cela peut être fait en créant une LUT avec la fonction de calibrage.

En pratique, même si l'on ne linéarise pas cette fonction le fait qu'elle soit une fonction exponentielle permet d'effectuer une opération de division d'image et

¹- Ces sont des filtres ayant un spectre d'absorption relativement plat.

d'associer cette opération sur les intensités à une opération sur les densités optiques. En particulier, le calcul du logarithme du résultat de la division est égal à une différence de densités optiques entre les images. Cette propriété peut être utilisée par exemple pour corriger les inhomogénéités d'éclairage en utilisant une image de référence correspondant à l'illumination (voir §1.3.1). En réalité, on a intérêt à faire une division réelle (pixel par pixel) pour obtenir une bonne précision de la mesure de la densité optique, bien que cette opération nécessite une grande quantité de mémoire.



Fonction de Calibration du signal vidéo

Figure 1.26 - Fonction de calibration entre les niveaux de gris d'une image et la densité optique. Les barres d'erreur correspondent à une l'écart type et les valeurs sont situées entre 2 et 6 niveaux de gris. Les cercles blancs correspondent à la réponse directe de la caméra et les noirs à la courbe linéarisée. L'écart-type des deux courbes ont été renforcées de la même façon pour que l'on remarque l'effet d'inhomogénéité d'éclairage. D'après Inoué [Inoué - 1986].

Il est également important de tenir compte de la réponse de la caméra elle même. Le comportement exponentiel de la fonction de calibration n'est obtenu que lorsque la réponse de la caméra est linéaire en fonction de la luminance. Certaines caméras ont des circuits d'ajustement automatique de l'amplitude ou de correction par la fonction gamma du signal vidéo, qui rendent cette réponse non-linéaire et qui par conséquent vont changer la forme de cette fonction de calibration. Pour des mesures densitométriques ces opérations doivent être évitées.

Un deuxième point aussi important concernant la précision de la mesure est le nombre de bits utiles dans la représentation des intensités. En particulier une caméra a un bruit propre exprimé par un rapport signal sur bruit en dB. Considérons l'amplitude maximum du signal vidéo S_{max} et le pas de quantification q égale à $(S_{max}/2^n)$, où n est le nombre de bits de conversion du module de numérisation. Supposons également un bruit, b , provenant de la caméra. On peut donc écrire :

$$RSB = 20 \cdot \log\left(\frac{q \cdot 2^n}{b}\right) = 6.02 \cdot n - 20 \cdot \log\left(\frac{q}{b}\right)$$

Dans une représentation à n bits, pour que le dernier digit reste significatif, il faut que le bruit intrinsèque de la caméra, b , soit au plus égal au pas de quantification q . RSB doit être alors supérieur ou égal à $6.02n$. La plupart des modules de numérisation travaillent avec $n=8$, donc une caméra adaptée à ce module devra avoir un RSB au moins égal à 48.1 dB. On peut noter que le bruit de quantification vaut $q/\sqrt{12}$, et donc qu'une caméra ayant un RSB supérieur à 58dB n'aura pas d'intérêt pour une numérisation sur 8 bits. Elle peut, par contre, être intéressante en cas d'accumulation d'images ou de numérisation sur plus de 8 bits.

1.4 • Systèmes de mesure dédiés au magnétisme

Il existe plusieurs techniques pour observer les domaines magnétiques. La plus ancienne est l'utilisation de petites particules magnétiques d'oxydes de fer en suspension dans un liquide, (les poudres de Bitter ou plus récemment les ferrofluides) qui permet de visualiser les champs de fuite à la surface de l'échantillon et donc les parois de domaines. La microscopie optique, grâce aux effets magnétooptiques, permet d'obtenir avec une résolution d'environ $1\mu\text{m}$ des images plus ou moins contrastées de domaines magnétiques. L'utilisation d'électrons (microscopie électronique à balayage (MEB), microscopie électronique de Lorentz en transmission, et holographie électronique [Tonomura - 1983]) permet également d'observer les domaines magnétiques. La microscopie électronique à balayage permet de reconstruire la cartographie de l'aimantation avec une résolution de l'ordre de 10nm. L'holographie électronique visualise les lignes de flux magnétique au voisinage de l'échantillon. Les neutrons ont été utilisés soit pour observer directement les domaines par topographie [Baruchel - 1980], soit pour obtenir des informations indirectes sur la taille des ces domaines [Rekveldt - 1971]. La microscopie de force magnétique (MFM) consiste à déplacer une tête ferromagnétique à 1nm environ de la surface. Les forces agissant sur cette sonde renseignent sur le champ magnétique au voisinage de la surface et permettent de visualiser l'arrangement des moments avec une résolution de l'ordre de 100nm. Récemment, les techniques de microscopie de champ proche se sont développées [Vigoureux - 1993] et la microscopie de force magnétique ou la

magnétooptique en champ proche devrait apporter beaucoup à l'observation des domaines, en particulier dans les couches minces magnétiques.

Parmi ces différentes techniques d'observation, l'utilisation des effets magnétooptiques, si elle ne donne pas les images de plus haute résolution, permet d'obtenir des informations quantitatives sur l'aimantation dans les domaines, en particulier lorsqu'elle est alliée aux techniques de traitement d'images.

1.4.1 - Les effets magnétooptiques

Les effets magnétooptiques traduisent l'influence de l'aimantation d'un matériau sur les caractéristiques d'un faisceau de lumière polarisée [Argyres - 1955, Freiser - 1968]. Ces effets dépendent en particulier de l'amplitude de l'aimantation et de son orientation dans le matériau. On peut les classer selon qu'ils se manifestent par une modification de l'amplitude de l'onde incidente (dichroïsme) ou par un déphasage (biréfringence). Les plus utilisés sont l'effet Faraday et l'effet Kerr.

L'effet Faraday (1845) est la rotation du plan de polarisation d'une lumière polarisée linéairement, lorsqu'elle traverse un échantillon dont l'aimantation est dans la direction du vecteur d'incidence (figure 1.27 - a). L'angle de rotation est proportionnel à l'épaisseur traversée, et son signe dépend du sens de l'aimantation rencontrée. Par exemple, si la lumière traverse deux domaines d'aimantation opposées, le plan de polarisation émergent d'un de ces domaines aura tourné d'un angle $+\theta$ alors qu'émergent de l'autre domaine, il aura tourné de $-\theta$. En mettant un analyseur on peut éteindre une des deux polarisations et faire apparaître ainsi un contraste entre les deux régions. Il est nécessaire que l'échantillon soit transparent ce qui est le cas des couches de grenat magnétique que nous avons étudiées et dont traite le chapitre suivant.

Pour des échantillons opaques à la lumière visible on utilise l'effet Kerr (1876), analogue à l'effet Faraday mais en réflexion (figure 1.27 - b). En fait, on distingue trois effets Kerr suivant l'orientation de l'aimantation par rapport à la surface de l'échantillon et au plan d'incidence de la lumière. Lorsque l'aimantation est perpendiculaire à la surface on parle d'effet Kerr Polaire. Lorsque l'aimantation est parallèle à la surface et parallèle au plan d'incidence on parle d'effet Kerr longitudinal. Quand elle est parallèle à la surface et perpendiculaire au plan d'incidence on parle d'effet Kerr transversal. L'effet Kerr se traduit par une rotation du plan de polarisation

qui provient d'une différence du pouvoir réfléchissant du matériau suivant l'orientation de l'aimantation par rapport au vecteur polarisation.

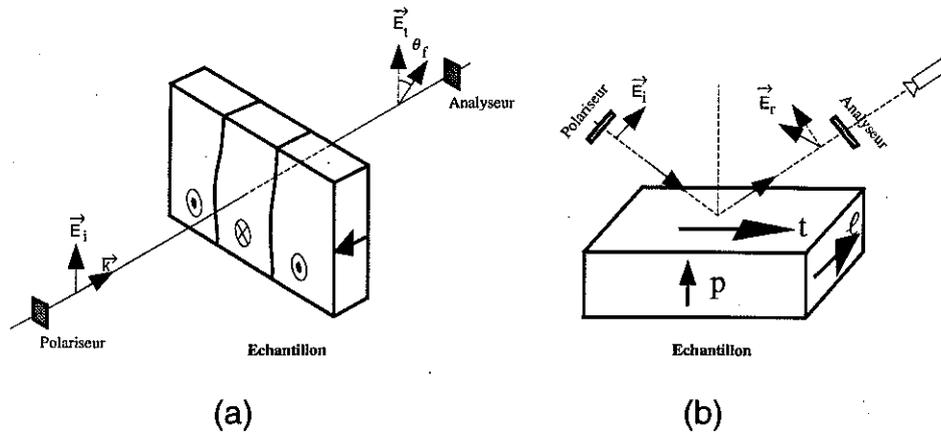


Figure 1.27 - Effets magnétooptique. (a) - Effet Faraday, l'aimantation est perpendiculaire à la surface de l'échantillon. (b) - Différents effet Kerr selon l'orientation de l'aimantation dans l'échantillon : l - longitudinal, p - polaire et t - transversal.

Ce type de techniques d'observation ne perturbe pas la structure magnétique et permet une observation en dynamique des domaines. Un bon contraste entre les domaines peut être délicat à obtenir, surtout par effet Kerr où l'aspect cumulatif, qui augmente l'angle de rotation dans les effets en transmission, n'existe pas (figure 1.28). On a pour l'effet Kerr un très faible angle de rotation du plan de polarisation de la lumière et les images auront généralement un rapport signal sur bruit très faible, ce qui entraîne l'utilisation de techniques d'amélioration de contraste.

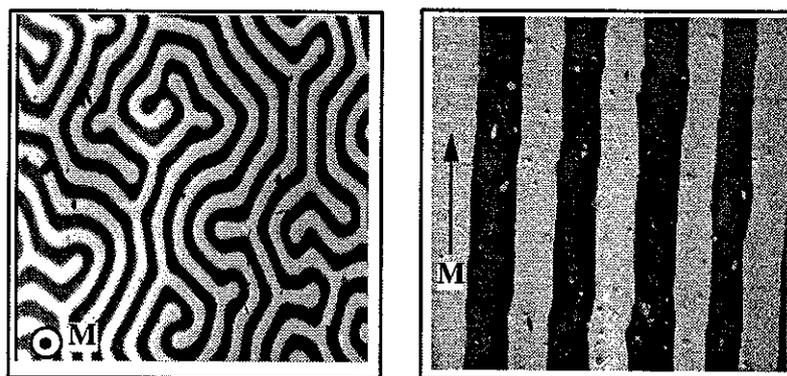


Figure 1.28 - Exemples d'images de structures en domaines magnétiques obtenues par effets magnéto-optique. (a) - Effet Faraday, les régions en gris clair et en gris foncé représentent les zones d'aimantation opposées. La largeur d'une ligne est de $5.5\mu\text{m}$. (b) - Observation par effet Kerr longitudinal d'un échantillon de $\text{Co}_{70.4}\text{Fe}_{4.6}\text{Si}_{15}\text{B}_{10}$ [Image de A. Domingues].

1.4.2 - Analyses et observations

L'observation de domaines magnétiques à l'aide des effets magnétooptiques est généralement limitée par la nécessité d'avoir un très bon état de surface de l'échantillon (en particulier pour les observations qui utilisent l'effet Kerr), afin que le faible contraste magnétique ne soit pas brouillé par le fort contraste (bruit) d'origine non magnétique. Les premières améliorations d'images de domaines magnétiques ont été réalisées par Freyer et Fowler [Freyer et Fowler - 1954] par une superposition de pellicules photographiques négatives et positives. L'efficacité de cette méthode de soustraction des contrastes d'origine non magnétique est renforcée par la non linéarité du processus photographique. Cette technique a été employée numériquement plus tard avec des ordinateurs dédiés [Okuno, et al. - 1988, Sugiyama et Shirai - 1982]. Hubert [Hubert, et al. - 1985] a été le premier à utiliser vraiment les techniques de traitement d'images pour observer des domaines ayant un très faible contraste en réalisant une accumulation d'images suivie de la soustraction d'une image référence. Les acquisitions ont été faites avec un convertisseur 8 bits, et les images stockées dans une mémoire de 16 bits. Son système pouvait accumuler au maximum 1024 images et il a pu arriver à une augmentation du signal magnétique de l'ordre de dix fois. Hubert a été aussi le premier à faire une analyse quantitative avec le traitement d'images consistant à déterminer le vecteur aimantation à la surface de l'échantillon à partir de deux images, l'une obtenue par l'effet Kerr transversal et l'autre par l'effet Kerr longitudinal [Hubert, et al. - 1987]. En effet, l'observation de domaines magnétiques par effet Kerr longitudinal n'est sensible qu'au cosinus de l'aimantation, l'effet Kerr transversal par contre donne accès au sinus. Pour obtenir ces 2 images, soit on envoie deux faisceaux de lumière perpendiculaires entre eux, soit on tourne l'échantillon. Il est nécessaire de normaliser chacune des 2 images par son image référence (image de l'état saturé) pour éliminer les dépendances de l'alignement des faisceaux ou des impuretés à la surface de l'échantillon.

Dans des systèmes qui ne sont pas des systèmes magnétiques mais où les problèmes rencontrés (domaines, parois, dynamiques de parois, ...) sont assez proches, Seul [Seul, et al. - 1991] a réalisé des analyses quantitatives par traitement d'images. Le système est une monocouche de phospholipide déposée sur l'eau et observée par microscopie de fluorescence. L'image des structures observées est binarisée, la forme des domaines est décrite en approchant le contour par des segments (algorithme de Danielsson) et les différentes quantités dont il étudie l'évolution sont analysées à l'aide des descripteurs de Fourier.

1.5 ● Conclusion

Dans ce chapitre on a essayé de décrire quelques techniques du traitement d'images. Il est clair que l'on ne peut entrer dans les détails de chacune de ces techniques car chaque sous chapitre porte sur un axe important de la recherche en traitement d'images. D'une façon générale on peut affirmer que les analyses restent assez dépendantes de ce que l'on cherche à caractériser dans l'image. Dans le cas de la physique expérimentale, et lorsque le traitement d'images est l'outil de mesure, on se trouve confronté à des problèmes particuliers. La quantité d'information dans une image peut être assez considérable et il est absolument nécessaire de faire des choix pour ne garder que l'information pertinente pour décrire le phénomène observé. D'autre part l'image représente le système observé dans son ensemble et on est obligé de lier les quantités dégagées de l'image à des paramètres qui expriment les phénomènes physiques, c'est à dire décrire, à partir de l'information visuelle, les grandeurs physiques qui gouvernent les phénomènes étudiés.

Les techniques d'amélioration d'images ont apporté de nouveaux résultats en ce qui concerne l'observation de domaines magnétiques, essentiellement grâce au caractère numérique des images. Les faibles contrastes magnétiques ont pu être augmentés par des méthodes classiques d'accumulation et de soustraction d'une image référence. Dans certains cas la présence de domaines a été mise en évidence par les mouvements de parois pendant l'application d'un champ magnétique. En fait, dans la majorité des cas le but était simplement d'effectuer une amélioration de l'image. On va dans les chapitres suivants, regarder de plus près quelques applications du traitement d'images où le but est d'aller un peu plus loin dans cette démarche et faire dans la majorité des cas une analyse quantitative.

On doit encore dire quelques mots sur le domaine du traitement d'images en lui même. A l'heure actuelle le développement de nouvelles techniques et par conséquent de nouveaux systèmes dédiés est assez spectaculaire. Ces techniques peuvent nous apporter une quantité d'outils spécifiques pour nous aider à représenter différents types d'informations présents dans une image. C'est effectivement le cas pour les outils apportés par la morphologie mathématique, par les réseaux neuronaux, par les techniques du traitement du signal et de reconnaissance de forme.

Ces dernières années les images numériques ont commencé à envahir tous les domaines grâce à la réduction du coût des systèmes de calcul et l'augmentation de leur performance, guidé par le marché croissant du multimédia (sons, image, texte c'est à dire échange d'informations). La conception des logiciels actuels augmente énormément la complexité d'implémentation et de gestion des systèmes dédiés au traitement d'images. Il est fort probable que dans l'avenir les logiciels ne seront plus réalisés dans les langages de programmation traditionnels. Il existe des ouvertures vers de nouvelles techniques, en particulier celles où il y a une manipulation d'un ensemble de procédures spécifiques (procédures mathématiques, gestion de tableaux, calculs numériques complexes, visualisations de données etc) et de plus ayant la possibilité d'être exécutées sous différents systèmes de calcul et en même temps, lorsque installées sur un réseau local de communication. La solution pour ces environnements de programmation est la création de langages encore plus abstraits, comme par exemple les langages visuels [Rasure, et al. - 1990]. Dans ce cas le flux d'information peut être visualisé sous une forme structurée à un niveau très élevé, où chaque détail cache des algorithmes très spécifiques et très complexes. Une difficulté majeure du traitement d'images et de la vision par ordinateur est l'échange de données, d'algorithmes et de résultats. À l'heure actuelle plusieurs systèmes commerciaux sont composés d'une collection de routines d'analyse de données mais aucun standard spécifique n'a été établi pour l'implémentation de cet échange. A titre d'exemple, dans l'annexe B on fait un petit rappel des standards qui existent en format de stockage d'images.

La richesse du traitement d'images est associée directement à la richesse d'information présente dans une image et par conséquent au fait qu'il existe de multiples méthodes possibles pour les analyser. La phrase de Serra dans un de ses ouvrages illustre bien ce point : «*Among the very vague notion with which we live, that of an image opens up a world which is particularly rich with meanings, suggestions, ... and ambiguities.*» [Serra - 1982]

CHAPITRE II

Structure cellulaire magnétique

Les structures cellulaires sont fréquemment observées dans la nature. La compréhension des propriétés et des caractéristiques de ces structures est très importante en science des matériaux (cristaux, grains, mousses, matériaux amorphes...), en biologie (épiderme, plantes, muscles...), en géologie (réseau de failles, érosion...), en écologie (territoires...) etc. Bien qu'observées dans des domaines très différents il existe des points communs, quelquefois inattendus, entre ces structures. D'une façon générale les formes de ces organisations spatiales résultent souvent de l'histoire de leur croissance et c'est en fait un paradoxe de la nature que des processus aléatoires, pendant la phase de formation, engendrent quelquefois des structures régulières. Quelques systèmes à 2D, ayant un accès expérimental plus facile, permettent d'analyser et de modéliser les processus de formation et d'évolution de ces structures en fonction de paramètres extérieurs. Tel est le cas des bulles de savon, étudiées par Smith en 1952 [Smith - 1952], et réexaminées plus récemment, voir par exemple les articles de Weaire ou Glazier ainsi que les références citées, [Glazier et Weaire - 1992, Weaire et Rivier - 1984]. C'est aussi le cas des monocouches de lipides, [Berge, et al. - 1990], et des réseaux de bulles magnétiques, [Babcock et Westervelt - 1989a, Glazier - 1989].

Les études des systèmes cellulaires concernent les propriétés topologiques et géométriques, leur comportement pendant la phase de croissance, la dynamique du système, l'ordre et le désordre. En général on mesure des valeurs moyennes et les distributions correspondantes, des grandeurs liées à la topologie (nombre de voisins, ...) ou à la géométrie (surface des cellules, ...). On mesure des fonctions de corrélation (par

exemple entre les surfaces et le nombre de côtés ou entre le nombre de côtés des voisins d'une cellule donnée). On évalue le degré d'ordre de la structure en fonction du temps, de la température, ou d'autres paramètres suivant le système étudié. On peut encore s'intéresser à établir des lois d'échelle qui décrivent l'évolution du système.

Un "pattern" cellulaire peut être caractérisé par des branches et par des nœuds. Parmi les structures cellulaires bidimensionnelles observées, un certain nombre présente la propriété d'être constituées de nœuds à coordinance 3, c'est à dire que chaque nœud est

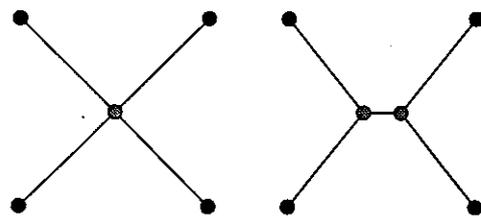


Figure 2.1 - Minimisation de longueur de lignes entre un nœud à 4 branches (longueur = 5.66) et deux nœuds à 3 branches (longueur = 5.52).

relié à 3 nœuds voisins par 3 branches qui, de manière générale, forment des angles voisins de 120°. Les cellules ainsi définies sont proches de polygones, avec une courbure de côtés. La géométrie et la dynamique de ces structures sont souvent déterminées par la tension de ligne : la présence de nœuds à trois connexions peut être considérée comme le résultat d'une

minimisation de longueur de lignes, comme indiqué sur la figure 2.1, en négligeant les variations d'énergie liées aux angles entre lignes. Mais c'est sans doute un critère de stabilité qui justifie le mieux la coordinance 3 de nœuds ; des situations où 4 cellules (ou plus) se joignent en 1 point sont en effet instables vis à vis de fluctuations de "pressions" sur lignes, et conduisent à la décomposition de nœuds à 4 voisins en 2 nœuds à 3 voisins.

Cette caractéristique de base, nœuds de coordinance 3 dans une structure 2D, conduit à des relations topologiques importantes, vérifiées dans les divers systèmes cellulaires de différentes natures : en particulier la relation d'Euler, qui relie le nombre de nœuds, de branches et de cellules :

$$N_{noeuds} - N_{branches} + N_{cellules} = 1$$

Il existe également deux autres relations simples concernant le nombre moyen de côtés par cellules, $\langle n \rangle$. Dans ces structures chaque nœud appartient à 3 cellules et chaque côté est partagé par 2 cellules. Pour des cellules ayant $\langle n \rangle$ côtés en moyenne, on a deux relations suivantes :

$$N_{noeuds} = \frac{1}{3} \langle n \rangle N_{cellules} \quad \therefore \quad N_{branches} = \frac{1}{2} \langle n \rangle N_{cellules}$$

La conséquence immédiate de ces relations, en considérant un réseau de taille infinie, est que le nombre moyen de côtés par cellule, dans un pattern 2D à coordinance 3, est $\langle n \rangle = 6$.

Un réseau hexagonal est un exemple d'une telle structure à 2D, ordonnée, et qui vérifie bien ces relations. Lorsque ces structures évoluent, elles passent progressivement à un état désordonné, dont on parlera au cours de ce chapitre, mais continuent à vérifier ces relations topologiques.

On peut également s'intéresser aux réseaux tridimensionnels où on rencontre des règles similaires au cas 2D. Les réseaux tridimensionnels ont été beaucoup moins étudiés jusqu'à présent, principalement en raison des difficultés expérimentales de réalisations et observations et des complications d'une modélisation, [Rivier - 1979].

Dans ce chapitre on s'intéressera au cas d'une structure cellulaire 2D dans un système où les termes d'énergie sont essentiellement d'origine magnétique. On présentera ce que sont les différentes structures observées dans ce système magnétique et quelques comparaisons entre ce système et les réseaux de bulles de savon. On détaillera ensuite les procédures de traitement d'images que nous avons développées et mises au point pour effectuer l'analyse des réseaux cellulaires. Enfin nous présenterons l'étude, à l'aide de cet outil, de l'évolution de la structure cellulaire lorsqu'elle est soumise à des cycles de champ magnétique.

2.1 ● Structure magnétique bidimensionnelles

La structure cellulaire magnétique est en fait une structure en domaines dans une couche mince de grenat magnétique. Ces structures en domaines résultent de la compétition de termes d'énergie qui conduit à diverses géométries et à une largeur caractéristique, la taille des domaines. Ces structures ne dépendent pas seulement des conditions de champ ou de température imposées à l'échantillon mais également de son histoire avant l'application du champ. Autrement dit, elles dépendent de comment l'échantillon a été amené à son état ; il présente de "l'hystérésis" topologique. L'évolution de la structure en domaines est provoquée par la variation du champ ou de la température. Par contre, lorsque ces paramètres extérieurs sont constants, la structure est généralement stable, sauf peut être près de T_c où des processus d'activation thermique peuvent la faire évoluer.

2.1.1 - *Le grenat*

Les grenats sont des oxydes mixtes de fer de formule typique donnée par $TR_3Fe_5O_{12}$, où TR désigne une terre rare ou l'Yttrium. Le prototype est le grenat d'Yttrium, YIG ("Yttrium Iron Garnet"). Par rapport à cette composition de base, un certain nombre de substitutions permettent d'ajuster les propriétés comme : l'aimantation, l'anisotropie, la température de Curie, l'amplification des effets magnétooptiques, etc. Les grenats sont des composés ferrimagnétiques, transparent dans le visible ce qui rend possible une visualisation des domaines au moyen de l'effet Faraday. A l'échelle des domaines et des parois qui nous concerne, le grenat se comporte comme un ferromagnétique, où le moment résultant des divers sous-réseaux de la structure cristalline est d'amplitude constante.

Notre étude a été faite sur une couche monocristalline de grenat épitaxié de $5\mu\text{m}$ d'épaisseur, préparée au LETI (C.E.N.G. de Grenoble), et sa formule est $(YLuBi)_3(FeGa)_5O_{12}$. La dimension de l'échantillon est d'environ 1cm^2 , la table T.2.1 donne les principales caractéristiques de cet échantillon.

<i>Epaisseur</i>	<i>5.33 μm</i>
<i>Largeur des bandes à champ nul</i>	<i>5.50 μm</i>
<i>Température de Curie</i>	<i>130°C</i>
<i>Aimantation à saturation</i>	<i>188 G</i>
<i>Longueur caractéristique</i>	<i>0.63 μm</i>
<i>Champ de collapse</i>	<i>93 Oe</i>

Table T.2.1 - Caractéristique de l'échantillon. La longueur caractéristique est donnée par le rapport entre l'énergie de paroi par unité de surface et l'énergie magnétique par unité de volume.

2.1.2 - Structure en domaines

L'échantillon est une couche mince de grenat magnétique avec une forte anisotropie uniaxiale perpendiculaire au plan de la couche. L'aimantation est donc normale à la couche, et l'énergie magnétostatique (le champ démagnétisant) fait apparaître des domaines dans les deux directions possibles "up" et "down". La région de transition entre les domaines est appelée paroi, où l'aimantation tourne progressivement de la direction d'un domaine à la direction opposée. Cette rotation se fait dans un plan vertical perpendiculaire au plan du film (paroi de Bloch) et sur une distance appelée largeur effective de paroi, figure 2.2. La largeur de paroi est très étroite (de l'ordre de $0.1\mu\text{m}$) par rapport à la taille caractéristique des domaines ($5.5\mu\text{m}$). Elle résulte d'un compromis entre l'énergie d'échange, qui tend à élargir cette zone de transition entre domaines, et l'énergie d'anisotropie qui tend à la réduire. C'est dans cette zone que se concentre l'énergie d'échange et d'anisotropie en excès et que l'on traite en définissant une énergie de paroi. La taille des domaines apparaît alors également comme un compromis, entre l'énergie magnétostatique, qui favorise la création de petits domaines et l'énergie de parois qui tend à limiter la longueur totale de paroi. Lorsqu'on applique un champ magnétique, il apparaît un terme d'énergie supplémentaire, le terme Zeeman, qui va décaler ce compromis, et favoriser les domaines dans une direction au détriment des domaines dans l'autre direction.

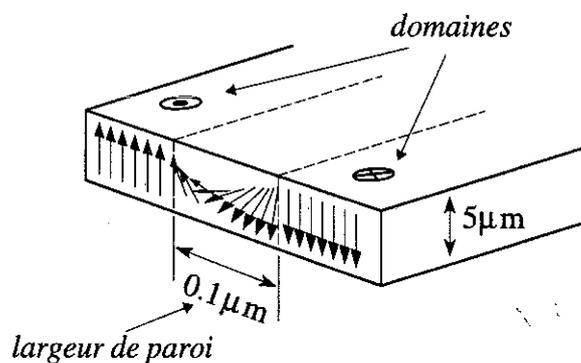


Figure 2.2 - Rotation de l'aimantation dans une paroi de Bloch.

Les évolutions résultent alors de déplacements de parois, qui se produisent presque librement, car il existe très peu, d'imperfections cristallines qui pourraient les piéger ; mais ces déplacements sont limités par les interactions entre parois et les barrières à franchir pour faire disparaître des domaines. On utilise des couches suffisamment minces pour que l'on puisse considérer que l'aimantation dans les domaines ne varie pas suivant l'épaisseur, en permettant donc de ramener le problème à une situation à 2 dimensions. Néanmoins, cette épaisseur joue un rôle dans la définition de la taille de domaines.

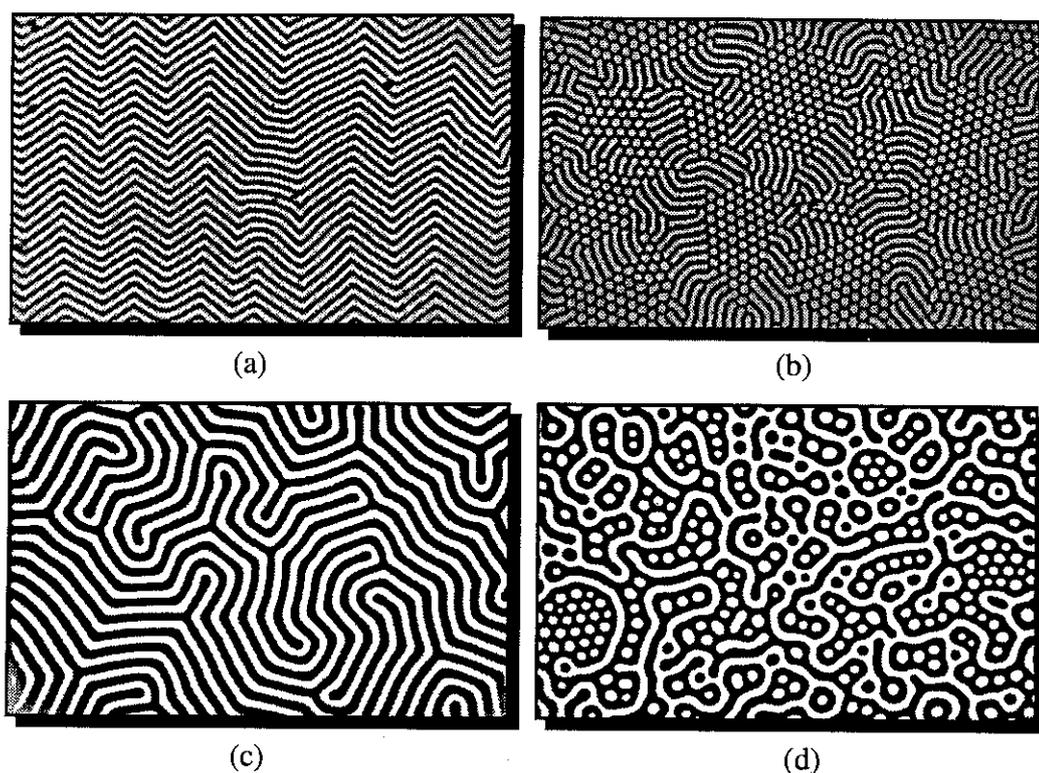


Figure 2.3 - Différentes structures en domaines observées dans une couche de grenat magnétique. Ces structures sont stables et représentent des minima d'énergie. (a) Bandes parallèles en zigzag. (b) Mélange de bulles et de bandes. (c) Labyrinthe. (d) Structure obtenue en combinant des champs plans et normaux, conduisant à un état stable, mais très loin des structures simples des modèles.

On observe différentes structures en domaines selon l'histoire thermique ou magnétique de l'échantillon. Ces structures sont globalement classées en deux grandes catégories : les structures en bandes et les structures en bulles. La figure 2.3 présente quelques exemples de ces nombreuses structures en domaines, correspondant à des états stables d'énergie, comme : les bandes parallèles, les labyrinthes, les réseaux de bulles, les structures cellulaires, etc. Pour une structure donnée, le système cherche à ajuster sa taille caractéristique en accommodant la position des parois. Par contre, il a en général

du mal à passer d'une structure à une autre, même si cela permettrait de diminuer l'énergie totale. Les structures observées sont en fait des états métastables du système où la présence des barrières d'énergie empêche l'évolution de la structure lors d'une variation du champ magnétique. Cette notion de métastabilité du système est vérifiée par la stabilité dans le temps des situations observées, cela étant d'autant plus vrai si il n'y a pas d'activation thermique, c'est à dire loin de T_c .

2.1.3 - Les bulles magnétiques

Les bulles magnétiques sont une des nombreuses structures en domaines possibles dans une couche monocristalline de grenat. L'intérêt initial de l'industrie électronique, pour le développement de mémoires d'ordinateurs, a conduit à diverses études, tant sur les aspects fondamentaux que sur les applications des matériaux à bulles magnétiques [Eschenfelder - 1980]. Les bulles magnétiques sont des domaines cylindriques d'aimantation normale à la couche, dans une mer d'aimantation opposée, illustrées dans la figure 2.4 - a.

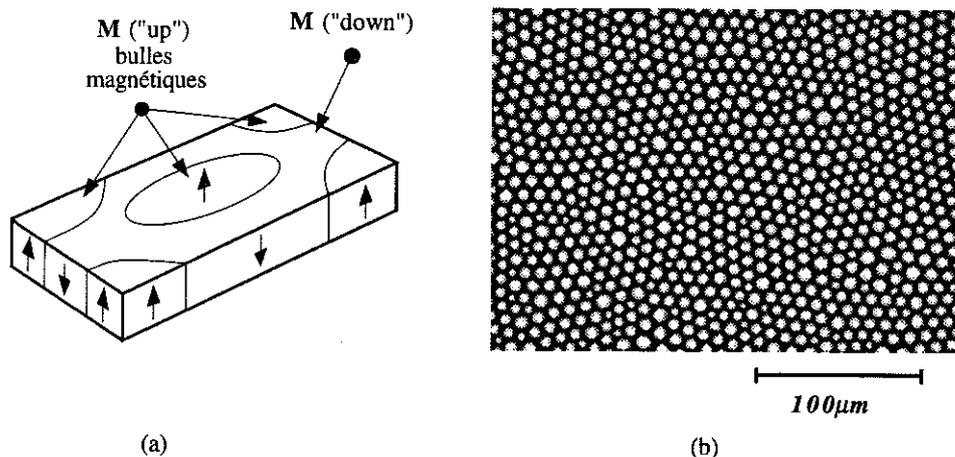


Figure 2.4 - Structure en bulle. (a) Bulle magnétique : domaines cylindriques d'aimantation normale à la couche, dans une mer d'aimantation opposée. (b) Structure "amorphe" obtenue en refroidissant l'échantillon à partir d'une température supérieure à T_c , avec un faible champ magnétique perpendiculaire au plan de la couche.

Un réseau de bulles peut être obtenu de diverses façons et nous utilisons la méthode qui consiste à refroidir lentement l'échantillon depuis une température supérieure à T_c en présence d'un très faible champ normal au plan de la couche. Au cours du refroidissement, un peu en dessous de T_c , des domaines opposés au champ apparaissent par la nucléation "homogène", c'est à dire partout dans l'échantillon, des petites bulles qui forment un réseau régulier. En pratique, l'obtention de ce réseau est une procédure

délicate, l'homogénéité du faible champ appliqué et la stabilité de la température jouant un rôle important dans la nucléation des bulles. La structure obtenue, une fois ramenée à température ambiante, est généralement un réseau amorphe constitué de l'ordre de 10000 bulles/mm² (figure 2.4 - b). Cette structure peut être décrite comme un réseau hexagonal avec de nombreux défauts. Dans un réseau parfait, chaque bulle a 6 autres bulles voisines. Les défauts sont des paires de cellules ayant 5 ou 7 bulles voisines, analogue aux dislocations d'une structure cristalline.

D'autres types d'organisations peuvent être obtenus par un processus de "recuit" en superposant au champ principal une composante alternative. On obtient ainsi des structures "polycristallines", où diverses régions (grains) de l'échantillon sont organisées en structure hexagonale parfaite. Ces réseaux de bulles sont les structures initiales à partir desquelles on peut obtenir les structures cellulaires magnétiques, en appliquant un champ dans la direction de l'aimantation dans les bulles. Suivant la situation initiale (amorphe, polycristal, monocristal) la dynamique est différente, [Babcock et Westervelt - 1989b] mais dans tous les cas on observe un grossissement de la structure.

2.1.4 - Structure cellulaire et grossissement

Le processus de grossissement, "coarsening", observé dans le système magnétique est assez analogue au processus d'évolution dans un réseau de bulles de savon. Lorsque le système évolue sous l'effet d'un champ magnétique dans la direction de l'aimantation dans les bulles, les domaines dans cette direction sont favorisés et l'on observe, dans un premier temps, un grossissement des bulles. Néanmoins, après cette première phase, dans la compétition pour la croissance, certaines bulles vont diminuer leur surface pour que d'autres puissent grossir, augmentant ainsi la distribution de taille et le désordre. Lorsque le champ augmente les bulles deviennent polygonales et la structure devient cellulaire. Un exemple de cette évolution est présenté dans la figure 2.5. Cette structure cellulaire a été observée initialement en 1974, par Wolfe et North [Wolfe et North - 1974] et l'étude du processus de grossissement a été fait plus en détail récemment par Babcock et al [Babcock et Westervelt - 1989a, Babcock et Westervelt - 1989b, Babcock et Westervelt - 1990] et par Molho et al [Albuquerque et Molho - 1992, Albuquerque et Molho - 1994, Glazier - 1989].

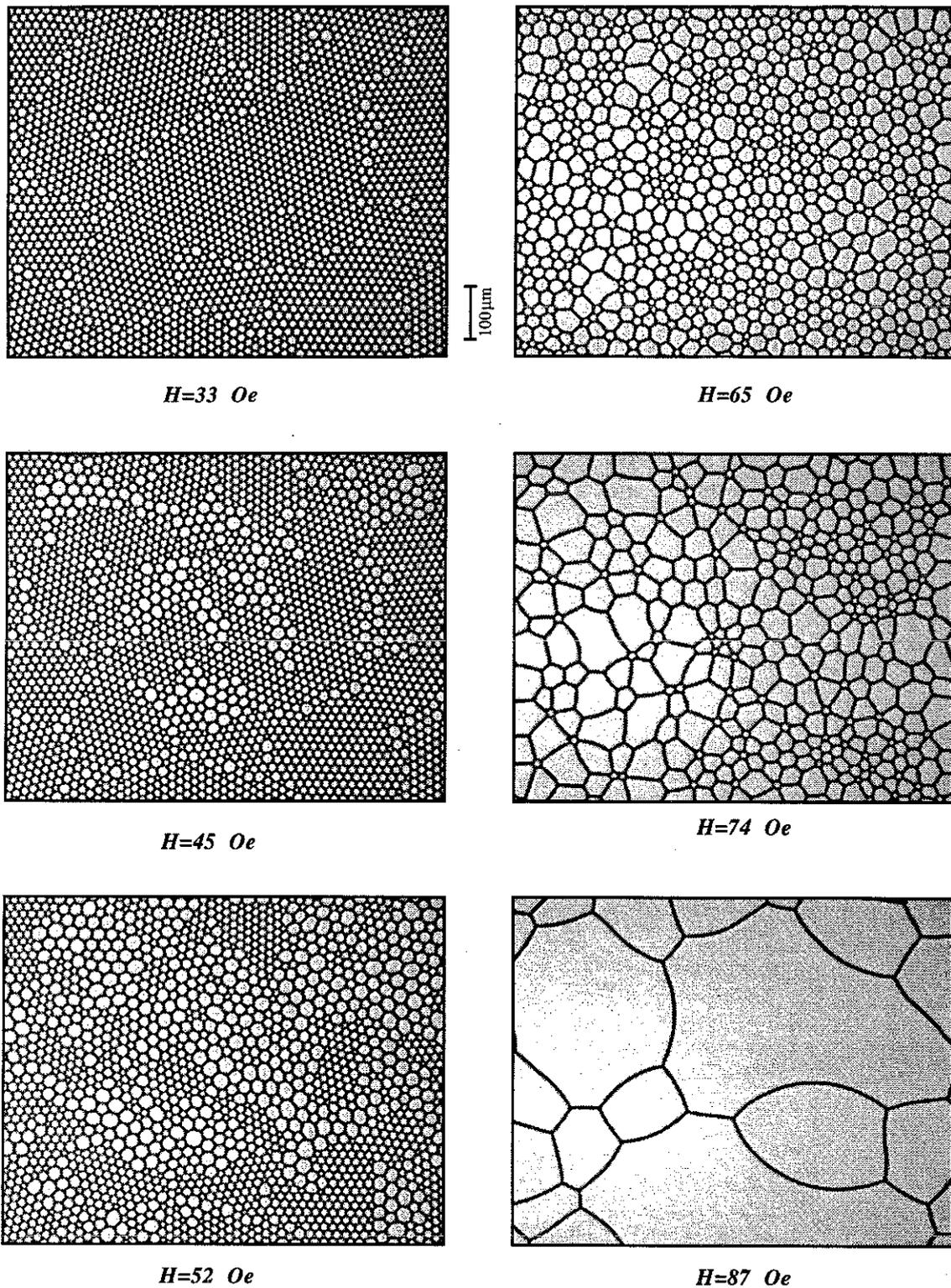


Figure 2.5 - Grossissement de bulles. Par l'application d'un champ magnétique dans la direction de l'aimantation dans les bulles, la structure passe d'un réseau de bulles à une structure cellulaire.

Au cours de l'évolution, les bulles à 7 voisins grossissent alors que les bulles à 5 voisins se contractent, jusqu'à collapser, ce qui entraîne une réorganisation des voisinages et permet au processus de se poursuivre. Le nombre de bulles diminue donc,

et cette évolution est irréversible, limitée par la saturation de l'aimantation dans l'échantillon. La disparition de bulles est assez brutale, et se produit souvent sous forme d'avalanches où il est difficile de distinguer les collapsés individuels.

A une valeur de champ donnée, la structure est essentiellement caractérisée par 3 types de cellules, à 5, 6 et 7 voisins. En champ fort, il existe quelques cellules à 8 et rarement 9 côtés, et quelques unes à 3 ou 4 côtés, mais qui sont généralement éliminées rapidement. La distribution de surface des cellules correspond à la superposition des distributions des cellules à 5, 6 et 7 voisins, [Glazier - 1989]. Au cours de l'évolution, la surface minimale pour les catégories 6 et 7 augmente, alors que la surface minimale pour la catégorie 5 reste constante. C'est une caractéristique de la structure cellulaire magnétique d'avoir cette population de petites bulles à 5 voisins : l'évolution de la structure est guidée par le comportement des cellules à 5 côtés, qui se contractent jusqu'à une taille finie où elles résistent au collapse. Lorsque le champ augmente, elles finissent par disparaître, mais de façon brutale entraînant des avalanches.

La figure 2.6 résume les caractéristiques de la structure cellulaire magnétique et montre en particulier la présence de ces petites bulles à 5 voisins. Les cellules sont donc des domaines dans la direction du champ, alors que les branches sont des domaines dans la direction opposée, bordés par des parois de Bloch. L'énergie qui joue le rôle d'une tension de surface dans ce système est d'une part l'énergie de paroi, mais également l'énergie magnétique liée à la présence de ce domaine opposé au champ magnétique.

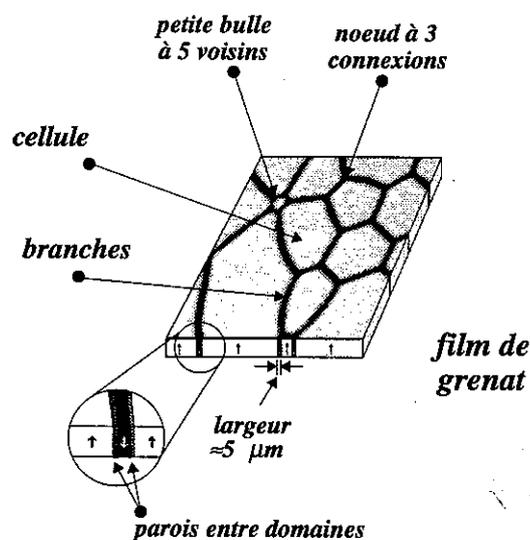


Figure 2.6 - Eléments d'une structure cellulaire magnétique.

Comme on l'a déjà signalé, l'évolution de la structure cellulaire magnétique présente des analogies avec l'évolution des réseaux de bulles de savon. Dans ce dernier, l'évolution résulte de la diffusion du gaz à travers les parois des cellules, et le mécanisme fondamental, décrit par la loi de Von Neumann, conduit à la contraction des cellules à 5 côtés ou moins, à l'expansion de cellules à 7 côtés ou plus, alors que les cellules à 6 côtés restent stables. La loi de Von Neumann s'écrit :

$$\frac{da}{dt} = \kappa(n - 6)$$

où a est la surface d'une cellule, n son nombre de côtés, et κ une constante qui dépend du système, qui fait intervenir la diffusivité du gaz, sa viscosité et la tension de surface. On peut trouver, par exemple dans [Glazier et Weaire - 1992], une démonstration de cette loi. On peut également justifier le mécanisme de base (contraction des cellules à 5 côtés, expansion de cellules à 7 côtés) par des considérations géométriques simples : dans un système gouverné par la tension de "surface", l'évolution doit refléter la tendance à minimiser la longueur de lignes. Si l'on considère un polygone régulier, et la variation de la longueur de ligne résultante d'une contraction, $L_{init} - L_{finale}$, on remarque qu'elle est négative pour un heptagone, nulle pour un hexagone et positive pour un pentagone, figure 2.7. Si ℓ est la longueur initiale du côté, k la longueur finale du côté, et n le nombre de côtés de la cellule, on écrit :

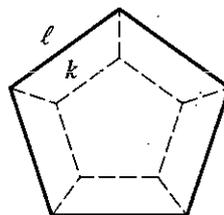


Figure 2.7 - Une bulle 5 ayant son côté divisé par un facteur k diminue la longueur totale de son périmètre plus les 5 lignes de connexion des nœuds.

$$L_{init} - L_{finale} = n \cdot (\ell - k) \cdot \left(1 - \frac{1}{2 \cdot \sin(\pi/n)} \right)$$

Le critère de minimisation de la longueur de ligne, dans cet exemple schématique¹, conduit donc aux mêmes considérations que la loi de Von Neumann. Dans la structure cellulaire magnétique, la loi de Von Neumann pour les cellules individuelles, n'est pas vérifiée, mais on peut étudier une version "moyenne" de cette loi, en considérant la variation de surface d'une population de cellules ayant un nombre de côtés donné, entre 2 valeurs très proches du champ magnétique. Les courbes correspondantes sont

¹- Contrairement aux considérations de von Neumann qui traite le cas où les angles intérieurs des bulles sont 120° et où les parois sont obligées de se courber pour respecter cette contrainte, on considère ici des polygones réguliers.

présentées dans la figure 2.8, [Molho - 1994]. Elles montrent que la variation de surface, pour un champ donné, est bien proportionnelle au nombre de côtés, la valeur nulle correspondant à un nombre de côtés entre 5 et 6.

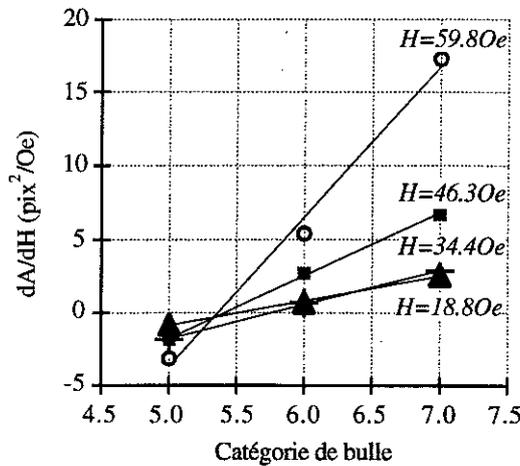


Figure 2.8 - La loi de von Neumann pour chaque valeur de champ. H=18.8 Oe ; H=34.4 Oe; H=46.3 Oe; H=59.8 Oe.

La loi de Von Neumann concerne l'évolution de la surface de cellules, mais sans modification topologique. L'évolution des systèmes cellulaires fait intervenir en plus deux processus topologiques élémentaires qui conduisent à une réorganisation du nombre de côtés des cellules (figure 2.9).

Le processus T1, généralement appelé échange de côtés, "side swapping", traduit le fait que 2 cellules qui étaient voisines cessent de l'être, alors que 2 qui ne l'étaient pas le deviennent. C'est un processus sans modification du nombre de cellules ou de nœuds, mais de voisinage. Le deuxième processus, T2, décrit la disparition d'une cellule. Il existe un troisième processus, la rupture de branches, qui conduit à une sorte de fusion de cellules. Le tableau T.2.2 présente l'évolution topologique résultante de ces mécanismes en décrivant le nombre de côtés gagnés ou perdus pour les cellules considérées. On peut noter enfin qu'il existe également, en particulier dans le système biologique, d'autres processus comme par exemple la division cellulaire.

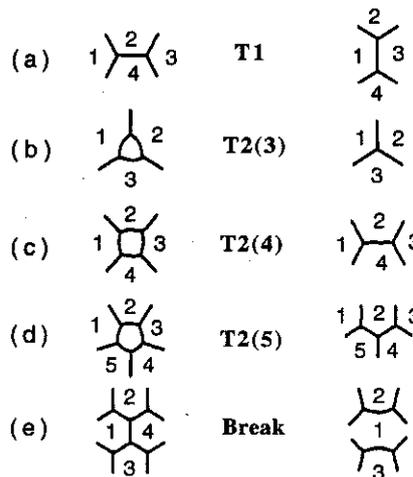


Figure 2.9 - Processus topologique élémentaires.

Processus	Numéro de la bulle				
	1	2	3	4	5
<i>T1</i>	+1	-1	+1	-1	-
<i>T2(3)</i>	-1	-1	-1	-	-
<i>T2(4)</i>	-1	0	-1	0	-
<i>T2(5)</i>	-1	+1	-1	0	0
<i>Break(n)</i>	+n-4	-1	-1	-	-

Table T.2.2 - Bilan de réorganisation de chaque côté. Chaque colonne correspond aux bulles numérotées dans la figure 2.9 où sont représentés les nombres de côtés gagnés ou perdus.

Dans le cas magnétique, on observe effectivement le collapse de petites bulles à 5 voisins, qui se traduit par la disparition de 2 nœuds. Mais ce processus est rapide (une fois déclenché) et ne peut être analysé dans le détail. Le résultat final peut être décrit comme une suite de processus *T1*, ou comme une rupture de branche "virtuelle". A haute température, on observe de réelles ruptures de branches, qui produisent des allongements de cellules, [Glazier - 1989]. En champ fort, lorsqu'il existe des cellules à 3 ou 4 voisins on peut observer le processus *T2* correspondant. Mais la plupart du temps, les collapses ayant lieu en avalanches on ne voit que le résultat final, la diminution du nombre de cellules.

D'un point de vue global, l'évolution d'un réseau de bulles de savon se traduit par une augmentation de la surface moyenne de cellules qui, après un régime transitoire, devient proportionnelle au temps, [Glazier et Weaire - 1992]. Dans le cas magnétique, le nombre de cellules diminue, et donc la surface moyenne de cellules augmente. Babcock a défini un régime intermédiaire où la surface moyenne varie comme une loi puissance du champ, [Babcock et Westervelt - 1990], mais ce point n'est pas clairement établi, [Bolton, et al. - 1991]. Le fait que la relation entre le temps dans l'évolution des bulles de savon et le champ dans les bulles magnétiques ne soit pas simple, rend difficile la comparaison des lois d'évolution.

Une autre quantité étudiée dans les structures cellulaires est le second moment de la distribution du nombre de côtés des cellules, μ_2 . Il traduit l'ordre dans ces structures. Dans les réseaux de bulles de savon, après un premier régime qui dépend de l'état de l'ordre initial, il devient constant définissant le régime "auto-similaire", où les distributions n'évoluent plus, et où la surface moyenne des cellules croît proportionnellement au temps, [Glazier et Weaire - 1992]. Dans les réseaux magnétiques, comme on l'a déjà signalé on n'observe pas ce régime, et μ_2 croît régulièrement lorsque *H* augmente, comme montré sur la figure 2.10, [Molho - 1994].

Mais sa valeur reste faible, traduisant une distribution étroite autour de la valeur 6 côtés par cellule.

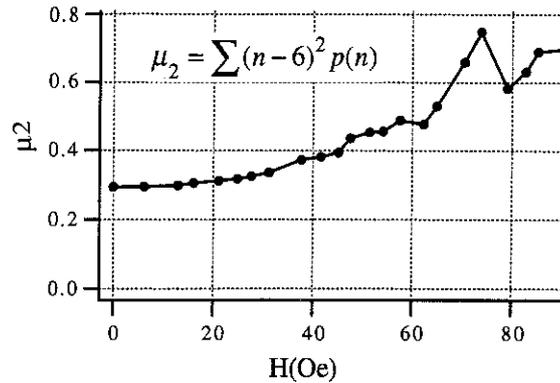


Figure 2.10 - Evolution du deuxième moment de la distribution du nombre de côtés par cellule. Le désordre augmente.

La fonction de corrélation fréquemment mesurée est le nombre moyen de côtés des voisins d'une bulle à n côtés, $m(n)$. Aboav a trouvé expérimentalement, [Aboav - 1970], que cette fonction de corrélation est donnée par :

$$m = 6 - a + \frac{6a + \mu_2}{n}$$

où μ_2 est le second moment de la distribution des côtés et a une constante qui vaut de l'ordre de 1.2 et dépend du réseau. Weaire, [Weaire - 1974], a montré que pour un système ayant $\langle n \rangle = 6$ cette expression devient :

$$m = 5 + \frac{6 + \mu_2}{n}$$

La figure 2.11 montre cette évolution pour le réseau cellulaire magnétique, [Molho -

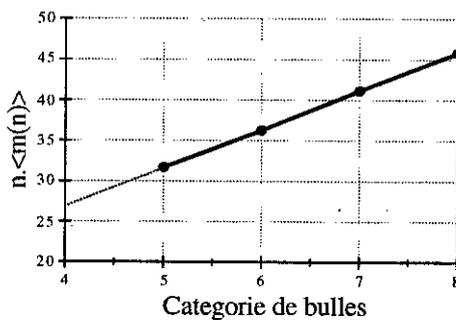


Figure 2.11 - Loi de Aboav-Weaire pour un réseau cellulaire magnétique.

1994]. $n \cdot m(n)$ varie linéairement en fonction de n , comme attendu par la loi d'Aboav-Weaire. Cette courbe est tracée pour plusieurs valeurs de champ et correspond à une moyenne pour chaque catégorie de cellules, et donc à une valeur moyenne de μ_2 . Cette valeur μ_2 variant relativement peu au cours de l'évolution, une même

loi permet de décrire les corrélations dans la gamme de champs, mais elle est moins précise que dans le cas des bulles de savon car le nombre de catégories de cellules reste limité.

En résumé, il y a une analogie entre l'évolution du réseau de bulles de savon et le réseau cellulaire magnétique, mais ce dernier présente des spécificités. D'abord le réseau cellulaire magnétique n'évolue pas spontanément, chaque structure correspond à un état métastable du système. Lorsque le champ varie l'évolution est brutale résultant d'avalanches de processus élémentaires. Contrairement aux bulles de savon pour chaque valeur de champ on peut définir une longueur caractéristique dans le système qui est la taille de domaines à l'équilibre. Enfin, le grossissement de la structure cellulaire magnétique est provoquée par la variation d'un paramètre extérieur, ce qui donne la possibilité d'inverser le sens de l'évolution. C'est un peu comme si on pouvait "inverser le temps" dans l'évolution du réseau de bulles de savon. On observe ainsi un "effet mémoire" lié à une relative stabilité de la structure lorsque le champ varie en restant inférieur à une valeur précédemment atteinte.

i - L'effet mémoire

Dans un système présentant de la mémoire, il existe une partie caractérisée par l'irréversibilité, "l'écriture", et une autre partie caractérisée par la réversibilité, la "lecture". Les effets mémoire sont induits par les changements irréversibles de la topologie des domaines et ils sont fréquemment rencontrés dans des systèmes présentant de l'hystérésis.

En partant de la structure cellulaire observée à une valeur de champ H_{\max} , on fait décroître le champ jusqu'à zéro. Pendant la décroissance du champ les bords de cellules s'enroulent, en augmentant la quantité de domaines inverse, et la structure finale est une structure du type labyrinthe, d'aimantation nulle. Alors que l'évolution en champ croissant est irréversible ("collapse de bulles") en champ décroissant le processus est globalement réversible. En fait la structure labyrinthe garde la topologie de la structure cellulaire antérieure. Si l'on ramène le champ à H_{\max} on retrouve "pratiquement" la structure initiale.

La stabilité des nœuds est à l'origine de cet effet mémoire présenté dans la figure 2.12. En regardant l'image initiale et finale plus en détails on observe que dans certaines régions la structure est restée intacte, dans d'autres il y a eu une réorganisation locale, soit par un faible déplacement des nœuds soit par un collapse d'une ou plusieurs cellules. Si l'on répète cette procédure et qu'on applique à l'échantillon un grand nombre de cycles de champ H_{\max} -0- H_{\max} on observe une lente évolution de la structure. C'est de l'étude de cette évolution que traite la suite de ce chapitre. Auparavant nous allons détailler les procédures de traitement d'images qui nous ont permis d'analyser cette "perte progressive de mémoire".

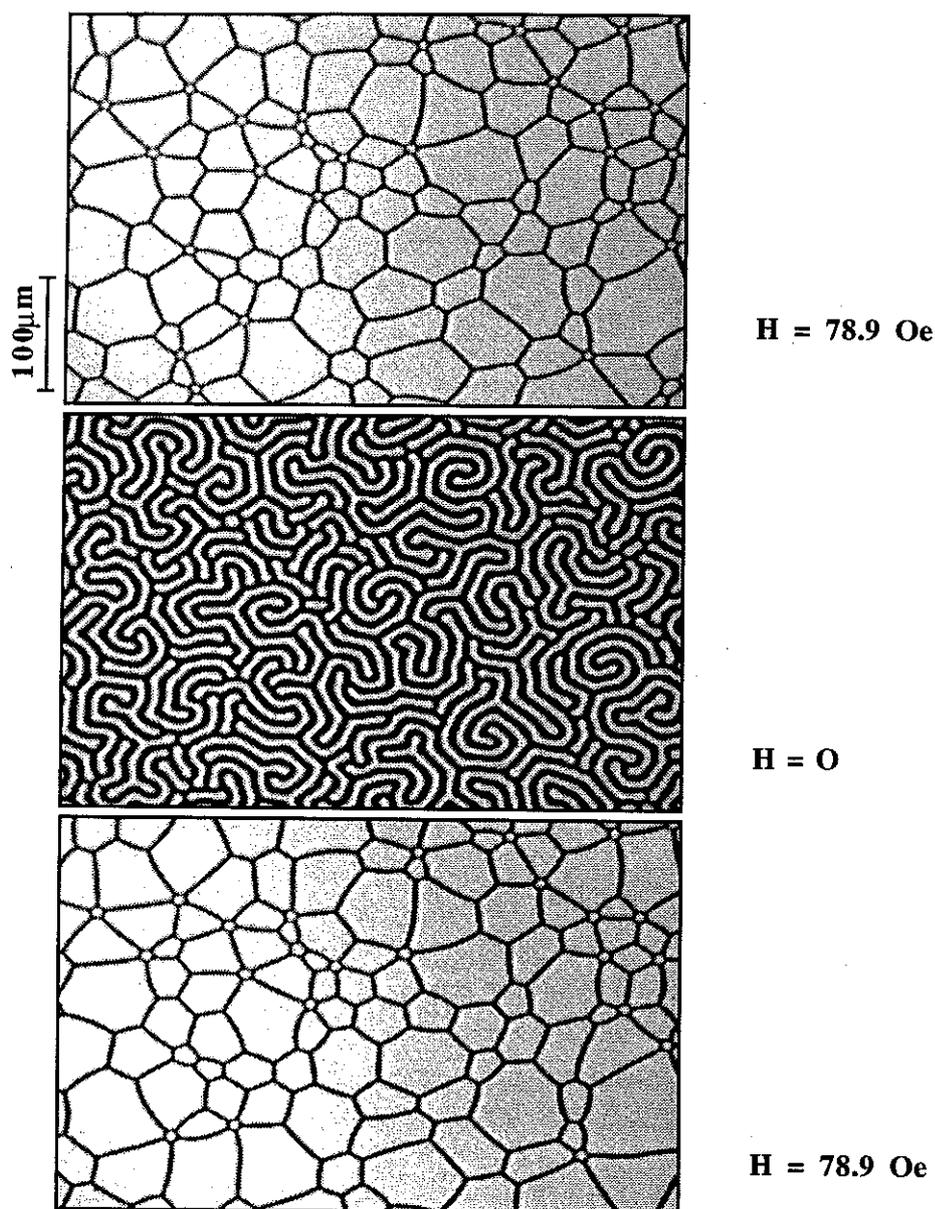


Figure 2.12 - Effet mémoire - Après un cycle de champ (H_{\max} - 0 - H_{\max}) la structure garde sa topologie avec un minimum de modification. L'essentiel des nœuds n'ont pas ou peu bougé ; quelques uns ont disparus (collapse de quelques bulles), d'autres se sont déplacés (variation de surface de bulles).

2.2 ● Analyse de l'image

Le but du traitement d'image est dans un premier temps de décrire la structure par sa topologie pour ensuite effectuer des mesures des paramètres globaux ou locaux qui peuvent caractériser l'évolution du système. On peut diviser l'ensemble des analyses en trois parties principales : i - acquisition et prétraitement de l'image ; ii - reconstruction du pattern par sa structure topologique ; iii - étude globale et locale de l'évolution de la structure. Pendant la phase d'acquisition et prétraitement on synchronise l'acquisition des images avec l'évolution du champ magnétique ; l'image est ensuite segmentée, compressée et enregistrée sur disque. La deuxième partie consacrée à la reconstruction de la topologie de la structure consiste à représenter le pattern par les nœuds et leurs relations de voisinage. Dans l'étude de l'évolution on s'intéresse soit à des grandeurs globales (nombre de cellules, nombre de petites bulles, aimantation du pattern ...) ou des valeurs moyennes et des distributions (surfaces des cellules, nombre de côtés, déformation, ...), soit à des grandeurs locales (trajectoire des nœuds, groupement de cellules, etc).

2.2.1 - *Le montage expérimental*

La structure cellulaire est observée à l'aide de l'effet Faraday (voir §1.4.1) avec un microscope polarisant. En raison de la forte anisotropie qui impose aux moments de rester perpendiculaires à la couche, l'aimantation est orientée soit vers le haut (zones noires dans l'image), soit vers le bas (zones blanches). Une fois le réseau de bulles créé, on réalise les expériences à température ambiante ($T=25^{\circ}\text{C}$). On choisit une région de l'échantillon ayant très peu de défauts de sa structure cristalline pour faire les observations.

Le microscope est intégré dans une chaîne de traitement d'images permettant d'effectuer des analyses quantitatives des structures magnétiques observées. Cette chaîne est constituée d'une camera très sensible Hamamatsu (C2400-77 - CCD), permettant quelques prétraitements de l'image (contrôle de gain, offset, correction spatiale de l'illumination de fond, correction des intensités par la fonction gamma, ajustement automatique de gain etc), un magnétoscope, soit U-MATIC soit S-VHS, d'un moniteur vidéo, des imprimantes vidéo et laser, d'une carte d'acquisition Data Translation (modèle "QuickCapture") installée dans un ordinateur Macintosh Quadra 800. Pour le traitement on utilise le logiciel NIH-Image, où l'on dispose des procédures

classiques et spécifiques de traitement d'images, [NIH et Rasband - 1994]. Ce logiciel a été développé par l'institut américain de Santé ("National Institut of Health") et il est écrit dans le langage Pascal (Macintosh - "Think Pascal"). On peut également avoir accès aux unités sources et ajouter des procédures spécifiques selon le traitement envisagé.

En pratique, une expérience équivaut à peu près à 1500 images (environ 70Mo) qui seront stockées sur des bandes magnétiques du type DAT. Le montage complet est présenté dans la figure 2.13 .

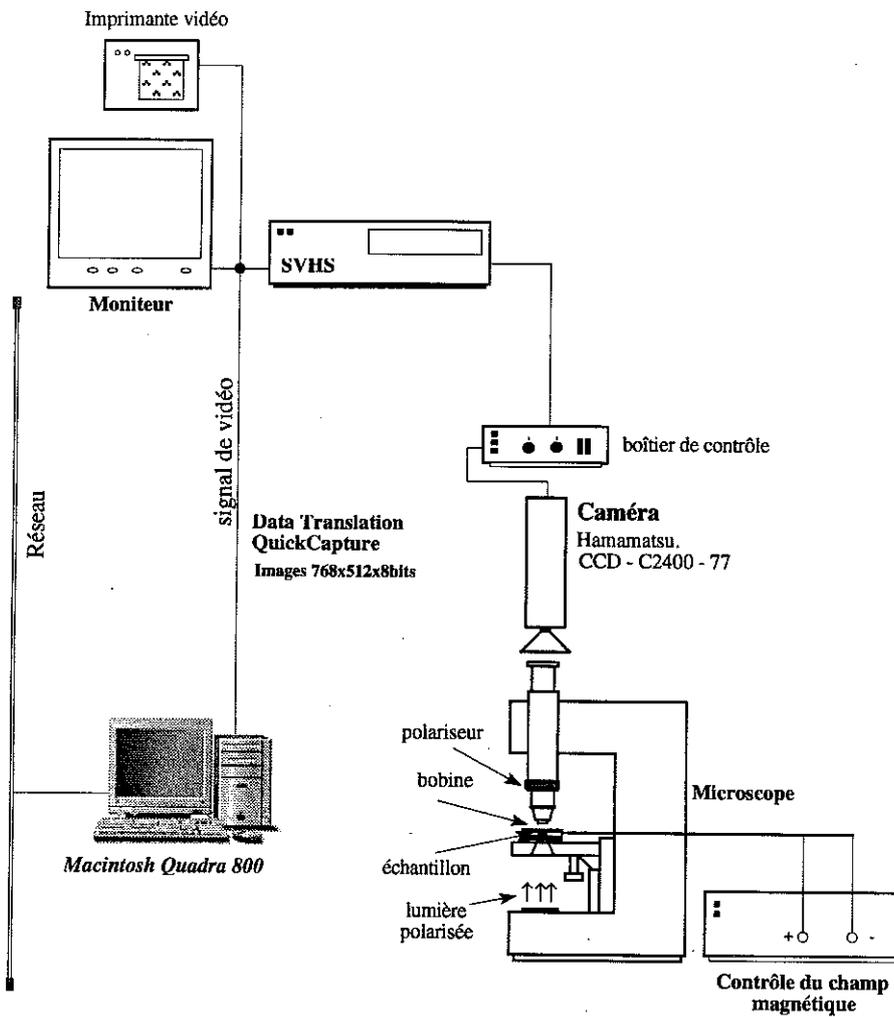


Figure 2.13 - Le montage expérimental. L'échantillon se trouve à l'intérieur de la bobine. Les domaines sont observés par effet Faraday et à l'aide d'un microscope polarisant. Les images sont traitées sur NIH-Image.

L'expérience dure généralement 8 heures, suivant la valeur du champ maximum H_{\max} et la période des cycles H_{\max} -0- H_{\max} choisies. Cette période est en pratique de l'ordre de 10s, principalement en raison du temps de traitement de l'image nécessaire

par la partie effectuée en "temps réel". Le réseau des bulles amorphe est initialement créée et ensuite l'expérience se déroule à température ambiante. La valeur du champ de nucléation de bulles est très précis (de l'ordre de 7.0 Oe) et peut être utilisée comme référence pour étalonner les valeurs de H_{\max} pour différentes expériences. On utilise également une alimentation en courant stabilisée pour bien fixer H_{\max} au cours de l'expérience.

2.2.2 - L'acquisition et stockage

La partie acquisition et prétraitement se fait pendant le déroulement de l'expérience. Un synchroniseur électronique, surveillé par logiciel, garantit l'acquisition de l'image à H_{\max} . La connaissance à priori dans ce système d'une lente perte de la mémoire, qui se traduit par une lente évolution de la structure cellulaire, permet de traiter toutes les images par un algorithme unique. Les images des structures sont constituées de deux régions où les domaines sont dans des directions opposées : "up" et "down". La segmentation par un seuil global est très adaptée au problème. Ici, les deux modes observés dans l'histogramme correspondent directement aux deux orientations de l'aimantation dans l'échantillon. Mais l'inhomogénéité d'illumination empêche le seuillage global direct et on doit d'abord corriger l'image par une image référence. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour déterminer cette image de référence et en pratique on a employé la méthode de défocalisation optique, (voir § 1.3.1). Chaque nouvelle image acquise est alors corrigée par cette image référence par une soustraction pixel par pixel, et ensuite segmentée par un seuil automatique dans la vallée de son histogramme. L'image est alors binarisée et prête à être enregistrée sur disque pour effectuer plus tard la reconstruction de sa topologie. Il est nécessaire auparavant d'effectuer une procédure de compression d'image dans le but de réduire la taille utilisée du système de stockage.

Dans le deuxième chapitre dédié spécifiquement au traitement d'images, je n'ai pas parlé des techniques de codage et compression d'images. La compression joue un rôle très important dans le traitement d'image puisqu'on est généralement amené à travailler avec une grande quantité d'images. Les techniques de compression et de codage ont pour but de réduire le nombre moyen de bits par pixel. Les méthodes exploitent la redondance informationnelle de l'image, le niveau de gris d'un pixel dépendant des pixels voisins. Cette forte corrélation entre les pixels permet une prédiction partielle. Par exemple, une image uniforme est entièrement définie par la connaissance d'un seul pixel ; à l'opposé, une image où les pixels ont une distribution aléatoire et indépendante

ne permet pas la prédiction d'un pixel par la connaissance de ses voisins. C'est ce type d'image qui contient la plus grande quantité d'information, mesurée par l'entropie de Shannon, [Gonzalez et Wintz - 1987]. L'entropie dans une image représente le nombre moyen de bits par pixel. Dans une image codée sur 8 bits par pixels, l'entropie est généralement de 4 à 6 bits par pixel. Il est donc possible de comprimer ces images sans perte d'information, c'est à dire de manière réversible. Malheureusement, cette valeur de l'entropie d'une image montre que généralement le taux de compression dépasse rarement deux. La définition du standard TIFF contient une bonne description pratique des techniques actuelles de codages d'images, [Aldus - 1992].

Après l'étape de segmentation on a affaire à une image binaire, c'est à dire codée sur 2 niveaux de gris. L'algorithme le plus simple est de remplacer chaque niveau binaire par un seul bit, et ensuite de les rassembler à nouveau sous la forme d'un octet. Ce codage correspond en fait à un taux de compression de 8. La procédure fonctionne séquentiellement et toute l'image est traitée rapidement dans un seul balayage effectuée ligne par ligne.

2.2.3 - La description topologique - Image Reconstituée

Le structure cellulaire peut être caractérisée par ses cellules, chaque cellule étant entourée elle même d'un certain nombre de cellules. Elle peut également être caractérisée par des lignes et des points de branchements, les nœuds où trois lignes se rencontrent. L'approche par cellule permet d'effectuer des analyses basées sur la surface, la forme, le nombre de voisins etc. L'approche par les nœuds s'intéresse au nombre de nœuds, leur position, les distances entre nœuds, etc et elle semble mieux adaptée à l'étude de l'effet mémoire puisque la structure garde son état sous champ grâce à la stabilité des nœuds. En tout cas, ces deux approches sont complémentaires et la difficulté réside dans le passage de l'une à l'autre, tâche qu'il s'agit de rendre simple du point de vue de l'implémentation algorithmique. On peut remarquer pour établir un lien entre les deux approches que le pattern cellulaire peut être représenté par une structure similaire aux arbres binaires où une suite de connexions se referment pour former les cellules.

Notre but est de décrire un pattern constitué de i nœuds par ses coordonnées (x_i, y_i) et à chaque nœud on affecte 3 pointeurs (pt_{v_j}) aux nœuds voisins $(V_1(i), V_2(i)$ et $V_3(i))$, conduisant à un fichier ayant la forme suivante :

$$\begin{aligned} \text{noeud } 1) & (x_1, y_1) - p_{v1}^t, p_{v2}^t, p_{v3}^t \\ \text{noeud } 2) & (x_2, y_2) - p_{v1}^t, p_{v2}^t, p_{v3}^t \\ & \vdots \\ \text{noeud } i) & (x_i, y_i) - p_{v1}^t, p_{v2}^t, p_{v3}^t \end{aligned}$$

i - La squelettisation et la recherche des nœuds

L'étape initiale est le nettoyage et la délimitation du bord de l'image brute. Le nettoyage du bord est facilement exécuté par des opérations logiques entre l'image brute et une image cadre. Ensuite on "dessine" un rectangle noir en délimitant la région d'intérêt pour les procédures suivantes. L'image binaire est alors prête pour subir une procédure de squelettisation de ces zones noires. La squelettisation est une opération qui transforme une zone de points en son axe médian ; elle est souvent utilisée dans les analyses structurales d'objets (voir §1.3.2). NIH-Image réalise l'opération d'amincissement ("thinning") proposée par Zhang et Suen [Gonzalez et Wintz - 1987, Zhang et Suen - 1984]. Sous une forme résumée, l'algorithme consiste à éliminer récursivement des points du contour à condition de ne pas affecter la connexité du squelette. Il est réalisé en deux passages, où par l'inspection du voisinage du pixel analysé on détermine s'il doit être ou non éliminé. L'algorithme appliqué sur les images des structures magnétiques qui nous concernent va créer deux classes de motifs principaux, définis en connexité d8 et dans les 8 orientations possibles. Deux motifs représentant ces 2 classes sont dans la figure 2.14 : les points de connexion et les points de branchement. Les points de connexions correspondent aux lignes entre cellules. Les points de branchements seront les nœuds de la structure.

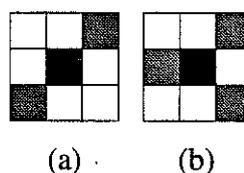


Figure 2.14 - Deux motifs principaux obtenu après l'opération de squelettisation. (a) - points de connexion. (b) - points de branchement.

En pratique, on attribue aux points appartenant au squelette la valeur 1 et à ceux du fond de l'image la valeur 0. Dans le détail, l'algorithme de Zhang génère différents types de points de branchements que l'on doit prendre en compte pendant la détermination des nœuds de la structure. Ces différents types sont montrés dans la figure 2.15 et chaque point de branchement peut également apparaître dans les 7 autres

orientations possibles². Ces points sont rencontrés généralement au bord de l'image, où l'on a dessiné un rectangle pour délimiter la région d'intérêt.

La recherche des nœuds consiste alors à déterminer dans l'image squelette les points de branchement. Mais cette image contient encore une très grande quantité d'information. On est alors amené à établir une stratégie pour sélectionner dans cette

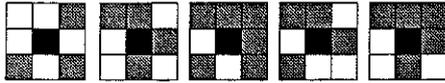


Figure 2.15 - Motifs représentant les points de branchements à la sortie de l'algorithme de Zhang [Zhang et Suen - 1984].

image certains points qui ont une forte probabilité d'être les nœuds de la structure. Une moyenne locale donne une information de connexité qui permet de cibler la recherche sur certains points, et par conséquent d'augmenter considérablement la

vitesse de la procédure de détermination des nœuds.

L'application d'un filtre moyenneur permet de différencier les points localement. Les pixels pour lesquels la moyenne est comprise entre 3 et 6, inclus, sont marqués pour l'analyse de leur voisinage. Pour cette analyse locale on dispose de 6 motifs définissant le classe de points de branchements, (figure 2.14 - b et 2.15). Chacun de ces motifs peut se retrouver dans l'image dans une des 8 orientations possibles. Pour reconnaître les nœuds on effectue une procédure d'autocorrélation entre ces motifs catalogués et le motif correspondant au voisinage des points probables. On fabrique pour cela un signal 1D constitué par la suite des pixels autour du point analysé. Pour les motifs catalogués, on définit ainsi 6 séquences, C_j . A titre d'exemple la séquence correspondant au motif de la figure 2.14 - b est "00101001". Pour les points à analyser, on construit également la séquence des pixels, S , correspondant au voisinage, en la répétant afin de faciliter le calcul de la fonction d'autocorrélation. Cette fonction d'autocorrélation sur la séquence répétée équivaut en fait à tourner chaque motif dans les 8 directions et calculer la corrélation entre les deux motifs à chaque instant. On définit alors une fonction test donnée par :

$$T_j = \sum_{k=0}^7 \sum_{i=0}^7 (S[i+k] \oplus C_j[i]) = 0 \quad j = 1, \dots, 6$$

²- En effet, ces points font parties du squelette défini par l'algorithme de Zhang et Suen. Dans cet algorithme on calcule le nombre de transitions 0-1 autour du pixel analysé. Un point est marqué pour être éliminé si il a une seule transition autour de lui. Tous les pixels montrés dans la figure 3.6 ont un nombre de transition supérieur à 1, et donc ne seront pas éliminés de la structure.

On exécute une opération ou-exclusif, (\oplus), entre S et C et la fonction test T sera égale à zéro dès que le point analysé correspond à un des motifs catalogués. Les motifs sont testés selon un ordre précis car leur probabilité d'occurrence n'est pas la même. Les motifs considérés ne représentent peut être pas toutes les situations possibles mais ceux qui manquent correspondent à des configurations très improbables. Tous les nœuds de la structure sont ainsi trouvés et stockés dans un fichier. (On obtient également certains points ayant une connexité 3 ne correspondant pas à des nœuds, qui recevront un traitement spécifique qu'on détaillera par la suite).

ii - Détermination des voisins

A ce moment on dispose d'une liste de points correspondant aux nœuds de la structure. On cherche alors à déterminer les relations de voisinage entre nœuds et deux approches sont possibles : soit une poursuite des contours des cellules soit un remplissage des surfaces des cellules, ces deux procédures étant exécutées dans l'image squelettisée (figure 2.16 - a et b).

Dans le premier cas on part d'un nœud dans la liste de points et on suit tous les points de connexion (points de connexité égale à 2) jusqu'à trouver un autre nœud. La poursuite de contour dans une image squelette peut être exécutée d'une manière très simple. A chaque point d'arrivée on n'a qu'un seul point de sortie, sauf si l'on a affaire à un point de branchement, (figure 2.16 - a). Cette procédure peut être réalisée sous une forme récursive très compacte et d'exécution très rapide dans un Macintosh. D'autres techniques de poursuite de contour et leur implémentation algorithmique peuvent être trouvées dans l'ouvrage de Pavlidis, [Pavlidis - 1978].

Dans la deuxième approche on prend en compte le fait que les cellules sont des régions fermées, et que chaque nœud dans l'image est commun à trois cellules. On choisit un nœud, et on remplit la surface de trois cellules dont il est voisin avec trois "couleurs" différentes (on utilise pour cela des procédures classiques du type "fill"). On cherche dans la liste les trois nœuds ayant au moins deux de ces couleurs dans leurs cellules voisines. On rafraîchit alors l'image en éliminant les couleurs, et on passe au nœud suivant.

La vitesse d'exécution des algorithmes correspondant à ces deux approches dépend beaucoup de ce dont on dispose dans les outils de base du système de traitement d'images utilisé. Dans la poursuite de contours on a affaire à N points alors que dans l'approche par remplissage d'une cellule on a affaire à N^2 points. Par contre les algorithmes de remplissage sont généralement effectués par des systèmes à bas niveau de programmation et par conséquent ils sont exécutés très rapidement. Le choix entre les deux méthodes dépend donc essentiellement du système de traitement utilisé. De plus l'approche par le remplissage des cellules simplifie énormément la tâche de programmation.

Les effets de bords sont traités à part. En réalité, les points de bords se présentent comme les nœuds de la structure grâce au rectangle délimitant la région d'intérêt. Pour les reconnaître on affecte un niveau de gris particulier, par les procédures de remplissage, à une "cellule" virtuelle créée à l'extérieur de la région d'intérêt. Les nœuds sont alors analysés par une matrice 3×3 où l'on cherche à trouver ce niveau de gris affecté au bord de l'image. Tous les points au bord de la structure satisfont à ce critère de reconnaissance.

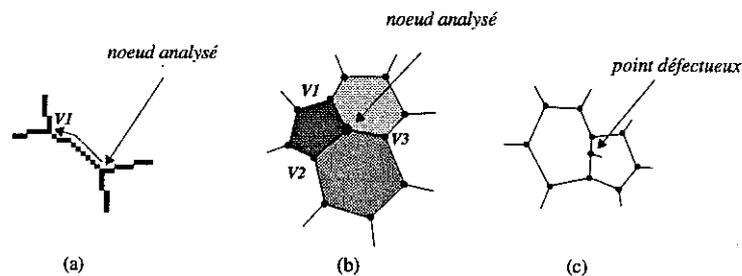


Figure 2.16 - Recherche de voisins et définition d'un point déficient. (a) approche par le bord de la cellule, poursuite de son contour. (b) approche par la surface de la cellule. (c) points déficients originaire d'une binarisation suivie d'une squelettisation ou des défauts dans la région d'observation de l'image.

Quelques points de branchements proviennent de défauts après l'opération de binarisation suivie de la squelettisation ou d'impuretés situées dans la région d'observation. Ces points déficients (figure 2.16 - c) sont initialement reconnus comme "nœuds" de la structure. Une recherche dans la liste des nœuds et des voisins permet de les détecter, puisqu'ils n'ont que deux voisins, de les éliminer et de corriger l'attribution de voisinage.

On obtient finalement une liste de points où l'organisation de voisinage donne également l'information concernant le type du point (point de bord ou nœud de la

structure). Chaque image, et donc chaque cycle de champ, correspond à un fichier qui contient les numéros des nœuds, leurs coordonnées et les numéros de leurs voisins. Ces fichiers n'ont que l'information topologique de la structure cellulaire, l'information de courbure des lignes a été perdue dans cette représentation. A partir de ces fichiers des positions des nœuds et de leurs voisins on peut reconstruire l'image, comme montré dans figure 2.17. Ces fichiers sont au moins 50 fois plus petits que l'image originale, et ils contiennent à priori toutes les informations pour étudier l'évolution du système cellulaire.

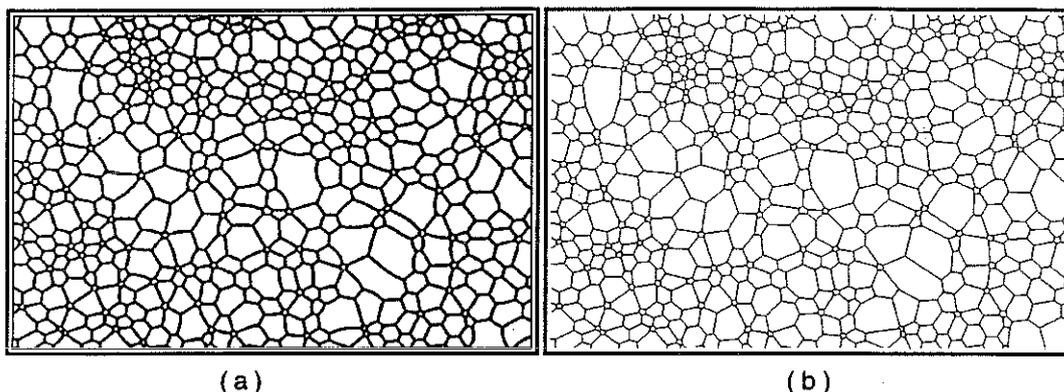


Figure 2.17 - Reconstruction topologique. (a) Image initiale. (b) Image reconstruite.

La procédure de reconstruction topologique est symbolisée sous la forme des macros commandes, ci-dessous. On part d'une *Image* initiale et on arrive à une structure décrite par S_{xy-v} , contenant les coordonnées des nœuds et les pointeurs vers les autres nœuds.

```
typedef struct { integer x,y,v1,v2,v3;} cell;

*integer Image, SK_Image, ProbPts;
*cell Sxy-v;
*int reconstruction_topologique(Image);
{
    if (Allocation_de_mémoire() == TRUE) {
        Image = Nettoyage_du_Bord(Image);
        SK_Image = Squelette(Image);
        /* debut de recherche des nœuds */
        ProbPts = Détermination_des_Points_Probables(SK_Image);
        Sxy = Détermination_des_Nœuds(SK_Image, ProbPts);
        /* fin de recherche des nœuds */
        Sxy = Marquage_des_Points_de_Bord(Sxy);
        Sxy-v = Association_des_Voisins(SK_Image, Sxy);
        Sxy-v = Elimination_des_mauvais_points(Sxy-v);
        return(&Sxy-v); /* retourne les fichier complet */
    }
    else
        return(NULL);
}
```

iii - l'approche par les cellules

L'analyse en termes de cellules est réalisée en parallèle à l'analyse des nœuds. Dans cette approche on part également de l'image squelettisée de la structure cellulaire. Le squelette est dilaté de 4 pixels pour avoir une région homogène entre les cellules (domaines noirs). Cette procédure élimine l'inhomogénéité de largeur des bandes noires résultant d'un seuillage global de l'image. La valeur 4 est déterminée expérimentalement comme étant la largeur des lignes noires à champ élevé. On élimine de l'image les bulles qui touchent le rectangle délimitant la région d'intérêt et on effectue une analyse de chaque cellule par la procédure "Analyse Particles" de NIH-Image. Cette analyse consiste à déterminer pour chaque bulle son barycentre, sa surface et la meilleure ellipse qui approche sa forme. La mesure du nombre de voisins d'une cellule est réalisée en calculant la fonction radiale de distribution de distance (RDF) sur les barycentres des cellules. On obtient un histogramme de distances où le premier pic correspond à la période des premiers voisins. Cette procédure a été également employée dans le calcul de la période d'un réseau de bulles d'un film de ferrofluide et sera détaillée dans le chapitre prochain. Dans les images de la structure cellulaire à champ fort, il existe un désordre assez élevé par rapport à une structure hexagonale parfaite. Le calcul de la fonction RDF n'est plus possible car son résultat ne permet pas d'isoler un pic représentant les distances des premiers voisins. On est amené alors à effectuer une analyse du nombre de voisins de chaque cellule à partir de la liste des nœuds. Cela peut être réalisé soit en construisant récursivement les cellules à partir des nœuds soit à partir du remplissage des cellules dans l'image squelette obtenue dans l'analyse des nœuds. Pour chaque nœud on colorie une de ses 3 cellules et on cherche dans la liste les nœuds qui ont cette couleur dans leur voisinage. Le nombre de nœuds trouvés correspond au nombre de voisins de la cellule considérée. Si on dispose déjà de la procédure de remplissage, cette méthode simplifie considérablement l'implémentation algorithmique.

2.3 ● Analyse de l'évolution

On dispose donc des outils pour analyser les images et par conséquent l'évolution de la structure cellulaire. Comme on l'a indiqué, on part d'une structure cellulaire sous un champ H_{\max} , et on effectue des cycles de champ, $H_{\max} - 0 - H_{\max}$ et à chaque pic de champ on fait l'acquisition d'une image de la structure. On obtient une série d'images, caractéristiques de H_{\max} , qui traduit l'évolution de la structure cellulaire, sous l'effet

des cycles, en fonction du temps. Les périodes transitoires où le champ varie sont des périodes où les tensions dans le système sont relâchées, lui permettant d'explorer d'autres configurations et ainsi de franchir les barrières qui piègent la structure sous champ H_{\max} . Le résultat est une lente évolution de la structure cellulaire.

Le but de l'analyse est de caractériser cette évolution, éventuellement de la décrire par des modèles, et d'en comprendre les mécanismes. La première approche est de relier l'évolution de la structure à des variations d'aimantation, en analysant le comportement de la longueur de lignes. Une seconde approche, présentée plus loin, utilisera d'avantage la caractérisation de la topologie des structures que permet le traitement d'image. Elle cherche à relier l'évolution au nombre de nœuds, à leur distances et à leurs déplacements. On s'intéressa également aux cellules, en particulier les petites bulles à 5 voisins, qui sont le moteur de l'évolution. C'est leur blocage à une taille finie qui piège la structure, et c'est leur collapse qui entraîne les modifications de la topologie pour passer d'une structure cellulaire à une structure plus proche de l'équilibre. Dans cette seconde approche, la difficulté est de définir les quantités à mesurer qui sont pertinentes pour comprendre l'évolution.

2.3.1 - Evolution de l'aimantation - Relaxation

Dans le système cellulaire magnétique la longueur totale de ligne est reliée à l'aimantation du matériau. L'évolution de la structure correspond donc à une évolution de l'aimantation. Dans les matériaux magnétiques traditionnels il existe un certain nombre de situations où l'aimantation, pour un champ donné, évolue au cours du temps; c'est le cas du traînage magnétique ou de la reptation. Le traînage résulte des fluctuations thermiques et conduit à une évolution de l'aimantation selon une loi en $\log(t)$, [Néel - 1949]. La reptation est un phénomène d'accommodation de l'aimantation lors de cycles de champ, (figure 2.18), qui conduit à des lois en $\sqrt{\log(t)}$, [Néel - 1957], récemment réanalysées en terme de loi puissance t^α , α étant compris entre 0.5 et 1 suivant le système étudié, [Levy - 1993].

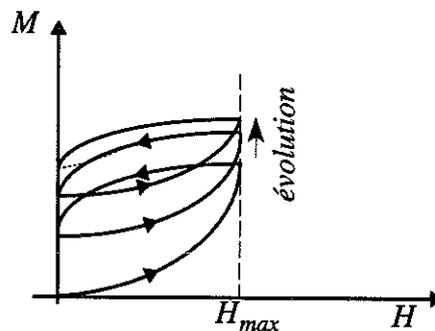


Figure 2.18 - Evolution de l'aimantation pendant plusieurs cycles de champ.

Dans le cas du pattern cellulaire l'aimantation réduite, m , qui peut varier entre -1, (saturation "down"), à +1, (saturation "up"), s'exprime en fonction des surfaces blanches et noire dans l'image, ce qui correspond aux aimantations "up" et "down" :

$$m = \frac{M_{up} - M_{down}}{M_{up} + M_{down}} = 1 - \frac{2\ell L}{S}$$

où ℓ est la largeur des lignes noires, L leur longueur totale et S est la surface d'observation où l'on effectue l'analyse de l'image. La largeur ℓ est pratiquement constante pendant l'évolution pour une valeur donnée de H_{max} . La mesure de L est effectuée dans l'image squelettisée par un comptage de pixels appartenant au squelette de la structure. Cette mesure par compte de pixels présente des imprécisions dues au type de maillage utilisé par l'image. Le compte de pixels dans une image équivaut à une mesure de distances du type jeu d'échecs, (distance D8 voir §1.1.2) et pour une structure ayant des distances entre nœuds relativement distribuées et dans diverses orientations, la longueur totale L ainsi mesurée est proportionnelle à la longueur totale mesurée par les distances euclidienne entre nœuds, ce qui conduit à la distance moyenne entre nœuds, D_m dont on parlera dans la suite.

Les phénomènes de relaxation sont fréquemment observés dans la nature. Lorsqu'un système est dans un état d'équilibre métastable et en relation avec un bain thermique, il se trouvera au bout d'un temps fini τ ("temps de relaxation") dans son état global d'énergie minimale. Dans le grenat on rencontre divers types de configurations en domaines magnétiques et les structures cellulaires étudiées correspondent à des états métastables du système. L'état d'énergie minimale, ou d'équilibre, doit être une structure en bandes parallèles, où la période et la largeur de bandes dépendent de la valeur du champ magnétique. La structure labyrinthe est une structure très proche de l'équilibre, caractérisée par une largeur de bandes et une longueur totale qui dépend du champ. L'évolution avec le champ est globalement réversible (à part l'hystérésis liée à la nucléation du domaine inverse lorsque l'on vient de la saturation), et la courbe d'aimantation correspondante est analogue à la courbe d'aimantation anhystérétique. La figure 2.19 montre une séquence d'images, pour trois différentes valeurs de champ appliqué, pour les structures cellulaires au cours du grossissement d'une part, pour l'état d'équilibre (structure labyrinthe) pour les mêmes valeurs de champ d'autre part.

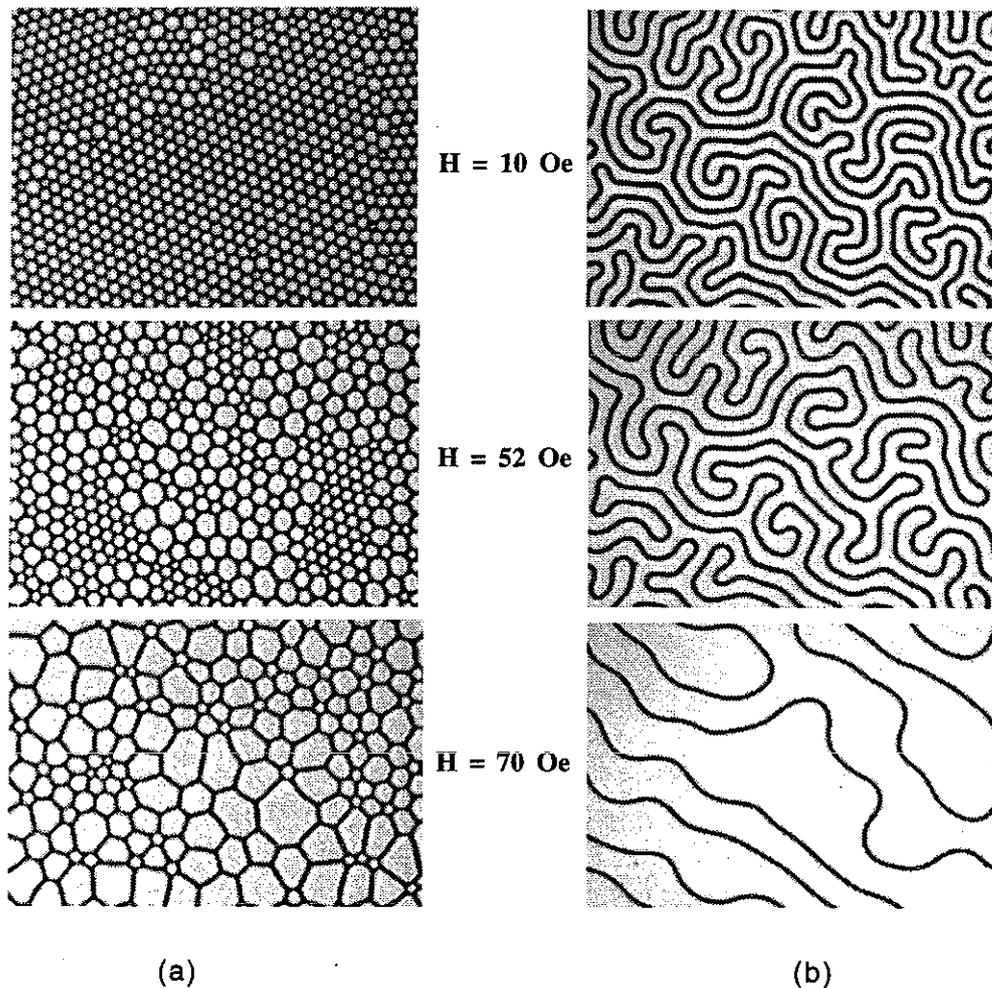


Figure 2.19 - Grossissement de bulles et état d'équilibre. (a) - Le champ augmente dans la direction de l'aimantation dans les bulles. (b) - Etat d'équilibre de la structure. Même si l'énergie est plus basse dans l'état d'équilibre, le système a du mal à passer d'une structure à l'autre.

Si à partir d'un état métastable on permet au système d'évoluer par un apport d'énergie sous la forme de fluctuations, il doit relaxer vers son état d'équilibre minimum. Dans le cas de la structure cellulaire le système est piégé, et cette relaxation sera guidée par les changements topologiques irréversibles de la structure. L'aimantation tendra progressivement vers celle de la structure labyrinthe au champ correspondant. Les cycles de champs H_{\max} -0- H_{\max} , donneront les degrés de liberté nécessaires pour que le système puisse explorer diverses configurations et provoqueront les changements topologiques nécessaires pour arriver à l'état d'équilibre.

Les mesures d'aimantation pour les deux types de structures ont été réalisées et sont montrées dans la figure 2.20. On remarque que cette étude ne peut être faite que dans une gamme de champ relativement restreinte : pour les faibles valeurs de H_{\max} la structure cellulaire reste bloquée et il n'y pas d'évolution, alors que pour les valeurs

élevées de H_{\max} l'évolution de la structure est très rapide. Dans ce dernier cas, puisqu'on est près de la saturation, la région d'observation de l'image devient trop petite par rapport à la taille des cellules, la statistique devient mauvaise, et de plus l'évolution est guidée surtout par les défauts éventuels de l'échantillon ou ses bords.

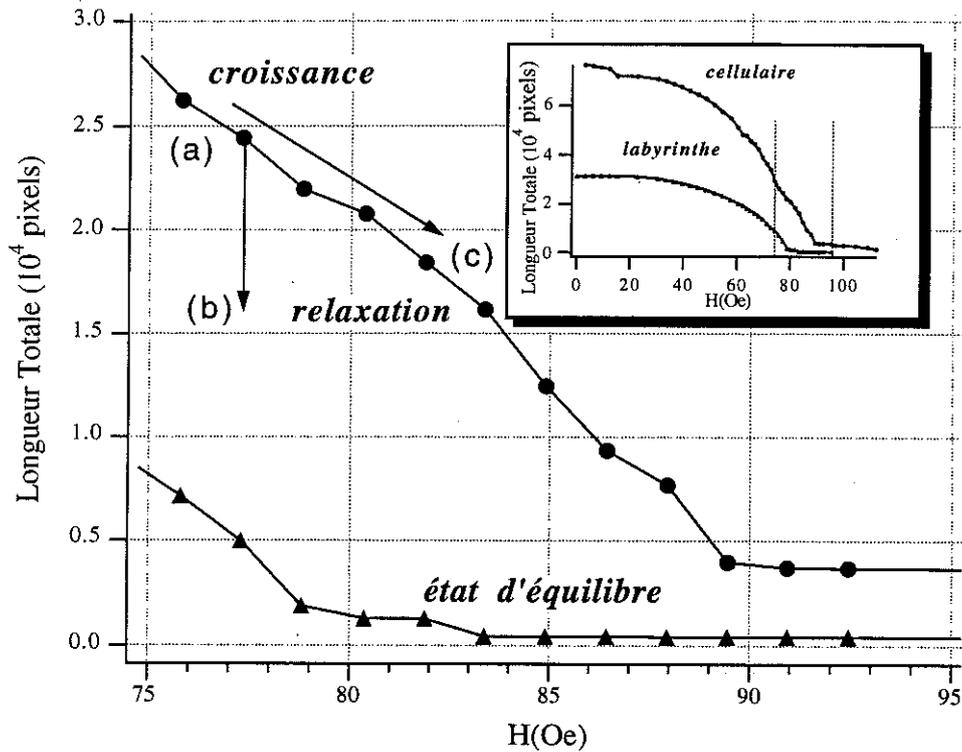


Figure 2.20 - Evolution de l'aimantation en fonction du champ appliqué pendant la croissance des cellules et pour la structure labyrinthe (état d'équilibre). La relaxation consiste en une évolution de la structure cellulaire vers la structure labyrinthe. L'encart montre la variation de l'aimantation dans toute la gamme de champ jusqu'à la saturation. Les indices (a), (b) et (c) correspondent aux images (a), (b) et (c) de la figure 2.21.

La figure 2.21 montre une séquence d'images où l'on peut comparer ces deux processus, relaxation et grossissement de la structure cellulaire. La figure 2.21 - a présente la structure cellulaire obtenue au cours du grossissement, lorsque le champ atteint $H_{\max} = 77.4$ Oe. Lorsqu'on applique des cycles de champs elle évolue, et après 354 cycles on obtient la structure montrée dans la figure 2.21 - b. La figure 2.21 - c montre une structure obtenue au cours du grossissement des cellules, lorsque le champ atteint $H_{\max} = 81.9$ Oe. Cette structure qui n'est pas relaxée, est caractérisée par le même nombre de nœuds que la structure relaxée précédente, et par une longueur de ligne très voisine.

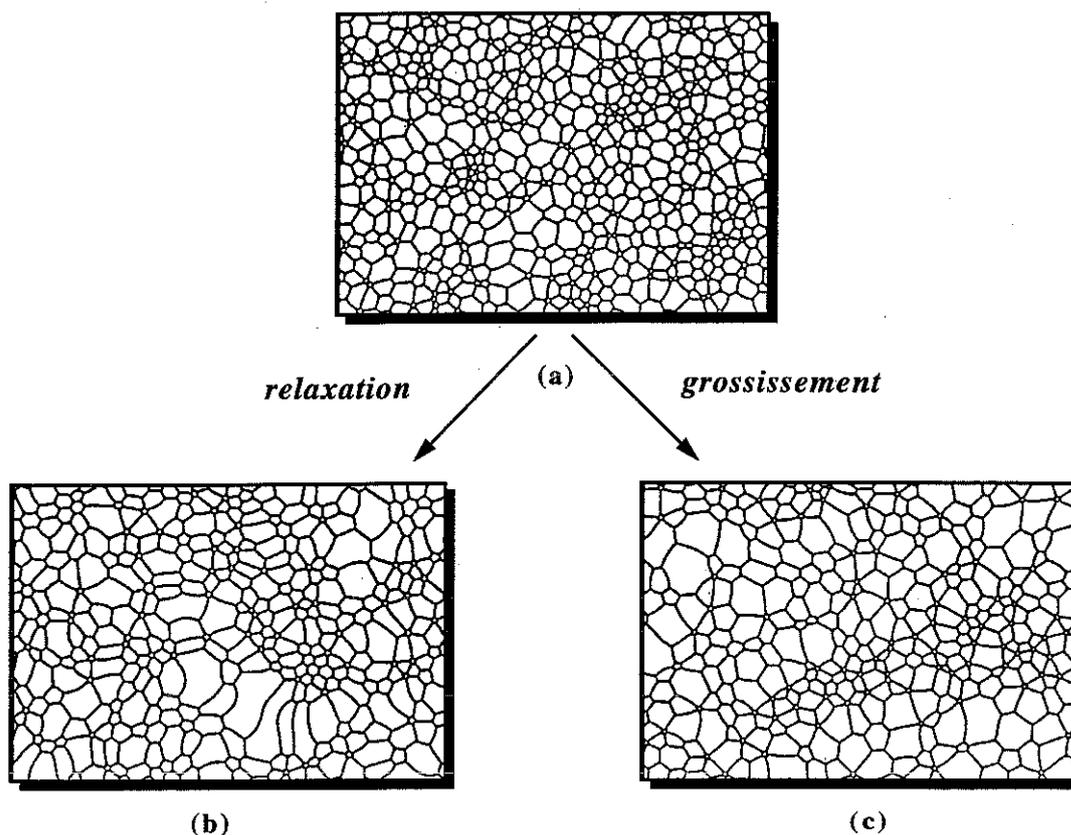


Figure 2.21 - Evolution de la structure cellulaire .

(a) structure obtenue au cours du grossissement.

H = 77.4 Oe - L = 25137 pixels - Nombre de nœuds = 1321

(b) structure relaxée, à partir de (a), après 354 cycles H:0-H

H = 77.4 Oe - L = 19116 pixels - Nombre de nœuds = 754.

(c) structure obtenue au cours du grossissement, pour un champ plus élevé, conduisant à un nombre de nœuds et une longueur de ligne voisins de la structure relaxée (b).

H = 81.9 Oe - L = 18331 pixels - Nombre de nœuds = 750.

Un système physique qui relaxe par franchissements de barrières d'énergie sous l'effet de fluctuations thermiques peut être décrit par une loi exponentielle décroissante, avec un temps caractéristique qui dépend de la hauteur des barrières et de la température. Dans le cas de systèmes désordonnés, [Botet, et al. - 1988], on ne peut pas les décrire par un seul temps caractéristique. On observe souvent dans ce cas des lois de relaxation de type exponentielle étirée ("stretched exponentielle") de la forme :

$$m(t) \approx \exp(-\lambda \cdot t^\beta)$$

Dans le cas des structures cellulaire magnétiques nous écrivons une loi de ce type pour l'aimantation, depuis la valeur initiale atteinte lors du grossissement des cellules, jusqu'à la valeur d'équilibre pour le champ H_{\max} . En termes de longueur totale, la relaxation s'écrit :

$$L = L_f + (L_0 - L_f) \cdot \exp(-\lambda \cdot n^\beta)$$

où $L_f(H_{\max})$ est la longueur d'équilibre, $L_0(H_{\max})$ la longueur initiale, n le nombre de cycles de champ qui joue le rôle du temps, et la λ et β des paramètres ajustables qui dépendent de H_{\max} . Des mesures ont été réalisées pour différentes valeurs de H_{\max} entre 66.7 Oe et 81.9 Oe, et les courbes correspondantes, ainsi que les ajustements par la loi définie précédemment, sont présentés sur la figure 2.22. Pour de faibles valeurs de champ l'échelle de temps est très longue, par contre en champ fort le système atteint rapidement un état proche de la saturation, où la taille des cellules est telle que les mesures de longueur sont très imprécises. Néanmoins dans toute la gamme des champs l'évolution peut être décrite par une loi unique. Comme toutes les mesures de relaxation lente, elles sont délicates, en particulier ici parce que très sensibles à la valeur H_{\max} tout au long de l'évolution. La table T.2.3 montre les différentes valeurs trouvées pour β et λ . Ces paramètres ne sont pas indépendants et leur évolution individuelle en fonction de H_{\max} ne semble pas très significative.

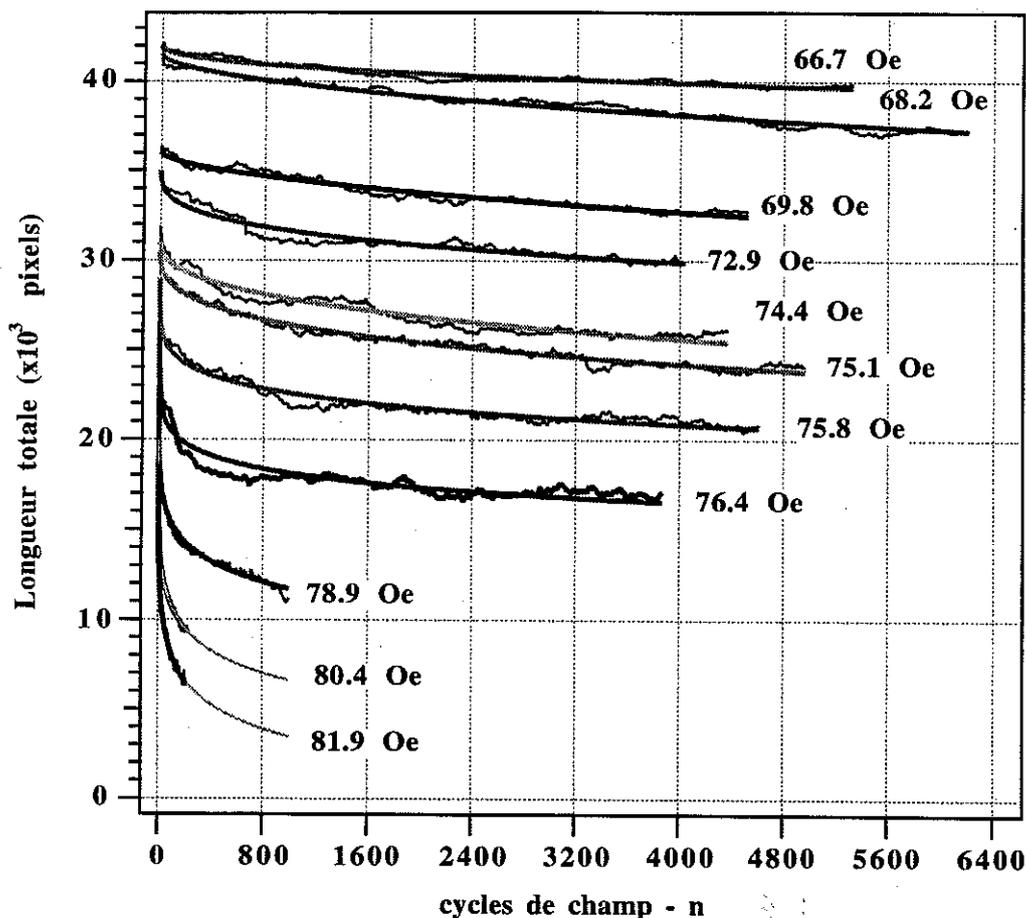


Figure 2.22 - Relaxation de l'aimantation pour différentes valeurs du champ H_{\max} . Les courbes en gras correspondent à un ajustement par des exponentielles étirées. Voir les détails dans le texte.

β	λ	$H(Oe)$
0.430	0.0024	66.7
0.560	0.0010	68.2
0.600	0.0010	69.8
0.330	0.0150	72.9
0.420	0.0080	74.4
0.350	0.0190	75.1
0.210	0.0800	75.8
0.180	0.1600	76.4
0.160	0.2300	78.9
0.270	0.2000	80.4
0.340	0.1800	81.9

Table 2.3 - Coefficients β et λ pour différentes valeurs du champ H_{max} .

Une façon de mieux sentir le sens de l'évolution de ces paramètres en fonction de H_{max} , est d'interpréter la loi exponentielle étirée. Dans certains cas on peut la considérer comme le résultat d'une distribution particulière des barrières d'énergie, (par exemple fractale, n'ayant pas de valeur moyenne - [Bauchaud - 1992]). On peut aussi considérer que cette distribution n'est pas stationnaire. On aurait dans ce cas un temps caractéristique, correspondant à la valeur moyenne, mais celui ci évoluerait dans le temps. On peut alors écrire :

$$\exp(-\lambda \cdot t^\beta) = \exp\left(-\frac{t}{\tau_H(t)}\right)$$

$$\text{avec } \tau_H(t) = \frac{1}{\lambda_H} \cdot t^{(1-\beta_H)}$$

La figure 2.23 présente les variations de τ en fonction du nombre de cycles pour diverses valeurs de champ. Pour les champs faibles, τ augmente rapidement, et la structure évolue de moins en moins vite vers son état d'équilibre. Cette analyse permet de rendre compte de l'évolution des structures cellulaires en termes de relaxation de l'aimantation vers l'état d'équilibre. On a indiqué précédemment que les phénomènes de reptation étaient décrits par des lois en $\sqrt{\log(t)}$ ou en puissance t^α . Dans notre cas, ce type de lois permet de décrire également les évolutions des structures cellulaires, mais plutôt moins bien que les exponentielles étirées.

Ce type d'analyse ne donne pas d'éléments sur ce que sont les barrières d'énergie et les fluctuations permettant de les franchir. Une étude plus locale des structures, en

particulier en considérant les nœuds et les petites bulles qui sont le moteur de l'évolution, devrait permettre d'aller plus loin.

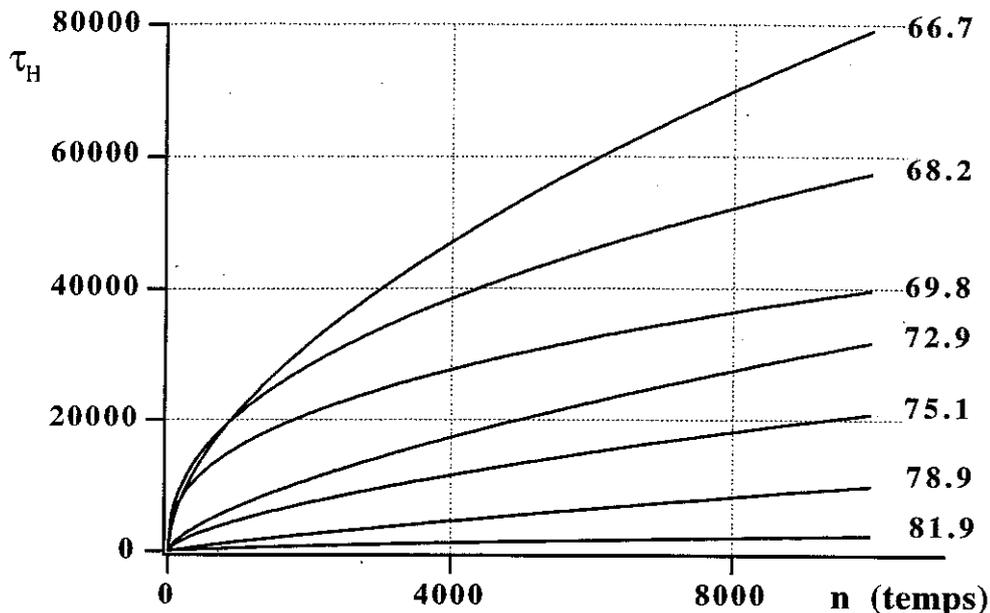


Figure 2.23 - Evolution du temps de relaxation τ en fonction du nombre de cycles de champ et pour différentes valeurs de H_{\max} . Le temps de relaxation augmente rapidement pour les valeurs de champ faible et la structure évolue de moins en moins vite vers l'état d'équilibre.

2.3.2 - Nœuds et Cellules

i - Nombre de nœuds et surface de cellules

Les nœuds sont les points de base de la structure et responsables de sa relative stabilité au cours de cycles de champ ("effet mémoire"). Le nombre de nœuds dans la fenêtre d'analyse décroît en fonction du nombre de cycles : pendant les premiers cycles, l'évolution est relativement rapide et résulte du collapse de plusieurs petites bulles en même temps. Après ce premier régime transitoire elle est plus lente, caractérisée par des lois de type exponentielle décroissante pour les différentes valeurs de champ H_{\max} , avec des niveaux de stabilisation et des vitesses de décroissance dépendant du champ. Dans la figure 2.24 on présente la variation du nombre de nœuds en fonction du nombre de cycles pour quatre valeurs de champ. Les faibles oscillations présentes sur les courbes sont liées principalement aux effets de bords, c'est à dire que d'une image à l'autre quelques nœuds peuvent se déplacer à l'extérieur et à l'intérieur de la fenêtre d'analyse. Pour des valeurs de champ élevées l'évolution est rapide et conduit à une situation

proche de la saturation de l'échantillon, et avec très peu de cellules dans la fenêtre d'analyse, et donc une mauvaise statistique.

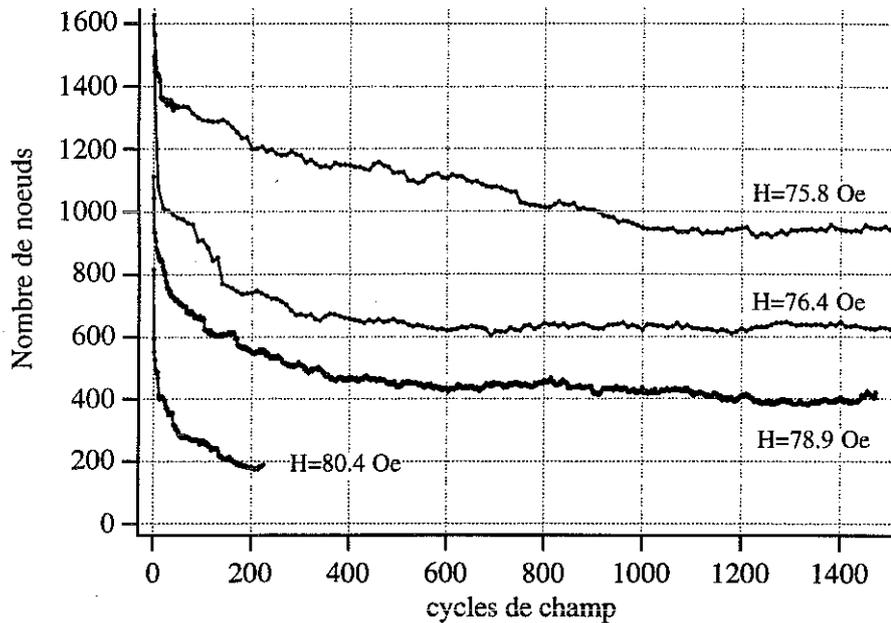


Figure 2.24 - Evolution du nombre de nœuds N en fonction du nombre de cycles pour quatre valeurs de H_{max} .

L'évolution de la surface moyenne est la grandeur généralement étudiée dans les réseaux cellulaires. Elle varie comme l'inverse du nombre de cellules et donc du nombre de nœuds N :

$$\langle S \rangle = \frac{2 \cdot S_{image}}{N}$$

La figure 2.25 présente cette variation pour 3 valeurs de champ. Comme on l'a déjà signalé, dans un réseau de bulles de savon l'évolution de la surface moyenne est proportionnelle au temps dans le régime autosimilaire, après un régime transitoire qui dépend de la structure initiale. Dans la structure cellulaire magnétique on n'observe pas ce genre de comportement. En champ fort, l'évolution est très courte, et peu précise en approchant la saturation. En champ intermédiaire, on peut à la rigueur ajuster la variation de $\langle S \rangle$ à une loi puissance du nombre de cycles (ou du temps), avec un exposant faible (0.3 pour $H_{max} = 78.9$ Oe). En champ faible la variation de $\langle S \rangle$ est trop faible pour mesurer précisément des exposants.

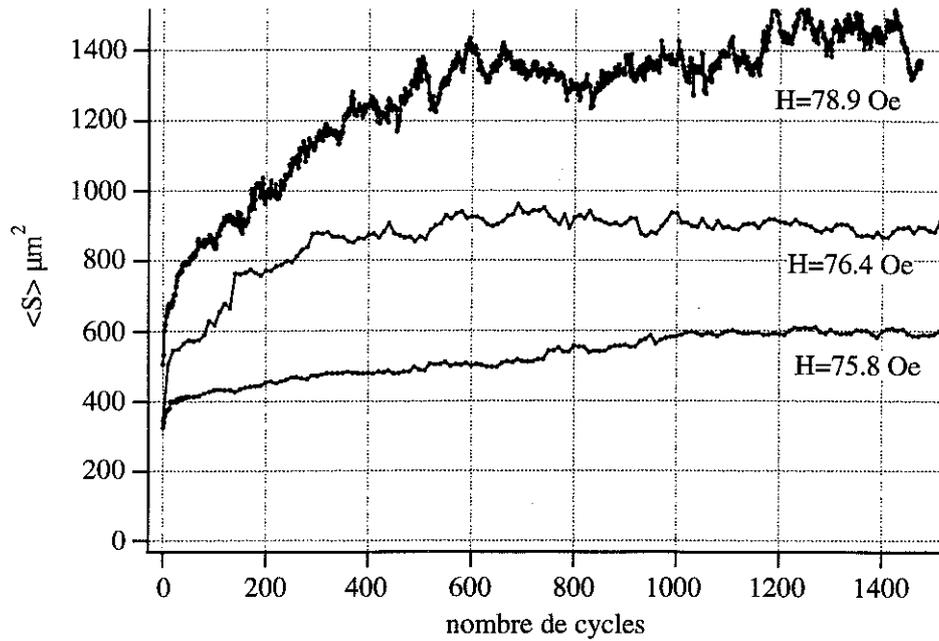


Figure 2.25 - Evolution de la surface moyenne de cellules en fonction du nombre de cycles pour trois valeurs de H_{max} .

Au cours du temps la variance de S augmente, traduisant une augmentation du désordre. Nous n'avons pas mesuré l'évolution de μ_2 , mais c'est une quantité qui varie faiblement au cours du grossissement et elle ne peut que varier très faiblement au cours de la relaxation.

La surface moyenne de cellules permet de définir une longueur moyenne dans la structure. Les cellules ayant en moyenne 6 côtés, et ce même si le degré de désordre augmente, cette longueur moyenne, a , est le côté de l'hexagone de surface égale à la surface moyenne $\langle S \rangle$:

$$a = \sqrt{\frac{2 \cdot \langle S \rangle}{3\sqrt{3}}}$$

La mesure de la distance moyenne entre nœuds, somme de distances entre nœuds divisée par le nombre de segments conduit à une quantité un peu différente, D_m . En particulier a ne dépend que du nombre de nœuds : deux structures ayant le même nombre de nœuds, auront la même valeur de a . Or des ajustements de la position des nœuds peuvent conduire à une variation de la longueur de ligne. C'est une justification de la contraction des cellules à 5 côtés observée. C'est donc D_m qui traduit réellement la longueur de ligne.

En pratique D_m varie comme a , en fonction du nombre de nœuds, c'est à dire suivant une loi $1/\sqrt{N}$ comme montré dans la figure 2.26.

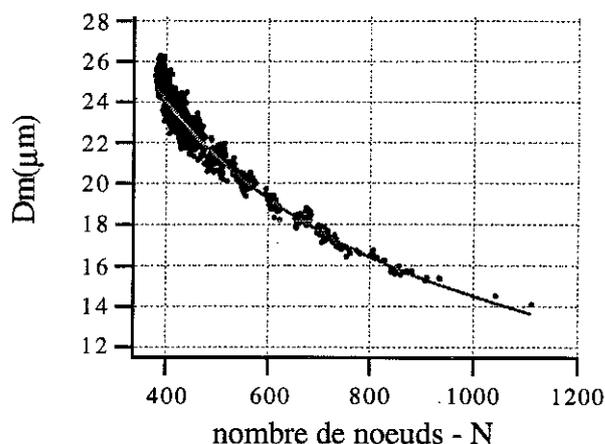
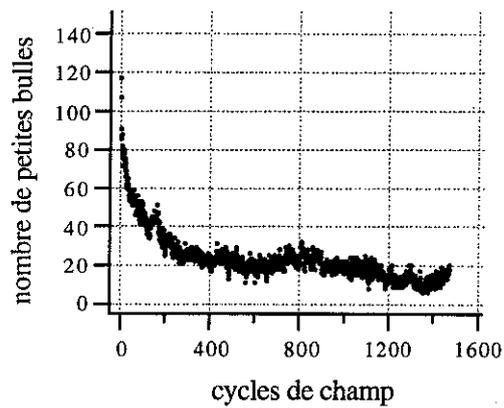


Figure 2.26 - Distance moyenne entre nœuds en fonction du nombre de nœuds. L'ajustement correspond à une loi $1/\sqrt{N}$. $H = 78.9$ Oe.

On peut donc relier la variation de la longueur totale L à la variation du nombre de nœuds. Il est évident que cette relation ne peut être valable que dans une gamme limitée ; lorsque la structure s'approche de l'équilibre, le nombre de nœuds doit tendre vers 0, alors que la longueur totale doit tendre vers une valeur finie qui dépend de H_{\max} . La structure doit donc changer sa topologie, et cela doit se traduire par une relation différente entre D_m et le nombre de nœuds, c'est à dire entre la distance entre nœuds et la surface des cellules. On ne peut pas réellement distinguer ce changement de régime dans la variation de D_m en fonction du nombre de nœuds dans nos expériences, mais la conséquence de cette remarque est qu'il est difficile de décrire les variations de L et de N par des expériences communes valables aux temps longs.

ii - Petites bulles

Les petites bulles ont un rôle essentiel dans l'évolution : leur blocage à une taille finie piège la structure et leur collapse lui permet de relaxer. La concentration de domaines opposés au champ correspond à une énergie élevée dans le système et elle varie spatialement dans la structure. Les petites bulles à 5 côtés favorisent cette concentration et sont donc les zones sensibles de la structure. Intuitivement on attend un comportement du nombre de petites bulles proche de celui du nombre de nœuds. La figure 2.27 présente cette évolution pour la valeur de champ $H=78.9$ Oe qui est à comparer à l'évolution du nombre de nœuds présentée dans la figure 2.24.

Figure 2.27 - Evolution du nombre de petites bulles. $H = 78.9$ Oe

La variation du nombre de nœuds est directement liée au collapse de petites bulles à 5 voisins. Lorsqu'une bulle collapse, le nombre de nœuds passe localement de 5 à 3, figure 2.28.

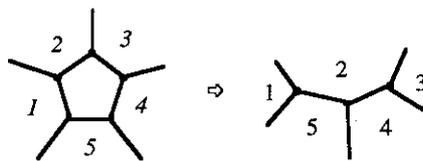


Figure 2.28 - Changement topologique d'une bulle 5.

Mais d'autre part, la réorganisation des nœuds permet aux grosses cellules à 5 voisins de se contracter, jusqu'à ce qu'elles atteignent cette taille finie des petites bulles. C'est en quelque sorte un processus de création de nouvelles petites bulles. La variation du nombre de petites bulles, Δn , peut donc être décrite comme le résultat d'une création, Δn^+ , et d'une annihilation, Δn^- , ce dernier processus se traduisant par la variation du nombre de nœuds, ΔN :

$$\Delta n = \Delta n^+ + \Delta n^-$$

$$\Delta n^- = \frac{1}{2} \Delta N$$

Expérimentalement, après un régime transitoire dans les premiers cycles, on observe une relation linéaire entre le nombre de petites bulles, n , et le nombre de nœuds N , avec une pente qui dépend de H_{\max} , figure 2.29.

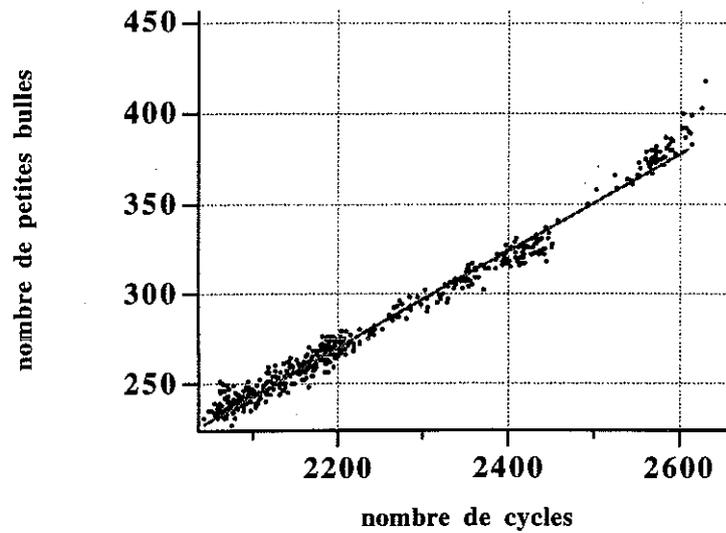


Figure 2.29 - Evolution du nombre de petites bulles en fonction du nombre de nœuds. $H = 68.9$ Oe.

on a donc pour les variations :

$$\Delta n = A(H) \cdot \Delta N$$

$$\text{et } \Delta n^+ = \left(A(H) - \frac{1}{2} \right) \cdot \Delta N$$

Le régime transitoire des premiers cycles correspond à des collapses en chaînes, où on n'observe pas les bulles qui se sont créées, mais on en voit la disparition car le nombre total de nœuds diminue, figure 2.30. Dans la partie linéaire de $n(N)$, les processus sont suffisamment lents et isolés pour qu'on ait le temps de voir les bulles créées.

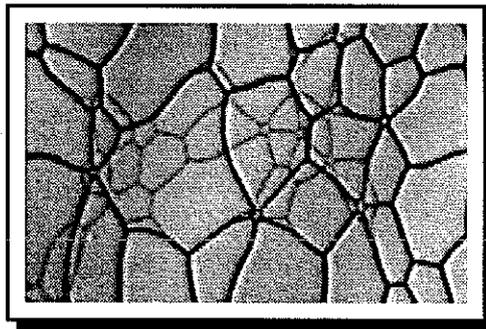


Figure 2.30 - Collapse de bulles dans le premier régime.

Si on écrit le nombre de créations en fonction du nombre de disparitions, on peut mieux sentir la signification des valeurs extrêmes du coefficients $A(H)$ dont la variation est présentée dans la figure 2.31.

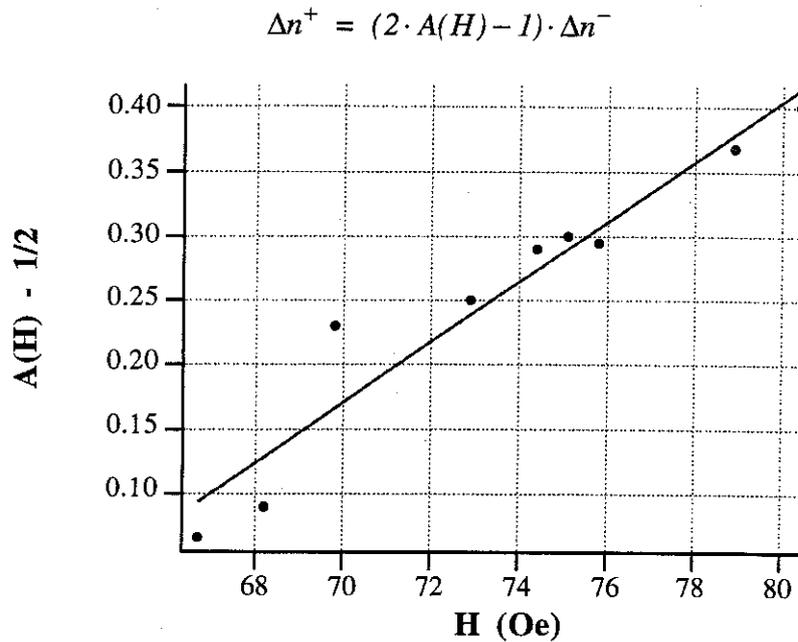


Figure 2.31 - Taux de création de petites bulles en fonction du champ.

Lorsque $A(H) \rightarrow 1/2$, $\Delta n^+ \rightarrow -\Delta n^-$. Il y a autant de création que d'annihilation, et le nombre de petites bulles est constant, alors que N diminue. C'est la limite champ fort, et l'évolution de la structure est relativement rapide.

Lorsque $A(H) \rightarrow 0$, $\Delta n^+ \rightarrow 0$. Il n'y a que des disparitions de bulles, c'est la limite champ faible où l'évolution de la structure semble se stabiliser très vite. Cette variation du nombre de créations en fonction du champ est sans doute à relier à la description de la relaxation de l'aimantation où la constante de temps τ augmente avec le nombre de cycles d'autant plus vite que le champ est faible.

Ces deux mécanismes, annihilation et création sont directement liés aux processus de base du phénomène de relaxation, franchissement de barrières d'énergie et fluctuations. Les fluctuations sont les réorganisations de la structure qui permettent la contraction des cellules à 5 voisins, et une façon d'essayer de les caractériser est d'analyser la topologie des nœuds au cours de l'évolution.

iii - Suivi des nœuds

La détermination de la trajectoire des nœuds présente quelques difficultés pratiques, en particulier celle liée à la numérotation ou celle résultant des effets de bords. Le problème de numérotation fait qu'un même nœud n'aura pas le même numéro dans des images successives. Ceci est dû principalement au mouvement à l'extérieur et à l'intérieur de la fenêtre d'analyse de certains nœuds et au balayage utilisé pendant la recherche des nœuds (points de branchement). En plus de ces problèmes pratiques, il en existe un plus fondamental, lié aux singularités au cours de l'évolution, qui sont la disparition des nœuds par collapses des petites bulles.

Le suivi de points d'une image à l'autre est un problème qui se pose dans divers domaines d'application du traitement d'images. Dans certains cas on est amené à mettre en correspondance non pas un point dans l'image mais un bloc de points dans deux images consécutives, [Wernet, 1991 #38]. Ici les points sont déjà bien définis et on n'a pas besoin d'avoir recours à leur environnement pour les localiser.

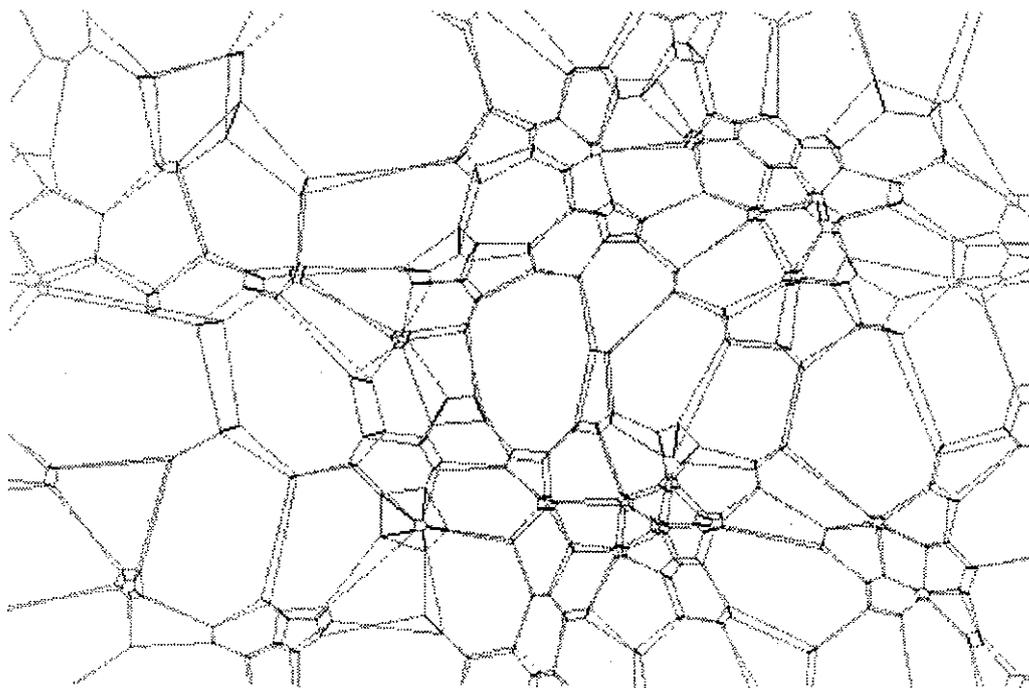


Figure 2.32 - Superposition de deux images (I et I+2) dans une expérience. L'effet mémoire est observé dans deux images reconstruites. On relie les nœuds associés par des traits gras. $H = 76.8 \text{ Oe}$ et $I = 6$.

La procédure consiste en deux phases principales : la *première* est une association des nœuds stables, en reliant les nœuds qui ont une distance inférieure à une distance seuil dans une image qui serait formée par la superposition des deux images. Ceci permet d'obtenir une liste des points qui ont une forte probabilité d'être correctement

associés. La *deuxième* étape consiste en une analyse récursive de vérification de voisinage, à partir de cette liste partielle. Cette méthode n'est applicable que dans la mesure où la topologie est restée stable entre les deux images, c'est à dire aux endroits de l'image où ne se produisent pas de collapsés. Cette deuxième étape permet de relier les nœuds qui ont bougé, mais qui sont présents dans les deux images. Une vérification de la cohérence des relations de voisinages conduit à dissocier certains nœuds, et on termine avec une liste de nœuds associés qui n'est pas forcément complète, en raison de collapsés et des nœuds de bords. Un exemple d'une telle analyse est montré dans la figure 2.32.

iv - Allongement des cellules

Comme on l'a déjà signalé à propos de la figure 2.21, une structure relaxée, et une structure non-relaxée en champ plus fort peuvent avoir le même nombre de nœuds (figure 2.21 - b et c). Il est clair néanmoins, au vu des images, que ces deux structures sont différentes. Pour un champ donné, la longueur totale ou le nombre de nœuds permet de caractériser une structure relaxée ou non, mais la géométrie de la structure, la forme des cellules semblent être également des paramètres à prendre en compte. Nous avons essayé de caractériser cette différence de forme en mettant en évidence un allongement des cellules dans la structure relaxée, en les approchant par une ellipse. Une cellule est considérée allongée lorsque le rapport entre le grand axe et le petit axe est supérieur à 2. On compte alors dans l'image le nombre de cellules allongées, que l'on normalise par le nombre de cellules total pour chaque image. La figure 2.33 présente la variation de ce rapport en fonction du nombre de cycles, pour 3 valeurs de champs. Cette mesure est assez bruitée (les courbes présentées ici sont filtrées) mais indiquent effectivement que la relaxation correspond à un allongement d'une proportion grandissante de cellules.

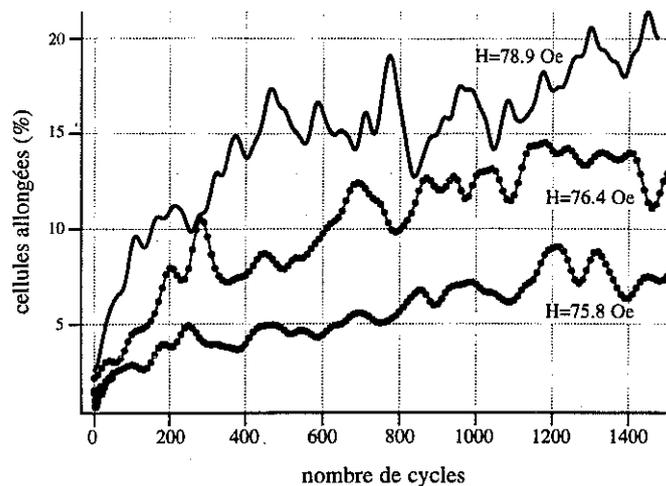


Figure 2.33 - Nombre de cellules allongées dans l'image au cours de l'évolution.

Cette tendance à l'allongement est également observée à haute température, quand la structure est d'avantage capable d'approcher son état d'équilibre. Cela crée localement des bandes parallèles, en permettant au système non seulement d'ajuster sa longueur mais aussi sa forme.

2.4 ● Conclusion

Ce chapitre traite de l'analyse de la structure cellulaire magnétique. On a d'abord développé des procédures de traitement d'images permettant de caractériser la structure soit par des quantités globales (longueur de ligne et nombre de nœuds) soit par le détail de sa topologie (positions de nœuds et relation de voisinage). L'évolution de cette structure lorsque le champ augmente est analogue au processus de grossissement d'un réseau de bulles de savon. Ici c'est le champ qui joue le rôle du temps. Lorsqu'on inverse la variation du champ on observe une relative stabilité du pattern liée à la stabilité des nœuds. Si on effectue de nombreux cycles de champ H-0-H la structure évolue lentement et nous avons analysé cette évolution en termes de relaxation de l'aimantation suivant une loi de type exponentielle étirée, pour différents valeurs de H.

On a également analysé l'évolution de la surface des cellules, du nombre de nœuds et de leur distances, ce qui nous a amené à détailler l'évolution du nombre de petites bulles à 5 voisins.

Cette analyse en termes de relaxation reste une analyse globale de l'évolution et on doit la relier au processus local qui permet de décrire les fluctuations et les barrières d'énergie. Ces barrières d'énergie sont associées aux petites bulles et à leur blocage à une taille finie. Le franchissement des barrières, le collapse de petites bulles, doit être mieux compris en analysant les modifications de leur environnement. Cela peut être réalisé par une méthode du type groupement de cellules, qui consiste à suivre l'évolution d'un groupe de cellules, où le critère de regroupement est un critère de taille et proximité. Cette approche est une approche complémentaire au suivi de nœuds et il semble être moins sensible à leur disparition.

Une autre analyse consiste à étudier le collapse des bulles en détail et en particulier à analyser de façon plus précise les phénomènes d'avalanches. Une méthode pourrait être d'utiliser une camera d'acquisition rapide. On se heurte à ce moment à des problèmes pratiques de stockages et de qualité d'images.

CHAPITRE III

Modulations d'un film de ferrofluide

Nous avons développé une mesure d'absorption de lumière par traitement d'images pour analyser les modulations d'épaisseurs d'un film de ferrofluide soumis à des champs magnétiques. L'étude du comportement physique du ferrofluide proprement dit a fait l'objet de la thèse de P.A. Petit [Petit - 1993]. Nous présentons ici les détails de la mesure des modulations d'épaisseur par traitement d'images, qui a été notre contribution à cette étude. Auparavant, il est nécessaire de rappeler ce qu'est un ferrofluide et quel est le phénomène étudié.

3.1 • Le ferrofluide

Un ferrofluide est une suspension colloïdale de petits grains d'un matériau magnétique dans un liquide de transport. Ces petits grains magnétiques sont par exemple des oxydes de fer, de taille nanoscopique (~10nm) et donc monodomains. L'intérêt principal d'un ferrofluide est qu'il permet d'allier les propriétés d'un liquide et d'un matériau magnétique. Les ferrofluides ont été développés à l'origine par Rosensweig [Rosenweig - 1985] pour leurs applications potentielles (voir par exemple Bacri [Bacri, et al. - 1987]), mais également pour l'intérêt fondamental de pouvoir introduire un nouveau paramètre de contrôle, le champ magnétique, dans l'étude de l'hydrodynamique.

Une propriété essentielle d'un ferrofluide est sa stabilité. Il doit présenter une répartition uniforme des grains dans le liquide de transport en champ nul et un comportement réversible sous l'action d'un champ magnétique. La stabilité dans le temps signifie que les particules ne doivent ni se déposer, ni s'agglomérer au moins dans une certaine gamme de température autour de la température ambiante. Pour compenser la gravité on emploie des particules suffisamment petites pour que leur mouvement brownien lié à l'agitation thermique, s'oppose à la sédimentation. La suspension de particules obtenue est dite (dans ces conditions) colloïdale et on obtient un liquide homogène. Pour éviter l'agglomération de particules, on doit compenser les deux interactions attractives, l'interaction magnétique et l'interaction de Van der Waals¹, en ajoutant une répulsion à courte portée. Ceci peut se faire de deux façons différentes ce qui conduit à deux types de ferrofluides. Les ferrofluides surfactés sont obtenus en enrobant chaque grain d'une couche de polymère assurant une répulsion stérique (figure 3.1 - a). Les ferrofluides ioniques sont constitués de grains chargés électriquement, ce qui introduit une répulsion électrostatique entre eux, la neutralité de la solution étant assurée par la présence de contre-ions (figure 3.1 - b).

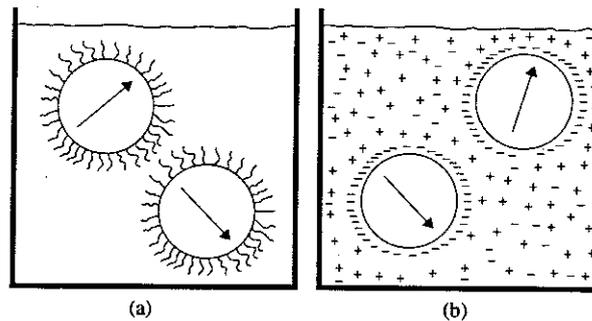


Figure 3.1 - (a) Ferrofluide surfacté. Cette méthode de fabrication consiste à créer une couche "élastique" autour de chaque grain avec des petites chaînes polymériques qui se repoussent. (b) Ferrofluide ionique. Dans cette méthode chaque grain porte une charge de surface toujours de même signe. D'après Bacri et al [Bacri, et al. - 1987].

On désire également que les ferrofluides aient une aimantation très forte pour amplifier les phénomènes d'origine magnétique. Pour cela on peut augmenter l'aimantation des grains, par le choix du matériau le constituant, ou encore augmenter la densité des particules dans le liquide de transport.

Comme on l'a signalé, les grains sont monodomaines car leur taille est suffisamment petite pour introduire la présence d'une paroi de domaines. Les moments magnétiques

¹- Deux grains de nature quelconque s'attirent par interaction entre leurs dipôles électriques. Cette interaction est d'autant plus forte que les grains sont proches et s'annule lorsque ils sont infiniment éloignés.

portés par les atomes des grains sont parallèles entre eux, et chaque grain a donc un moment résultant. Ces moments fluctuent très rapidement en direction, en raison des fluctuations thermiques, et en moyenne sur le temps d'observation, le moment de chaque grain est nul en champ nul. Sous l'effet d'un champ magnétique la valeur moyenne du moment dans chaque grain dans la direction du champ devient non nulle et il apparaît alors une aimantation dans le liquide. A partir d'une certaine valeur du champ il existe une saturation de cette aimantation. Le ferrofluide se comporte donc comme un matériau superparamagnétique, c'est à dire qu'il a une aimantation nulle en champ nul et qui augmente avec le champ suivant une loi du type Curie-Weiss. Les fluctuations en direction du moment de chaque grain résultent de deux mécanismes : les fluctuations de l'orientation des grains, elles mêmes dues au mouvement brownien, et le retournement de l'aimantation de chaque grain, par franchissement de barrières d'énergie que "constitue?" l'anisotropie, appelé processus de Néel. Ces deux phénomènes sont activés thermiquement, et on peut définir deux temps caractéristiques :

$$\tau_B = \frac{3V\eta_0}{kT}$$

τ_B correspond au temps caractéristique dû au mouvement Brownien, où V est le volume de la particule et η_0 la viscosité du liquide de transport.

$$\tau_N = \frac{1}{f_0} \exp^{(KV/kT)}$$

correspondant au mécanisme de Néel, où f_0 est une fréquence d'essai de franchissement des barrières d'énergie, par activation thermique, (elle vaut 10^9 Hz) et K est la constante d'anisotropie de la particule. En baissant la température, on peut augmenter ces temps caractéristiques jusqu'à bloquer ces mécanismes de fluctuations. Pour le ferrofluide que nous utilisons, à température ambiante, ces deux mécanismes coexistent avec des temps caractéristiques respectifs $\tau_B = 3.9 \cdot 10^{-7}$ s et $\tau_N \approx 10^{-9}$ s.

3.2 • L'instabilité de surface

Lorsqu'un ferrofluide est soumis à un champ magnétique homogène, dont la direction est normale à la surface libre, il va apparaître sur cette surface une série de

pics, qui peuvent atteindre quelques centimètres selon l'amplitude du champ. Ce phénomène apparaît au delà d'un champ seuil et les pics s'organisent en un réseau de symétrie hexagonale, dont la période dépend du champ appliqué.

L'apparition de ces pics correspond à une instabilité de l'interface qui résulte de la compétition entre des termes d'énergie stabilisante (gravité et tension de surface) et des termes déstabilisants, liés aux interactions magnétiques. La surface du ferrofluide est, comme pour tous les liquides, le siège de petites perturbations et oscillations excitées thermiquement ou mécaniquement. Lorsque le champ est nul ou faible, ces oscillations sont neutralisées par l'effet conjugué des forces de gravité et de capillarité (forces liées à la tension superficielle) qui stabilisent l'interface. Au champ seuil les termes d'énergie sont comparables, le système devient instable. L'instabilité va sélectionner une longueur d'onde parmi les longueurs d'onde de fluctuations qui sera amplifiée conduisant à cette organisation hexagonale de pics. On peut comprendre en quoi le champ magnétique favorise l'apparition de pics en remarquant que c'est une façon de diminuer le coefficient de champ démagnétisant par rapport à une surface plane.

Nous nous intéressons à un film de ferrofluide déposé sur un substrat liquide. Il présente deux interfaces et l'instabilité de surface va se manifester sous la forme de modulations de l'épaisseur. Suivant l'épaisseur du film il existe plusieurs modes selon le couplage entre les deux interfaces. Notre étude porte sur des films minces (quelques

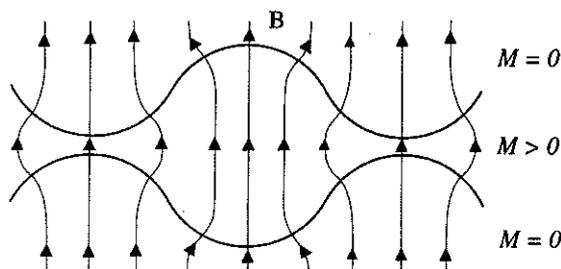


Figure 3.2 - Schéma des modulations d'épaisseur et des lignes d'induction à travers le film.

μm) pour lesquels les modulations d'interfaces sont en opposition de phase. Le schéma de figure 3.2 montre une telle modulation de l'épaisseur du film, ici représentée symétriquement, bien que à priori ce ne soit pas toujours le cas. On a représenté également sur cette figure les lignes d'induction à travers la couche, qui montrent en

quoi l'apparition de la modulation d'épaisseur minimise l'énergie magnétique, en concentrant les lignes où la matière magnétique est plus épaisse. Ces modulations s'organisent en réseau, équivalent à un réseau de bulles lorsqu'on les observe par dessus (figure 3.3).

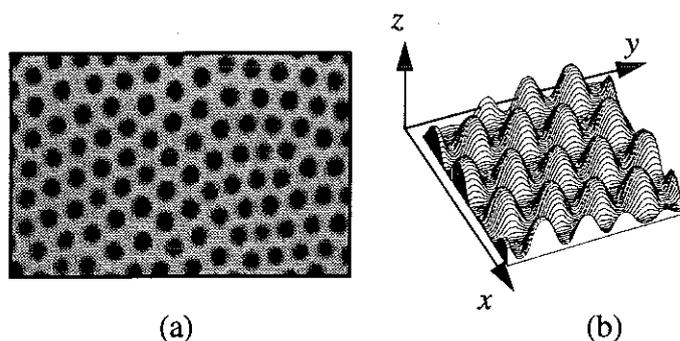


Figure 3.3 - Instabilité de surface. Lors de l'application d'un champ magnétique on voit apparaître une organisation hexagonale régulière qui vue de dessus se présente sous forme d'un réseau de "bulles" (a) En fait, ce réseau est une modulation de l'épaisseur du film représentée en (b), où on ne voit que l'interface supérieure pour quelques mailles hexagonales.

3.3 ● Expérience - montage expérimental

Cette étude a été réalisée sur un ferrofluide huileux, préparé au laboratoire de physico-chimie inorganique de l'Université Paris 7, et composé de particules monodomaines de magnétite ($\gamma\text{Fe}_2\text{O}_3$) de diamètre de l'ordre de 8nm. Le liquide de transport est du nonane et la concentration de particules magnétiques est de l'ordre de 3.7×10^{23} particules/m³. Le surfactant utilisé pour éviter l'agglomération de particules est l'acide oléique. La densité du ferrofluide est de 1.15g/cm³.

Le film de ferrofluide est déposé sur un substrat liquide transparent, qui permet d'obtenir une couche de ferrofluide parfaitement horizontale et uniforme. Ce substrat est une solution de chlorure de cadmium (CdCl_2), dont on peut ajuster la densité de façon à favoriser la symétrie des modulations sur les deux interfaces (air-ferrofluide, ferrofluide-substrat). La densité utilisée de substrat est, pour l'expérience présente ici, de 1.75g/cm³.

Le porte échantillon (en plastique transparent) a un diamètre de 53mm et la zone d'observation un diamètre de 45mm. L'épaisseur du substrat doit être suffisante pour permettre à la modulation de l'interface inférieure de se développer et elle est de l'ordre de quelques millimètres dans nos expériences. Le montage expérimental est montré dans la figure 3.4. Les modulations d'épaisseur du film de ferrofluide sont observées par transmission de la lumière à travers l'échantillon ce qui permet d'effectuer des

analyses d'images, d'une part pour étudier la structure du réseau de bulles et d'autre part pour mesurer les modulations d'épaisseurs.

L'acquisition de l'image s'effectue par l'intermédiaire d'une carte d'acquisition et de traitement MATROX-MVP installée à l'intérieur d'un ordinateur IBM-PC. La résolution de l'image est telle que l'on ait 512x512 pixels pour définir une surface d'environ 14mm² et l'image est codée sur 8 bits (256 niveaux de gris). La caméra est une caméra à tube Hamamatsu 2400-07 (tube type : Newvicon) ayant un rapport signal/bruit de 48 dB et une déformation géométrique inférieure à 1%. Elle permet un prétraitement du signal vidéo composite par des corrections de gain, offset, fonction gamma et d'inhomogénéités de l'éclairage. La sensibilité en luminance se situe entre 10⁻² lux et 1 lux (longueur d'onde à 550nm). Cette caméra présente une plus forte sensibilité que la camera CCD équivalente (Hamamatsu 2400-77) surtout pour les longueurs d'onde autour du rouge - 700nm (couleur du ferrofluide). L'essentiel du traitement est fait, soit par des programmes en C sur la carte Matrox, en profitant de son processeur graphique, soit par un Macintosh à l'aide de NIH-Image² [NIH et Rasband - 1994].

Le porte échantillon est placé au centre d'une bobine pouvant fournir un champ magnétique maximum de 800 Oe, normal à la couche et uniforme à moins de 0.5% sur toute la hauteur du porte échantillon. Dans cette gamme de champ, l'aimantation du ferrofluide varie linéairement avec le champ appliqué.

D'autres conditions expérimentales ont été aussi contrôlées : l'éclairage est fourni par une source lumineuse blanche et rendu indirect par la présence d'un écran de téflon entre cette source et le film de ferrofluide ; L'intensité lumineuse est fournie par une alimentation stabilisée pour réduire le bruit fourni par la source ; la température du porte échantillon est régulée à 20°C ; les réflexions sont réduites par l'utilisation d'un environnement noir absorbant et par la présence de rideaux noirs isolant l'expérience de l'extérieur.

²-Le logiciel NIH-Image est un logiciel du domaine public développé aux États-Unis par le *National Institut of Health*. Il est écrit dans le langage Pascal, et tout le source est disponible. De plus, une unité (ainsi qu'un menu) est réservé à l'utilisateur. On peut développer des nouvelles procédures toute en se servant de celles de base déjà existantes.

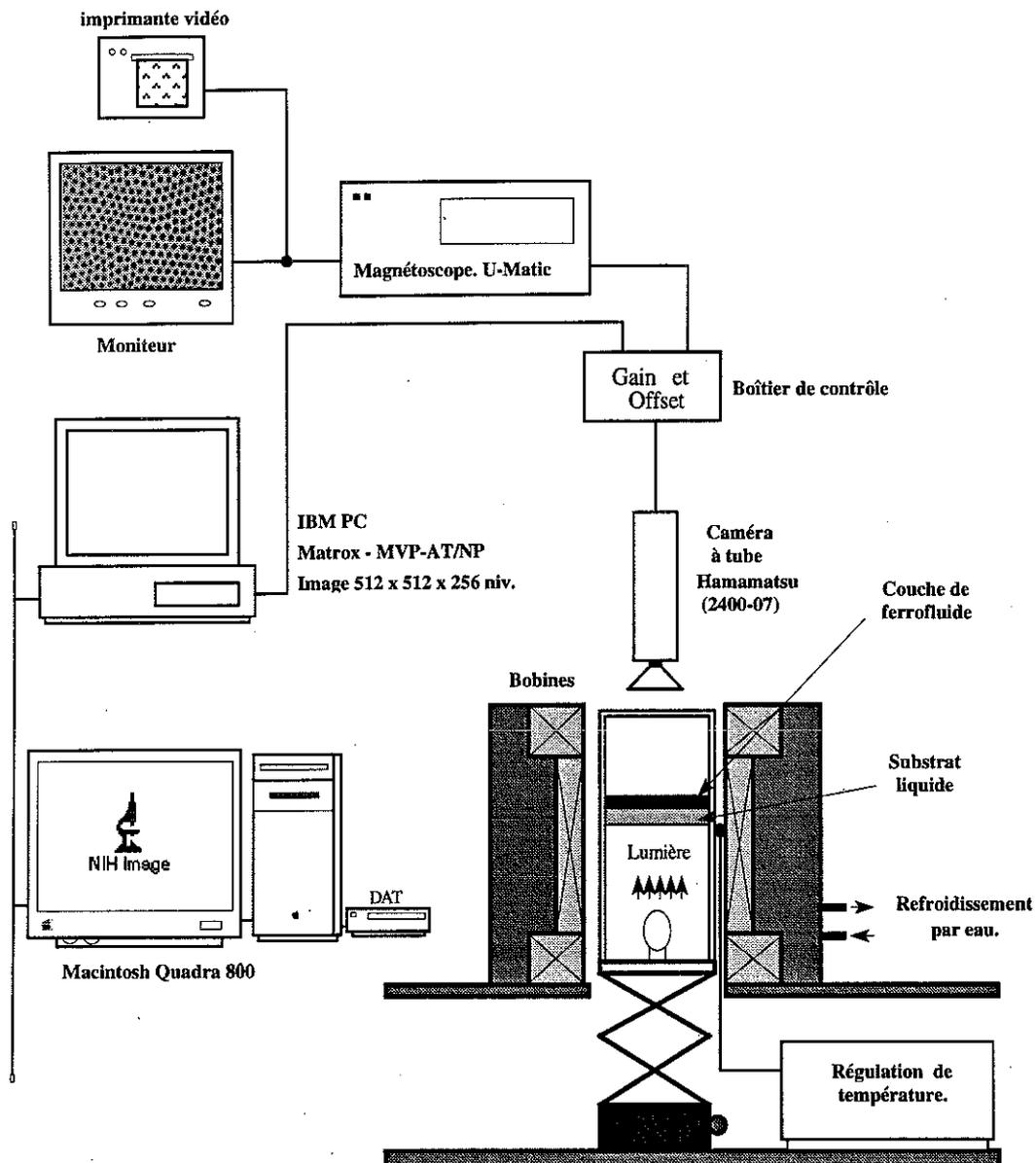


Figure 3.4 - Montage expérimental pour l'analyse des modulations de l'épaisseur d'un film de ferrofluide. Les analyses sont faites par transmission de la lumière à travers l'échantillon. L'acquisition de l'image est faite par une carte Matrox MVP/NP et les traitements réalisés soit par la carte, soit sur Macintosh par NIH-Image.

3.4 ● Le réseau de bulles

Dans un premier temps on s'intéresse à l'analyse de la période λ du réseau de bulles. La période caractérise l'état de la structure en fonction du champ appliqué. Par l'application d'un champ magnétique l'instabilité de surface va se manifester partout

dans le film et on va voir apparaître diverses organisations hexagonales. La rencontre de ces organisations donnera lieu aux défauts de la structure. Dans un réseau hexagonal parfait chaque bulle a six autres bulles voisines. Un défaut est une paire de bulles ayant respectivement 5 et 7 voisins, équivalents à une dislocation dans un cristal et en moyenne chaque bulle aura 6 voisins. Le fait d'être un liquide donne au système un degré de liberté supplémentaire par rapport au grenat et permet au ferrofluide de retrouver une meilleure structure proche de la structure hexagonale. Toutes les structures présentent des défauts par rapport à la structure hexagonale. Ces défauts sont dus au temps d'établissement de la modulation d'épaisseur, au fait que la structure s'établisse partout en même temps et également à l'interaction magnétique entre bulles. On peut améliorer l'ordre de ces structures en superposant au champ principal un champ alternatif d'amplitude plus faible, permettant une réorganisation locale du réseau.

3.4.1 - Détermination de la période du réseau

Les différents réseaux de bulles sont obtenus en faisant décroître le champ à partir d'un champ élevé où la période est petite. Les réseaux en champ plus faible se forment par "fusion" et par réarrangement des bulles. Les images sont acquises après que les modulations se soient stabilisées et la structure bien établie. La segmentation de l'image est faite par un seuil global placé dans la vallée de l'histogramme d'intensités de niveaux de gris (binarisation). Cette opération est réalisée après les corrections d'inhomogénéités de l'illumination de fond (voir §2.2.5). On sélectionne en suite manuellement une région d'intérêt (ROI) dans laquelle on effectue une recherche de chaque bulle dans cette image binaire. Les bulles sont classées en noir et le fond en blanc par la segmentation. L'image binaire est alors balayée ligne par ligne dans la région d'intérêt pour retrouver un passage entre fond et "objet" (bulle). Pour chaque bulle trouvée on remplit sa surface, on détermine son barycentre, on calcule le rayon du cercle équivalent et on la marque pour pouvoir continuer la recherche jusqu'au dernier point du ROI.

Une fois ces informations stockées dans un tableau en mémoire on s'intéresse à la période du réseau. Pour cela on calcule l'histogramme des distances entre bulles (par la fonction radiale de distribution de distances, RDF). Il apparaît dans cet histogramme des pics correspondant aux différents voisins d'une bulle (1^{er}, 2^{ème}, 3^{ème}, ...) comme montré dans la figure 3.5. La première vallée correspond à la distance des 1^{er} voisins, la

deuxième vallée aux deuxièmes voisins et ainsi de suite. La période du réseau, λ , est alors déterminée par la recherche de la première vallée de cet histogramme, v_1 , comme la distance moyenne des premiers voisins :

$$\lambda = \frac{1}{k} \frac{\sum_{i=1}^{v_1} i \cdot h_i}{\sum_{i=1}^{v_1} h_i} \quad \left\{ \begin{array}{l} v_1 : \text{première vallée.} \\ h_i : \text{valeur pour la distance } i/k. \\ k : \text{rapport d'échelle entre l'index } i \text{ et la distance réel.} \end{array} \right.$$

L'emploi de la fonction RDF pour le calcul de la période d'un réseau est très dépendant de sa topologie, c'est à dire qu'on peut dans certains cas avoir des situations ambiguës pour définir si une bulle est ou non voisine d'une autre. Dans notre cas spécifique, on a vérifié que son emploi fournit des résultats satisfaisants pour le calcul de la période dans une image, même dans le cas où il existe un désordre assez élevé dans le réseau de bulles³. Le calcul de la fonction RDF peut être amélioré en temps d'exécution si l'on ne considère que les distances inférieure à une distance seuil dans la fenêtre de travail. On peut par exemple limiter les distances à priori à 1/4 de la diagonale de la région d'intérêt.

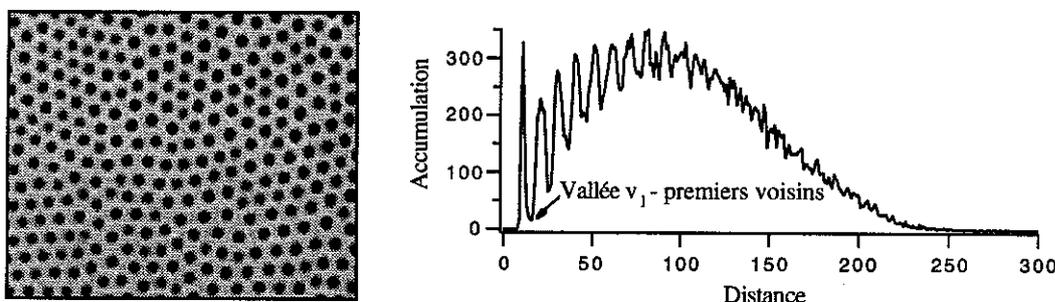


Figure 3.5 - Fonction de Distribution Radiale de distance (RDF) dans une image correspondant à un champ de 242 Oe. On détermine la distance entre tous les barycentres des bulles présentes dans l'image. La fonction obtenue caractérise les distances entre premiers, seconds, ... voisins dans la structure, et la période correspond à la distance premiers voisins.

La procédure de calcul de la période des modulations d'épaisseur est symbolisée sous la forme de macros commandes ci-dessous. On part d'une image initiale brute,

³- On pourrait aussi envisager de déterminer la période du réseau par la Transformée de Fourier discrète (TFD) de l'image. L'inconvénient de la TFD par rapport à la RDF est que l'exécution d'un algorithme 2D de la TFD (FFT) demande plus en temps de calcul que celui de la RDF. De plus on passe d'une représentation image à une autre représentation image, cette dernière dans le domaine fréquentiel, et la mesure de la période consiste à déterminer un maximum local dans cette image.

provenant de la caméra. Cette image est corrigée des inhomogénéités d'illumination et binarisée. Les corrections d'illuminations consistent à trouver une image de référence et diviser l'image brute par cette image référence. Ces corrections seront détaillées dans le chapitre suivant. On sélectionne ensuite, dans cette image binaire, une région d'intérêt rectangulaire pour effectuer une recherche des bulles. On obtient ainsi une liste de points correspondant aux coordonnées de chaque bulle, B_{xy} . On construit ensuite la fonction radiale de distribution de distances à partir de cette liste de points, où l'on cherche la première vallée pour calculer la période du réseau, λ :

```

typedef struct {integer x,y,rayon} cell;

*integer Image, Image_Reference, Image_Binaire;
*float histoRDF;
*cell Bxy;
integer Seuil_Global, ROIxy,v1;

int Periode_Ferrofluide(Image,Image_Reference)
{
    Correction_Illumination(Image,Image_Reference);
    Image_Binaire=Segmentation(Seuil_Global);
    ROIxy=Creation_ROI(Image_Binaire) /* Définition de la région d'intérêt */
    Pour chaque ligne du ROI, faire :
        if (changement entre fond et objet == TRUE) /* Objet trouvé */
            Image_Binaire=Remplit_Surface_Objet(Image_Binaire);
            Bxy=Calcul_Paramètres(Image_Binaire); /* coordonnées de la bulle */
            Image_Binaire=Marque_Objet(Image_Binaire);
    histoRDF=Déterminer_R.D.F(Bxy). /* Calcule la fonction RDF. */
    v1= Min(histoRDF,1); /* première vallée */
    return(Calcul_Période_λ(v1));
}

```

Après avoir calculé λ et sa variance pour différentes valeurs de champ appliqué, on peut tracer la courbe présentée sur la figure 3.6. La variance donne une information sur le désordre de la structure par rapport à un réseau hexagonal, la structure hexagonale parfaite étant la structure la plus compacte, à 2 dimensions, pour des bulles ayant une seule taille. Dans cette courbe on voit que la période λ diminue quand le champ appliqué augmente. On peut également voir que l'incertitude est plus importante pour les champs faibles et croît avec λ .

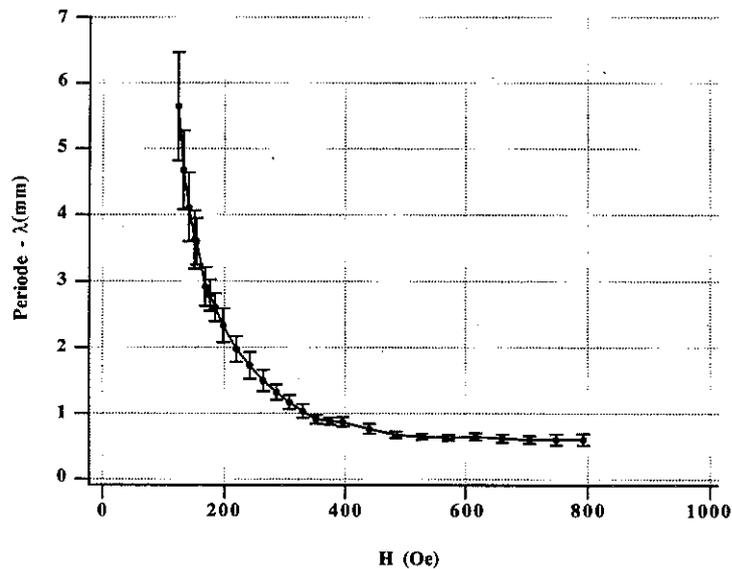
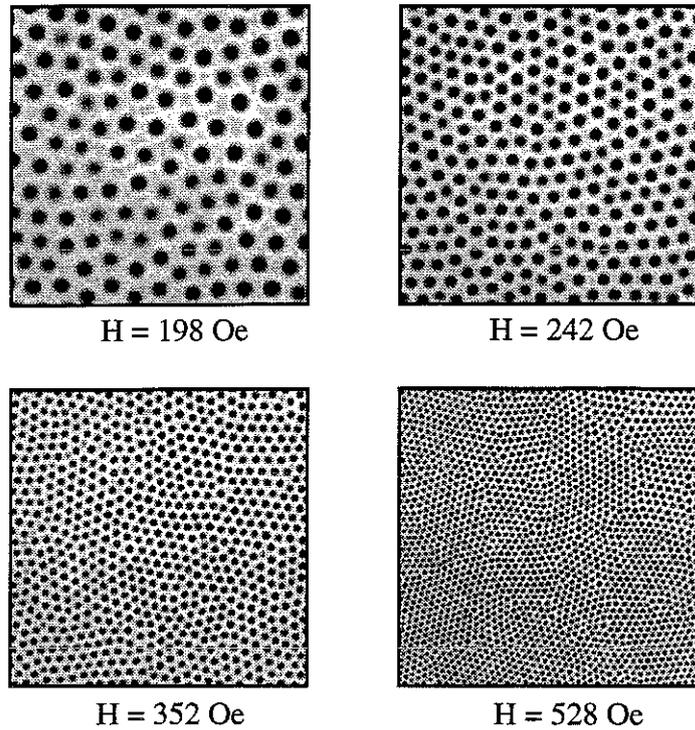


Figure 3.6 - Variation de la période de la structure en fonction du champ appliqué. On présente 4 images typiques d'un réseau pour 4 valeurs de champ. Le champ seuil, à partir duquel apparaissent les modulations d'épaisseurs, est de l'ordre de 120 Oe. En dessous de ce champ, les forces de gravité et de tension superficielle sont plus importantes que les forces d'origine magnétiques. Les barres d'erreur, représentant la variance de λ , caractérisent le désordre du réseau de bulles par rapport à un réseau hexagonal parfait.

3.4.2 - Mesures d'épaisseurs

Une fois réalisées les mesures de période nous nous sommes intéressés au profil de la modulation d'épaisseur en fonction du champ appliqué. Ce profil permettra de calculer les énergies stabilisantes de gravité et de tension superficielle pour les différentes structures, en fonction du champ appliqué. On a pour cela réalisé des mesures de densité optique du film, c'est à dire que l'on a relié les intensités des pixels mesurés à l'épaisseur du ferrofluide traversée par la lumière.

L'intensité transmise à travers le film sera décrite par une loi d'absorption classique :

$$i(x,y) = i_0(x,y) \cdot e^{-\gamma \cdot d(x,y)}$$

où γ est le coefficient d'absorption du matériau ferrofluide, $i_0(x,y)$ l'intensité incidente et $d(x,y)$ l'épaisseur du film aux coordonnées (x,y) ⁴.

Pour effectuer ces mesures on doit initialement assurer un fonctionnement linéaire du système d'acquisition, en éliminant les ajustements indésirables du signal vidéo, comme les contrôles de correction spatiale de la caméra ("shading"), la fonction gamma (dans ce type de mesure on doit assurer $\gamma = 1$), le contrôle automatique de gain du signal vidéo ou encore éviter d'enregistrer le signal analogique sur une bande magnétique. On ajuste l'intensité de la lumière, le gain de la caméra et son niveau de référence de manière à étaler le signal vidéo sur toute la dynamique de conversion du CAN de la carte d'acquisition d'images. On reviendra en détails sur ces aspects pratiques à la fin de ce chapitre.

L'image subira deux dégradations importantes : celle provoquée par l'inhomogénéité de l'éclairage et celle due à des réflexions de la lumière sur le film. En ce qui concerne l'inhomogénéité d'éclairage, on la corrige en utilisant une image de référence. Cette image de référence a la forme de $i_0(x,y)$ et la correction d'inhomogénéité d'illumination consiste à diviser l'image des modulations par cette image de référence. En ce qui concerne la réflexion, on en a diminué les effets en utilisant un environnement noir absorbant et en évitant une éventuelle rémanence de la caméra. Il est néanmoins nécessaire de corriger une réflexion résiduelle, de manière à pouvoir diviser chaque

⁴ - En toute rigueur γ dépend de la longueur d'onde de la lumière d'onde incidente. Dans le cas du ferrofluide ce sont essentiellement les longueurs d'onde autour du rouge qui sont transmises à travers l'échantillon, les autres étant très absorbées.

image de modulation par l'image de référence et accéder à $\gamma_d(x,y)$. De plus ces effets de réflexion deviennent importants pour l'analyse du haut de la modulation où l'absorption de la lumière est forte et le bruit de quantification sur 8 bits de l'ordre de grandeur du signal mesuré.

i - Illumination de fond - Image référence

Dans cette expérience nous n'avons pas accès à une image de référence. L'image directe de la source lumineuse sature les capteurs de la caméra qui sont réglés pour une réponse maximale pour les images des modulations. On doit alors envisager d'autres méthodes pour déterminer cette image référence comme celles proposées en §2.3.1. Parmi ces méthodes, l'utilisation de filtres linéaires est très adaptée vu que les changements subits par l'image sont contrôlés et l'image finale pourra être utilisée pour une analyse d'intensités. Pour obtenir cette image de référence, nous avons utilisé l'image d'une structure en champ fort (792 Oe), pour laquelle la période obtenue est très petite (10 pixels) en particulier comparée aux échelles spatiales des inhomogénéités d'éclairement. On définit alors un filtre linéaire passe-bas qui puisse filtrer cette image de la structure sous champ pour ne garder que l'information concernant l'inhomogénéité de l'illumination. Ce filtrage sera effectué à l'aide de masques de convolutions, voir (2.2.3).

Les filtres classiques passe-bas, comme le filtre moyenneur ou le filtre gaussien, de taille 3×3 ne sont pas adaptés dans cette gamme de fréquences spatiales. Pour utiliser ces filtres on peut envisager d'augmenter leur taille ou de les utiliser itérativement plusieurs fois. Quand on augmente leur taille, c'est à dire la région où on calcule la moyenne, on améliore leur qualité comme filtre passe-bas. L'utilisation itérative d'un filtre numérique correspond à des produits de convolution du masque, et en réalité cela équivaut à augmenter la taille du masque de convolution, mais en pondérant différemment les moyennes. Dans tous les cas, c'est en regardant la réponse impulsionnelle que l'on réalise le mieux l'effet d'un filtre.

Prenons par exemple le cas simple du filtre moyenneur 3×3 . Ce filtre a une réponse impulsionnelle irrégulière pour les hautes fréquences (voir figure 1.11 - b). L'effet d'une double convolution par ce filtre est mieux compris si l'on regarde les changements de sa fonction de transfert en fonction de sa taille. Soit une image $f(x,y)$,

représentée par $F(u,v)$ dans l'espace de Fourier et convoluée avec un noyau ayant une réponse impulsionnelle $h(x,y)$, $H(u,v)$:

$$f'(x,y) = f(x,y) \otimes h(x,y) \Leftrightarrow F(u,v) \cdot H(u,v) = F'(u,v)$$

$$f''(x,y) = f'(x,y) \otimes h(x,y) \Leftrightarrow F'(u,v) \cdot H(u,v) = F(u,v) \cdot H^2(u,v)$$

La double convolution équivaut à filtrer l'image $f(x,y)$ par un filtre de fonction de transfert égal à $H^2(u,v)$. On rappelle que ce filtre est réel et symétrique et que donc sa fonction de transfert sera aussi réelle et symétrique. La figure 3.7 présente l'évolution de $|H(u,v)|^2$ pour différentes tailles du filtre ($n = 5, 7, 11$ et 13) :

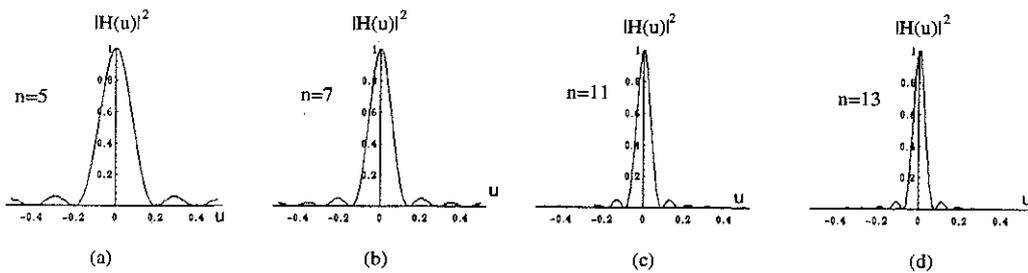


Figure 3.7 - Filtre moyenneur. Fonction de transfert $|H(u)|^2$ du filtre pour différentes tailles. (a) $n=5$, (b) $n=7$, (c) $n=11$ et (d) $n=13$.

Il existe un masque équivalent à cette double convolution qui permet de n'effectuer qu'un seul produit de convolution. La détermination de ce masque équivalent, pour le filtre moyenneur, est assez intuitive. Prenons par exemple le cas simple d'un filtre 1D, et regardons les modifications de ce masque dans une double convolution, pour différentes tailles ($n = 3, 5$ et 13), comme illustré ci-dessous :

$$\begin{aligned} [1 \ 1 \ 1]_3 \otimes [1 \ 1 \ 1]_3 &= [1 \ 2 \ 3 \ 2 \ 1]_5 \\ [1 \ \dots \ 1]_5 \otimes [1 \ \dots \ 1]_5 &= [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ \dots \ 1]_{11} \\ [1 \ \dots \ 1]_{13} \otimes [1 \ \dots \ 1]_{13} &= [1 \ 2 \ 3 \ \dots \ 12 \ 13 \ 12 \ \dots \ 3 \ 2 \ 1]_{25} \end{aligned}$$

Le résultat de la double convolution équivaut en fait à un produit de convolution simple avec un noyau défini sous la forme triangulaire et a la même transformée de Fourier que celles montrées dans la figure 3.7. Le choix pratique entre une double convolution ou une convolution simple de taille plus grande dépend de son implémentation algorithmique dans le processeur graphique.

Dans notre cas l'image en champ fort a une structure hexagonale de période environ 10 pixels. On voit dans la figure 3.7 qu'un noyau de taille 13×13 a une taille convenable car il permet de filtrer les fréquences supérieures à 0.1 pixel^{-1} et par conséquent de construire une image de référence. Elle est équivalente à une couche très homogène non-déformée, qui a gardé l'information de la non-uniformité de l'illumination. La figure 3.8 présente l'image sous champ, l'image filtrée et la représentation de la fonction de transfert 2D du masque.

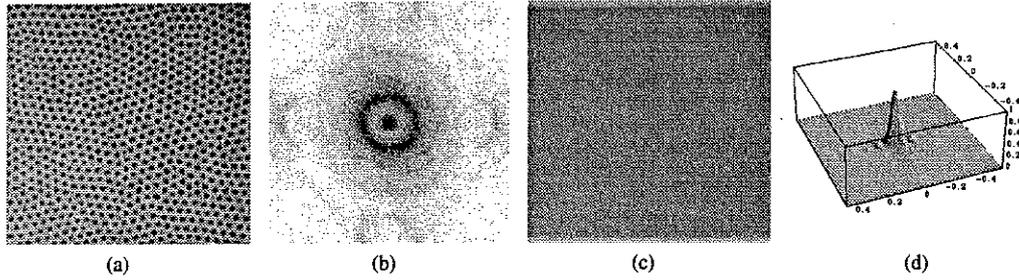


Figure 3.8 - Détermination de l'image de référence. (a) Image initiale de période égale à 10 pixels. (b) FFT de (a). L'anneau central indique la période du réseau. (c) Image filtrée ; seule subsiste l'inhomogénéité de l'éclairage. (d) Réponse Impulsionnelle du masque de convolution moyenneur de taille 13×13 .

Cette image référence, i_{ref} , résultant de cette opération de double convolution spatiale de l'image d'une structure en champ fort, $i(x,y)$, par un masque, $h_{13}(x,y)$, est :

$$i_{ref}(x,y) = (i(x,y) \otimes h_{13}(x,y)) \otimes h_{13}(x,y)$$

Le filtrage élimine la dépendance spatiale dans les hautes fréquences et l'image résultante est proportionnelle à l'intensité incidente.

On aurait pu envisager d'utiliser plus simplement l'image du film en champ nul, non modulé, comme image de référence. En pratique, la couche initiale n'est pas très homogène en raison de la difficulté d'étalement du ferrofluide sur le substrat liquide. On est obligé d'appliquer un certain nombre d'impulsions de champ très fort pour faciliter cet étalement. Même cette couche bien étalée donnera une image de référence moins bonne que celle obtenue par filtrage. En effet on peut comprendre cela si l'on relie les intensités transmises ($i(x,y)$) aux épaisseurs traversées ($d(x,y)$) par une loi d'absorption classique, du type $\exp^{-\gamma d}$. L'intensité moyenne de l'image sous champ filtrée correspond à une moyenne des intensités transmises $\langle \exp^{-\gamma d} \rangle$ alors que l'intensité moyenne à travers la couche plate serait la même que celle obtenue en moyennant l'épaisseur, toujours dans l'image sous champ, $\exp^{-\gamma \langle d \rangle}$. La moyenne des

intensités transmises est plus grande que cette dernière moyenne, ce qui permet une meilleure précision pour la détermination des inhomogénéités de l'éclairement sans avoir à ajuster la chaîne d'acquisition.

ii - Corrections de réflexions

Dans cette description des intensités transmises par une loi d'absorption, on doit tenir compte des réflexions sur la surface de l'échantillon. Comme on l'a déjà signalé ces réflexions ont été minimisées, mais il reste une réflexion résiduelle qu'il est important de soustraire, en particulier pour que la division de l'image par l'image de référence permette d'éliminer les inhomogénéités d'illumination.

$$i(x,y) = i_0(x,y) \cdot e^{-\gamma \cdot d(x,y)} + i_{réflexion}(x,y)$$

Cette réflexion a une dépendance spatiale très proche de celle de la lumière incidente. Ceci a été établi expérimentalement en utilisant des images qui présentent localement une absorption complète de la lumière et qui par conséquent donne un échantillonnage de la réflexion sur toute la couche. Cette image correspond à un réseau de bulles ayant une hauteur très élevée.

On construit une image traduisant la réflexion qu'on va soustraire des images observées ainsi que de l'image de référence. Pour déterminer cette image de réflexion on utilise l'image de référence non corrigée de manière à traduire la dépendance spatiale analogue à la lumière incidente. On normalise cette image par les valeurs minimale et maximale de réflexion d'une part et de référence d'autre part.

$$i_{réflexion}(x,y) - i_{réflexion}^{Min} = \frac{i_{réflexion}^{Max} - i_{réflexion}^{Min}}{i_{ref}^{Max} - i_{ref}^{Min}} \left(i_{ref}(x,y) - i_{ref}^{Min} \right)$$

L'image de référence initiale est donc corrigée des termes de réflexions et dans la suite on appellera i_{ref} cette image corrigée, proportionnelle à $i_0(x,y)$.

$$i_{ref}(x,y) = K \cdot i_0(x,y)$$

iii - Analyse du profil

Chaque image est alors divisée par l'image de référence pour éliminer la non-uniformité d'illumination incidente :

$$i_{div}(x,y) = \frac{i(x,y) - i_{réflexion}(x,y)}{i_{ref}(x,y)} = \frac{i_0(x,y) \cdot e^{-\gamma[d(x,y)]}}{K \cdot i_0(x,y)}$$

Le logarithme de cette expression nous donne la variation de l'épaisseur du film au coefficient d'absorption près et à une constante additive près :

$$\gamma d(x,y) = -Ln[i_{div}(x,y)] + c^{te}$$

Dans l'opération de division par i_{ref} on effectue une division en nombres réels pixel par pixel. On obtient une série de valeurs typiquement entre 0 et 2, correspondant à un très gros fichier à manipuler et à stocker. On transforme ce fichier en une image en représentant les valeurs réelles par des entiers entre 0 et 255, en gardant les valeurs de normalisation dans l'en-tête de l'image pour laquelle on utilise un codage TIFF (voir annexe B pour quelques informations sur le codage TIFF).

A partir de la mesure des intensités dans l'image, on peut donc étudier les modulations d'épaisseurs du film de ferrofluide. L'intensité transmise à travers le film donne une information qui traduit la modulation des 2 interfaces. L'observation des images indique que les 2 interfaces sont modulées en opposition de phase, mais ne donne aucune indication quant à leur symétrie. A priori, ces modulations ne sont pas symétriques : la densité du substrat liquide est ajustée pour rendre le plus symétrique possible les effets de gravité ; c'est en effet la différence de densité de chaque côté de l'interface qui intervient dans le terme de gravité [Bacri, et al. - 1988]. Par contre la tension de surface est sans doute différente entre le ferrofluide et l'air d'une part, et entre le ferrofluide et le $CdCl_2$ d'autre part.

Par cette mesure de lumière transmise, nous n'avons accès qu'à la modulation moyenne des deux interfaces. Nous avons représenté sur la figure 3.9 les deux interfaces symétriques, afin de préciser les notations, mais il est bien clair que notre analyse détermine le profil moyen. On définit la hauteur de la modulation $z(x,y)$ en prenant comme origine le creux de la modulation et en appelant z_0 la demi épaisseur du film au niveau du creux.

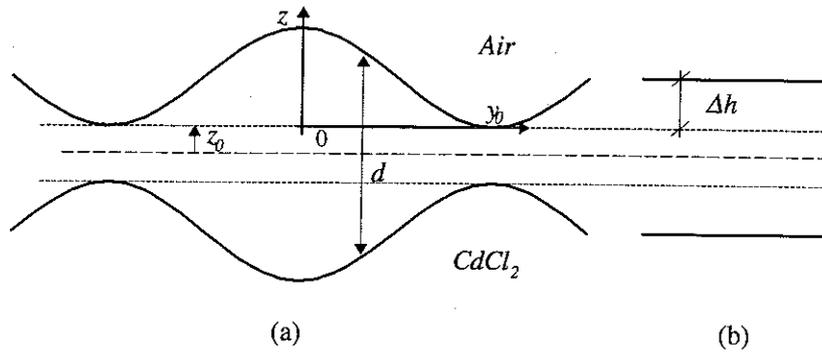


Figure 3.9 - Définition de la modulation de l'épaisseur. (a) Film modulé. (b) Hauteur de la couche plate par rapport à la même origine que les couches modulées, le creux des modulations.

$z(x,y)$ est lié à l'épaisseur du film par la relation :

$$z(x,y) = \frac{1}{2}d(x,y) - z_0$$

Il existe dans les réseaux observés un certain désordre par rapport à une structure hexagonale parfaite, dans laquelle toutes les modulations, entourées de 6 voisines, seraient de même taille. Ce désordre se manifeste par la présence de bulles à 5 voisins, plus petite et de bulles à 7 voisins plus grosses que la modulation à 6 voisins. Néanmoins, en moyenne, le nombre de voisins par bulle est 6. Nous admettons que la moyenne de la hauteur des modulations est très proche de la valeur correspondant à un réseau ordonné. On mesure donc une forme moyenne sur un ensemble de modulations, qui caractérise la structure, pour différentes valeurs de champ.

Les modulations d'épaisseur, en symétrie hexagonale pourraient avoir une forme influencée par cette symétrie, en particulier si l'interaction dipolaire entre elles était très forte. En fait, elles ont une symétrie de révolution, ce qui a été vérifié expérimentalement, et donc une mesure de profil dans une seule direction du plan permet de déterminer leur forme. On mesure donc l'intensité le long d'un segment, centré sur la bulle, suivant l'axe y , de longueur suffisante pour traduire toute la modulation. En pratique, on prend une longueur un peu supérieure à la période λ de la structure. La hauteur s'écrit alors :

$$\gamma z(y) = -\frac{1}{2}Ln[i_{div}(y)] + c^{te}$$

On détermine la forme en ajustant les coefficients d'un polynôme :

$$\gamma z(y) = c_0 + c_1 y^2 + c_2 y^4 + c_3 y^6$$

Ce polynôme est pair par raison de symétrie et un degré 6 permet de rendre compte de la forme des modulations, entre les deux premières racines autour de l'origine ($\pm y_0$), voir figure 3.9. On détermine les coefficients pour chaque modulation et la moyenne des coefficients sur toutes les modulations permet de décrire le profil moyen. A partir de cette forme analytique du profil moyen on calcule le volume de la modulation, sa hauteur et l'augmentation de surface de l'interface par rapport à la couche plate.

Il est nécessaire pour cela de déterminer le coefficient d'absorption γ du ferrofluide. Ce dernier étant très absorbant il est difficile d'avoir à la fois une mesure précise de l'absorption et de l'épaisseur d'un échantillon test. On a estimé ce coefficient par une mesure d'absorption à l'aide d'une photodiode et d'un voltmètre, à travers une couche placée entre deux lames de verres, dont l'épaisseur est mesurée au microscope par variation de la mise au point. La valeur obtenue est de l'ordre de $10^{-2} \mu\text{m}^{-1}$.

Les quantités qui permettent de caractériser la forme et la variation d'énergie du système sont :

Le diamètre : $2 \cdot y_0$

La hauteur : $z(0)$

La surface : $S = 2\pi \int_0^{y_0} y \sqrt{1 + z'(y)^2} dy$

Le volume : $V = 2\pi \int_0^{y_0} y z(y) dy$

Les diamètres sont ici déterminés par les racines du polynôme qui décrit les modulations. Ils sont de l'ordre de quelques millimètres. On peut noter qu'une mesure à partir d'une image binaire permet de déterminer le centre des bulles mais donnerait une valeur arbitraire du diamètre, car elle dépend du seuil de binarisation.

La hauteur est une quantité qui dépend de l'organisation spatiale du réseau. Comme on l'a déjà indiqué les bulles à 5 voisins sont plus basses et celles à 7 voisins plus hautes. On mesure une valeur moyenne et la distribution de hauteur traduit d'avantage le désordre de la structure que les imprécisions de mesure. Néanmoins cette imprécision n'est pas négligeable en particulier dans le haut des modulations. Le fait d'ajuster la forme complète par un polynôme permet d'améliorer la qualité de cette mesure par rapport à une simple mesure de hauteur. On a réalisé cette mesure de profil pour différentes valeurs de champ et donc différentes valeurs de période, figure 3.10.

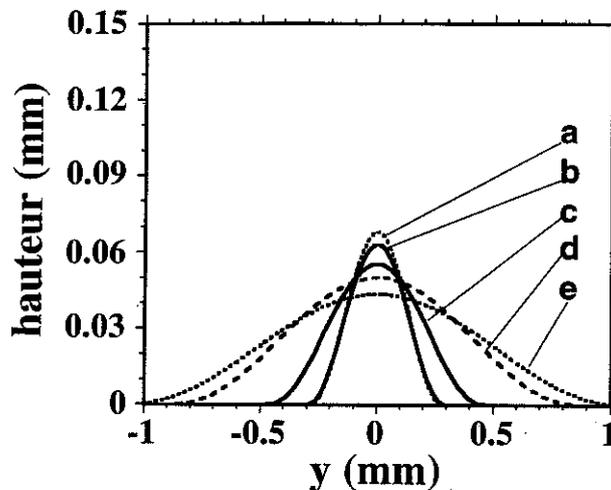


Figure 3.10 - Évolution du profil moyen des modulations pour cinq périodes différentes. - a) $\lambda = 0.59$; b) $\lambda = 0.63$; c) $\lambda = 1.03$; d) $\lambda = 1.88$; e) $\lambda = 2.32$ mm.

Lorsque le champ augmente le diamètre décroît, la hauteur augmente mais dans des proportions moindres et vues les valeurs relatives des diamètres et des hauteurs, l'essentiel de l'évolution du profil vient du diamètre. Pour toutes les valeurs du champ le profil peut être décrit par :

$$z(y) = \frac{h}{2}(1 + \cos(\pi y / y_0)) \quad y \rightarrow [-y_0, +y_0]$$

C'est une façon compacte de décrire le profil quelque soit le champ, où n'interviennent que deux paramètres, la hauteur et le diamètre.

La mesure de variation de surface et de volume résultant des modulations permet d'accéder au terme d'énergie stabilisante. La structure résulte d'un équilibre qui consiste à minimiser le champ démagnétisant pour augmenter l'aimantation en

acceptant de payer en tension de surface et gravité. Notre mesure permet de mettre des ordres de grandeurs sur ces termes d'énergie, [Petit, et al. - 1992, Petit, et al. - 1993]

iv - Considérations Pratiques

Cette étude montre que l'on peut réaliser des mesures d'absorption par traitement d'images. Ce type de mesure n'est pas la méthode la plus précise, mais elle a l'avantage d'une part d'être quasi instantanée et d'autre part d'être bien adaptée aux contraintes expérimentales de notre système. Une telle méthode nécessite un certain nombre de précautions pratiques. Il faut bien étudier la chaîne d'acquisition, depuis la source lumineuse, jusqu'à la carte d'acquisition, en passant par la réponse du capteur et les contrôles du signal vidéo, [Inoué, 1986 #40].

Comme on l'a déjà signalé, il faut utiliser toute la dynamique des niveaux de gris pour une meilleure représentation du signal sous sa forme discrète. Mais, l'utilisation de toute la dynamique de conversion seule n'est pas suffisante pour une analyse d'absorption. Il faut déterminer également la valeur zéro absolue, c'est à dire la valeur correspondant à l'absorption complète de la lumière transmise, car la connaissance de ce niveau de référence est indispensable pour recalibrer le signal avant de diviser les images pour corriger les inhomogénéités d'éclairage. Régler le niveau de référence du signal vidéo pour améliorer la dynamique demande de référencer ce nouveau niveau par rapport au niveau zéro absolu. Par contre, l'amplification du signal par un réglage de "gain" est moins désastreuse parce qu'elle est éliminée naturellement lors de la division d'image. Un autre point important est l'utilisation d'une source lumineuse stabilisée car l'analyse d'épaisseur dépend fondamentalement de la stabilité de la lumière incidente, pendant le temps de mesure. De la même manière, la caméra présente des limites de sensibilité (sur et sous expositions) qui doivent être évitées parce qu'on sort de son régime linéaire normal. De plus, les corrections de la fonction gamma ou spatiales de la caméra sont essentiellement non-linéaires et donc indésirables, sauf utilisations spécifiques.

Avant d'effectuer les mesures de profil sur le film de ferrofluide nous avons vérifié le comportement de la chaîne de traitement sur un système expérimental où les variations d'épaisseur sont connues par ailleurs. Il est difficile de trouver un système ayant des γ équivalents à ceux du ferrofluide, et tel que l'on connaisse bien les variations d'épaisseurs. En pratique un système qui convient raisonnablement est

l'utilisation de filtres calibrés ou, à défaut, de négatifs photos. Le comportement de la chaîne a été étudié pour 2, 3 et 4 films superposés et en adoptant la même procédure que pour le ferrofluide : correction de réflexions, image de référence correspondant à un seul négatif photo et division réelle des intensités. On a vérifié que les épaisseurs déduites des mesures d'intensités sont bien dans le rapport 1, 2 et 3, comme présentée sur la figure 3.11.

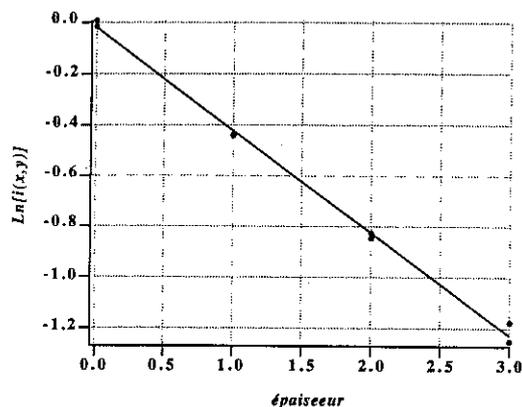


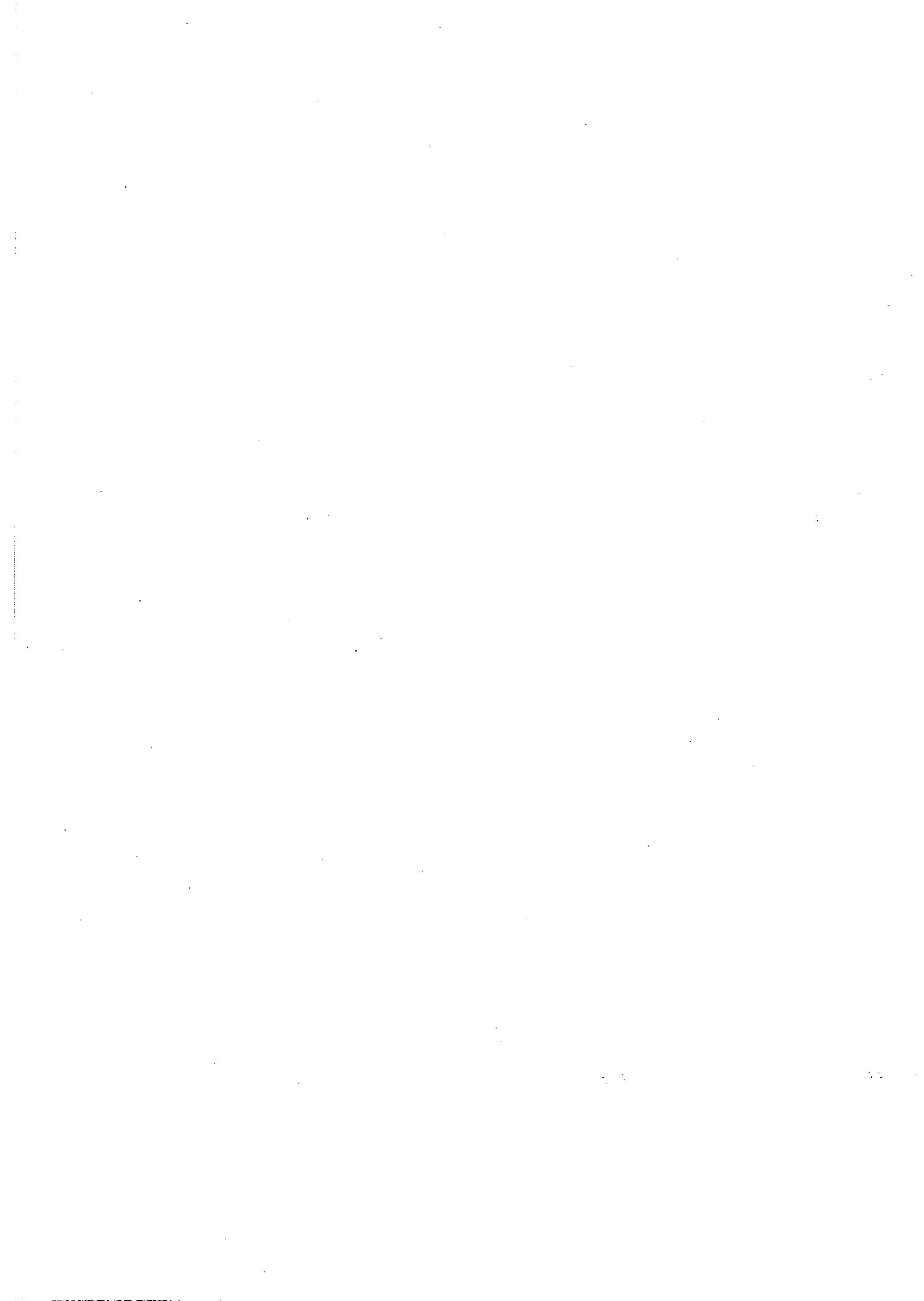
Figure 3.11 - Variation d'absorption de la lumière en fonction de l'épaisseur d'un échantillon test.

3.5 • Conclusion

Ce système d'une couche de ferrofluide soumis à un champ normal présente des analogies avec une structure en domaines magnétiques. En particulier, les structures observées résultent d'une minimisation de différents termes d'énergie : la taille des domaines provient de la compétition entre les termes d'énergie magnétostatique et les termes d'énergie de paroi ; ici c'est la tension de surface et l'énergie de gravité qui jouent le rôle de l'énergie de paroi. Les variations du champ magnétique imposent une variation de la longueur caractéristique, c'est à dire ici de la longueur d'onde des modulations, mais également de leur forme (hauteur, volume, surface, ...). La mesure de ces modulations permet d'une part de répondre à la question quelle est leur forme et comment varie-t-elle avec le champ magnétique et d'autre part d'estimer les énergies mises en jeu pour analyser l'évolution de la structure avec le champ. Ces analyses et l'interprétation de ces expériences sont présentées en détail dans la thèse P.A. Petit [Petit - 1993].

L'utilisation du traitement d'images pour mesurer des variations d'épaisseurs est une méthode adaptée à notre problème, mais qui manque de précision. On peut envisager d'autres méthodes dans le but d'améliorer ou de compléter les mesures existantes. Pour améliorer la qualité de la mesure on peut soit augmenter le nombre de bits de quantification, soit effectuer une accumulation d'images ou encore utiliser une caméra ayant une sensibilité plus élevée. On peut également envisager d'autres méthodes comme l'utilisation d'un système du type "scanner", avec une paire photodiode-senseur, où les intensités sont lues par un voltmètre de précision. La taille des images est alors très importante, ce qui nécessite l'utilisation d'un système de traitement plus puissant qu'un ordinateur personnel. Un deuxième problème est le temps d'acquisition car il faut balayer tout le plan de la couche avec la photodiode.

Une mesure par interférométrie a été aussi envisagée comme une méthode complémentaire pour l'observation directe d'une des interfaces en particulier pour répondre aux questions qui se posent quant à la symétrie des deux interfaces. Les modulations sont visualisées par des courbes de niveaux dont la séparation dépend de la longueur d'onde du faisceau de lumière utilisé et peuvent être utilisées. Cette méthode peut être très précise à condition que les variations de hauteurs soient suffisamment lents. Le traitement d'image intervient là encore mais d'une façon différente, dans le sens où il doit permettre d'analyser ces courbes de niveaux. Les modulations ayant une symétrie de révolution, ces courbes sont essentiellement circulaires et on peut envisager de les détecter par la transformée de Hough. Une première version de cette expérience a été réalisée, en construisant un interféromètre de Fizeau, mais nous nous sommes heurtés à des problèmes encore non résolus, liés au fait que les modulations sont trop hautes et le ferrofluide est peu réfléchissant.



CHAPITRE IV

Réseaux d'aiguilles aimantées

Les réseaux d'aiguilles aimantées sont un autre exemple de systèmes où les interactions magnétiques conduisent à différentes structures spatiales traduisant des états métastables et présentant de l'hysteresis. Ils sont constitués d'aiguilles aimantées, disposées en réseaux bidimensionnels, posées sur des pivots verticaux. Elles sont libres de s'orienter sous l'effet des interactions entre elles et de champ plan appliqués. Les degrés de liberté du système sont les angles de chaque aiguille. C'est une sorte de simulation analogique, à l'échelle du cm, de systèmes réels mais c'est également un système complexe digne d'intérêt en lui-même. On peut en étudier l'évolution entre différents états sous l'effet de paramètres comme le champ, la température etc. On peut également s'intéresser aux phénomènes d'avalanches, aux transitions de phase (passage d'un état ordonné à un autre désordonné) ou au rôle des interactions dipolaires dans le retournement des aiguilles. Comme tout système magnétique traditionnel, l'état du réseau à un instant donné ne dépend pas seulement des conditions de champ et de température qui lui sont imposées, mais aussi de son histoire, c'est à dire de la façon dont il a été amené à cet état : En d'autres termes le système présente de l'hysteresis. Il se piège dans un des multiples états métastables et l'observation directe montre une grande richesse de configurations.

Le comportement physique de ce système est le sujet de la thèse de E. Olive [Olive, et al. - 1994] et ici on ne s'intéressera qu'à la partie dédiée au traitement des images des

structures observées. Le traitement d'images est ici également l'outil de mesure, qui permet d'accéder à l'orientation de chaque aiguille. Cette partie du travail a été réalisée en collaboration avec O. Martinet pendant son séjour au laboratoire, [Martinet - 1994].

4.1 • Les réseaux de boussoles

Chaque réseau est constitué d'une plaque de plastique transparent de $30 \times 30 \text{ cm}^2$ sur laquelle ont été placés quelques centaines de pivots, supportant chacun une aiguille aimantée (boussole). La taille de chaque aiguille est de 1 cm, et la plus petite distance entre pivots est égale à 1.2 cm. Trois réseaux ont été réalisés, un réseau carré, un réseau triangulaire qui permet d'obtenir les symétries triangulaires, hexagonale ou Kagomé, et un réseau de type quasi-cristal.

Dans le réseau **carré** les aiguilles sont disposées à chaque croisement d'un quadrillage régulier de 22 lignes par 22 colonnes. Le paramètre de maille (distance entre deux aiguilles voisines) est égale à 1.2 cm, (figure 4.1 - a).

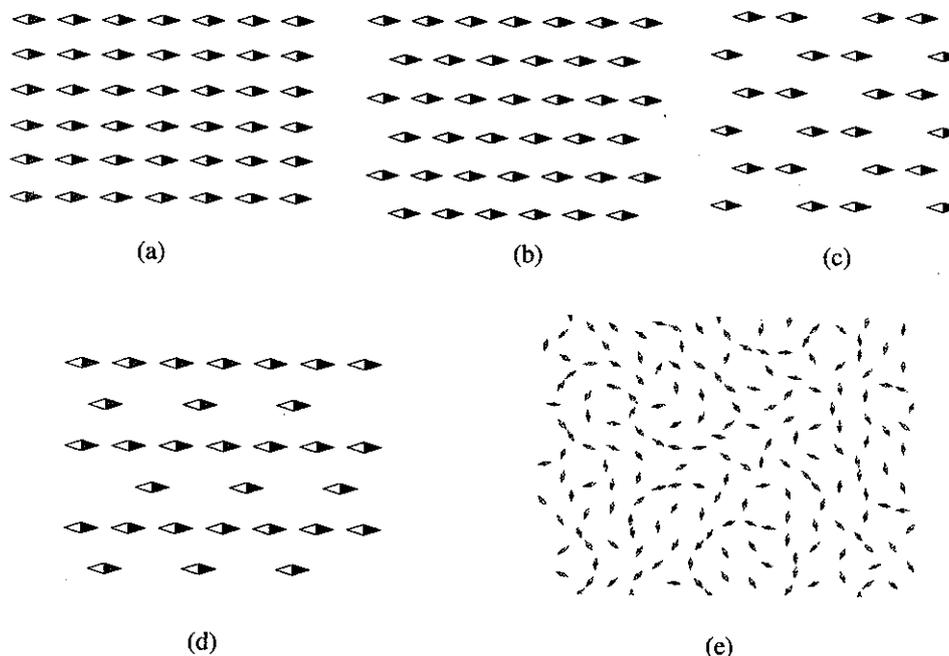


Figure 4.1 - Différents type de réseau. (a) réseau carré. (b) réseau triangulaire. (c) réseau hexagonal. (d) réseau kagomé. (e) réseau quasi-cristal.

Dans le réseau **triangulaire** les pivots forment des triangles équilatéraux de 1.2 cm de côté, et le réseau est constitué de 23 lignes de 21 ou 22 boussoles, (figure 4.1 - b). Chaque boussole est entourée de 6 autres formant un hexagone. Pourtant le terme hexagonal est plus approprié pour décrire le réseau **hexagonal**, (figure 4.1 - c), où en partant du réseau triangulaire on enlève, d'une façon régulière, certaines boussoles. Chaque trou est entouré de 6 boussoles. En retirant également des boussoles du réseau triangulaire, mais avec une périodicité de trous différente, on peut construire le réseau du type **Kagome**, (figure 4.1 - d).

Le dernier est le réseau **quasi-cristal** où l'arrangement des aiguilles ne présente pas de symétrie, (figure 4.1 - e). Il est constitué d'environ 200 aiguilles et pour le construire nous sommes partis du pavage de Penrose à deux dimensions (figure 4.2 - a), formé de losanges de deux tailles différentes et on a placé une aiguille au centre de chaque losange. Ce réseau ne présente pas de symétrie et on ne peut donc déterminer les positions des aiguilles par les translations successives d'un motif de base. Néanmoins ce n'est pas un réseau désordonné, on observe des motifs réguliers, et la transformée de Fourier du réseau, figure 4.2 - b, fait apparaître des axes d'ordre 5 typiques des quasi-cristaux. On ne va pas, ici, donner une description de ce qu'est un quasi-cristal et pour trouver plus de détails à ce sujet voir l'article de Gratias ou Nelson, ainsi que les références citées, [Gratias - 1986, Nelson - 1986].

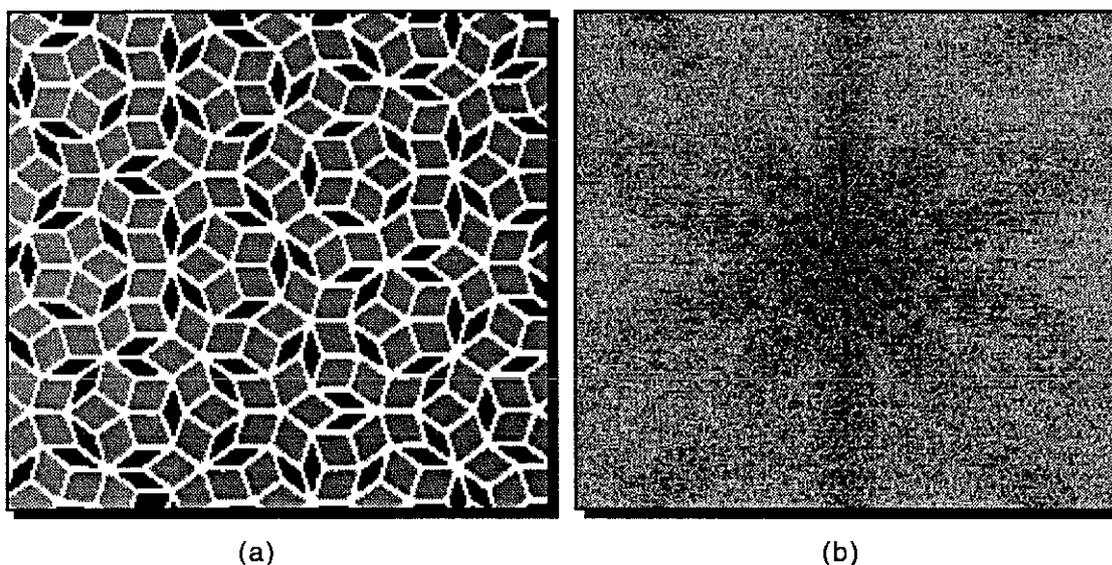


Figure 4.2 - Pavage de Penrose (a) et sa transformée de Fourier.

4.2 ● Analyse de l'image

Le but du traitement d'images est de mesurer les paramètres permettant de quantifier l'état du système, l'angle de chaque boussole. Une fois connus ces angles, on pourra calculer toutes les quantités caractérisant le système comme l'énergie, l'aimantation, les domaines, les longueurs de lignes, les corrélations entre boussoles etc. Il est nécessaire que cette mesure des angles soit rapide pour pouvoir étudier l'évolution du système et en particulier les phénomènes comme les avalanches. Il n'est donc pas possible d'avoir recours aux procédures classiques de segmentation (seuillage globale ou local, détection de contour, etc) qui sont en général très lente. On utilise par contre le fait que l'on peut savoir où chercher les boussoles dans l'image. La mesure des angles elle-même doit être rapide et demander le minimum d'analyse de l'image. Pour obtenir néanmoins une précision suffisante il est nécessaire d'avoir au départ une bonne qualité d'images, ce qui peut être obtenu en améliorant le contraste, les conditions d'illuminations et ayant choisi la forme et la couleur de la boussole.

L'analyse d'une image, correspondant à un état du système, est effectuée après la définition des paramètres suivants : le type de réseau (carré, triangulaire,...), le nombre de lignes et de colonnes à traiter (pour tous les réseaux sauf pour le réseau quasi-cristal), et la région d'intérêt dans l'image. La mesure d'orientation des aiguilles est basée sur les intensités de gris dans une petite région d'intérêt locale, autour de la boussole. On peut diviser globalement l'analyse en deux étapes : la détermination de la position de chaque aiguille dans l'image et ensuite la détermination de leur orientation. Tous les réseaux périodiques permettent une analyse simple car on peut, à partir de quelques paramètres, calculer la position des boussoles. Le réseau quasi-cristal exige une analyse spécifique que l'on détaillera par la suite.

4.2.1 - *Le montage expérimental*

La figure 4.3 montre le montage expérimental dédié à cette expérience. Le réseau de boussoles est observé directement par une caméra CCD Hamamatsu, munie d'un objectif et placée à une hauteur de 1.5m du plan du réseau. Elle est reliée à un boîtier de contrôle qui permet de corriger les inhomogénéités d'éclairage, d'ajuster le gain et le niveau de référence ("offset"). L'acquisition de l'image est faite sur 256 niveaux de gris par une carte d'acquisition DataTranslation ("QuickCapture") placée à l'intérieur d'un Macintosh Quadra 800. On utilise le logiciel NIH-Image en raison de son caractère

ouvert et de sa facilité d'adaptation à différents problèmes, [NIH et Rasband - 1994]. L'éclairage est assuré par 4 "spots" disposés autour du bâti, à travers des plaques de plastique dépoli qui rendent l'illumination aussi uniforme que possible.

Les champs magnétiques sont créés à l'aide de deux nappes de courant orthogonales placées sous le réseau. Ce sont des bobines, aux spires jointives, aplaties dans leur partie supérieure et reposant sur une tôle de fer doux pour écranter les composantes de champ indésirables (champ terrestre, champ créé par les spires inférieures, ...). Ces bobines permettent de générer des champs parallèles au plan où se trouvent les boussoles dans toutes les directions. Ce système de bobines est relié à un ordinateur PC qui pilote le courant passant dans les nappes par une carte numérique analogique. Les effets de température sont simulés par des champs magnétiques aléatoires, en direction et en intensité, avec des fréquences adaptées aux constantes de temps du système ; lorsque la fréquence est bien choisie, les boussoles ne tournent pas toutes à la même vitesse et le champ résultant (champ appliqué + interactions) fluctue spatialement. Une fréquence trop rapide ne donne pas le temps aux boussoles de réagir aux effets de température, une fréquence trop lente génère un effet de rotation globale du réseau.

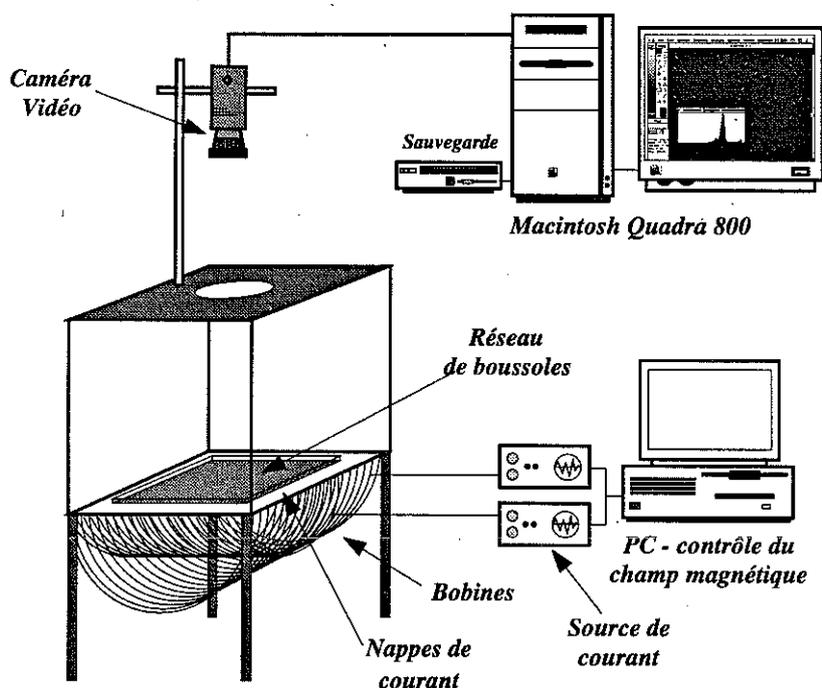


Figure 4.3 - Montage expérimental. Les réseaux sont placés sur deux nappes de courant orthogonale qui produisent un champ homogène dans le plan. Les images sont acquises et traitées par un Macintosh Quadra avec NIH-Image. Les effets de température sont simulés à l'aide d'un champ aléatoire en direction et intensité.

4.2.2 - Détermination des positions

Cette partie est exécutée pour tous les réseaux périodiques. On veut déterminer la position de toutes les aiguilles en connaissant le nombre de lignes et de colonnes et la région d'intérêt dans une image. En pratique, il existe deux problèmes à solutionner, celui des déformations spatiales et celui de la rotation du réseau par rapport à la caméra vidéo. Pour profiter de la périodicité du réseau on doit corriger chaque position par un petit facteur de déformation qui vient essentiellement de la carte d'acquisition utilisée. Le signal vidéo (voir §1.1.1) est décomposé ligne par ligne, et dans chaque ligne on a une représentation analogique des luminances captées par la caméra. Une discrétisation suivant y est imposée par le nombre de lignes alors que celle suivant x vient de la fréquence d'échantillonnage de la carte. Le nombre de pixels par ligne est adapté pour que les pixels soient le plus carrés possible, mais il reste une légère déformation que l'on doit déterminer expérimentalement. Le deuxième problème est celui de rotation du réseau. En fait, le réseau et la caméra peuvent être légèrement décalés, c'est à dire que le réseau n'a pas exactement ses bords parallèles aux bords de l'image, et on doit tenir compte de cette correction, figure 4.4.

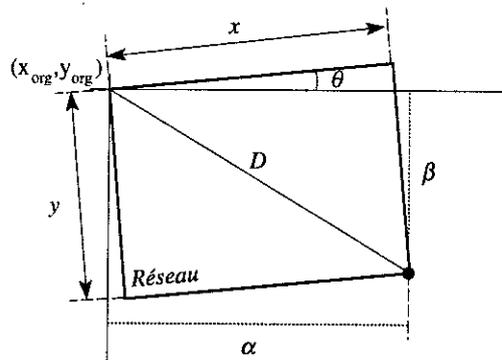


Figure 4.4 - Rotation du réseau par rapport au bord de l'image. On détermine l'angle de rotation pour définir les points cibles, où l'on va effectuer la recherche de l'orientation.

Considérons par exemple le réseau carré dans la figure 4.4. Le nombre de lignes et de colonnes étant N_l et N_c respectivement, D la diagonale du réseau et (α, β) le point définissant la région d'intérêt par rapport à l'origine (x_{org}, y_{org}) , on peut déduire le paramètre de maille a dans l'image et l'angle de désorientation du réseau, θ , par :

$$a = \sqrt{\frac{D^2}{(N_l - 1)^2 + (N_c - 1)^2}} \quad \therefore \quad \theta = \text{ArcSin} \left(\frac{a \cdot [\alpha \cdot (N_l - 1) - \beta \cdot (N_c - 1)]}{D} \right)$$

La position de chaque aiguille est déduite de ces deux expressions. Dans le réseau carré les boussoles sont numérotées de 0 à $(N_l \cdot N_c - 1)$. On définit deux indices h et k décrivant la position d'une boussole dans les axes du réseau, (x_p, y_p) .

$$h = p \bmod N_c \quad \therefore \quad k = p \operatorname{div} N_l$$

$$x_p = h \cdot a \quad \therefore \quad y_p = k \cdot a$$

La position de cette boussole dans l'image, (x, y) , est donnée alors par une relation de changement de repère :

$$\begin{vmatrix} x \\ y \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos \theta/k & -\sin \theta/k \\ \sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} x_p \\ y_p \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} x_{org}/k \\ y_{org} \end{vmatrix}$$

où k correspond au coefficient de déformation de l'image. (En pratique, ce coefficient vaut 0.94 dans notre cas).

4.2.3 - Recherche de l'orientation

Connaissant ces positions, on s'intéresse à la détermination de l'orientation de chaque boussole. Chaque aiguille a été fabriquée spécialement en forme de losange, les pôles se distinguant par deux couleurs différents, un côté bleu et un côté blanc. Cela permet d'obtenir une image en noir et blanc de fort contraste. On a placé également une feuille de couleur intermédiaire en niveau de gris comme fond pour obtenir une image ayant globalement trois niveaux de gris distincts. On définit alors une région d'intérêt circulaire de largeur 1 pixel centrée sur la position de la boussole et ayant un rayon proportionnel au paramètre de maille a . On effectue une analyse de tous les points de cette région en cherchant les coordonnées des deux points ayant les intensités extrêmes. On calcule alors l'angle ζ de la boussole : $\zeta = \operatorname{Arctan}(D_y/D_x)$ où D_y et D_x sont reliés aux coordonnées de ces points, comme indiqué sur la figure 4.5.

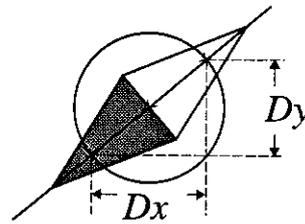


Figure 4.5 - Détermination de l'orientation. On cherche dans une ligne d'intérêt autour d'une boussole les intensités extrêmes, ce qui permet de calculer l'angle de la boussole.

Une telle approche permet une simplification considérable de la segmentation et par conséquent facilite la réalisation d'un algorithme pour effectuer cette analyse. Il est important de noter le rôle de l'illumination pour bien retrouver l'angle. En pratique on doit, avant d'effectuer les acquisitions, régler le niveau de gain, le niveau de référence, uniformiser spatialement l'illumination soit par un contrôle de "shaddings" soit par les 4 sources lumineuse autour du réseau. On doit également assurer que la réponse de la caméra soit d'une part en dehors des conditions de saturation et d'autre part qu'elle utilise toute la dynamique de numérisation du signal vidéo. Un autre problème pratique est le centrage exact de la région d'intérêt circulaire, où l'on effectue une recherche des extrême d'intensités. Une région décalée du vrai centre peut entraîner une mauvaise détermination de l'angle de la boussole. On doit donc assurer une bonne précision dans la définition de la région d'intérêt principale par rapport aux aiguilles dans l'image. La région d'intérêt principale est initialement définie manuellement, en pointant les boussoles extrêmes, avant de commencer l'expérience. On doit, en pratique, effectuer une amélioration automatique des extrémités de cette région d'intérêt, c'est à dire repositionner les points (x_{org}, y_{org}) et (α, β) exactement au centre des deux aiguilles définissant la région d'intérêt principale.

4.2.4 - Amélioration de la précision

L'amélioration automatique de la région d'intérêt principale, définie manuellement, est faite en considérant une nouvelle région d'intérêt locale autour des points (x_{org}, y_{org}) et (α, β) , les centre des deux boussoles définissant la région d'intérêt principal. On choisit pour cette région d'intérêt locale une petite zone rectangulaire proportionnelle au paramètre de maille, permettant d'effectuer un traitement autour de l'aiguille à analyser. On calcule dans cette région l'histogramme d'intensités, puis la moyenne $\langle i \rangle$, et l'écart-type σ , présentée par la figure 4.6 - a. Le pic correspond essentiellement au fond, les valeurs en dessous de 150 correspondent au côté blanc de la boussole, alors que ceux au-dessus de 200 au côté noir.

On affecte à la région blanche tous les pixels, dans cette région d'intérêt locale, ayant un niveau de gris inférieure à $\langle i \rangle - k'\sigma$, et à la région noire tous ceux dont le niveau de gris est supérieure à $\langle i \rangle + k'\sigma$, k' étant une constante de l'ordre de 0.7 permettant d'ajuster les régions. On calcule les barycentres de ces deux régions, et le milieu de ces deux barycentres donne une bonne approximation du centre réel de la boussole. La figure 4.6 - b montre le point définit par la sélection initiale, la région d'intérêt locale rectangulaire, et l'ajustement du centre de la boussole. Cette procédure

est appliquée au voisinage de (x_{org}, y_{org}) et (α, β) et leurs ajustements sont adoptés comme nouveaux points définissant la région d'intérêt principale.

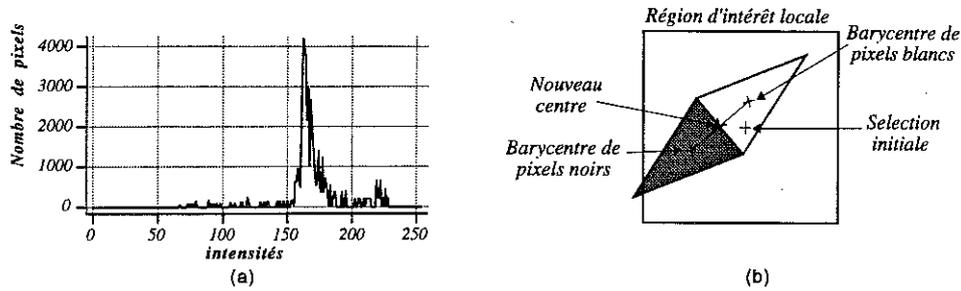


Figure 4.6 - Réajustement de la sélection. On calcule l'histogramme des intensités dans une région autour de l'aiguille. Cet histogramme nous permet de séparer les régions blanche et la région bleue et en suite calculer le nouveau centre. La moyenne est ici 185 et la variance 25.

La figure 4.7 présente l'image originale du réseau et l'image que l'on peut reconstruire à partir du fichier d'angles obtenu par l'analyse décrite précédemment.

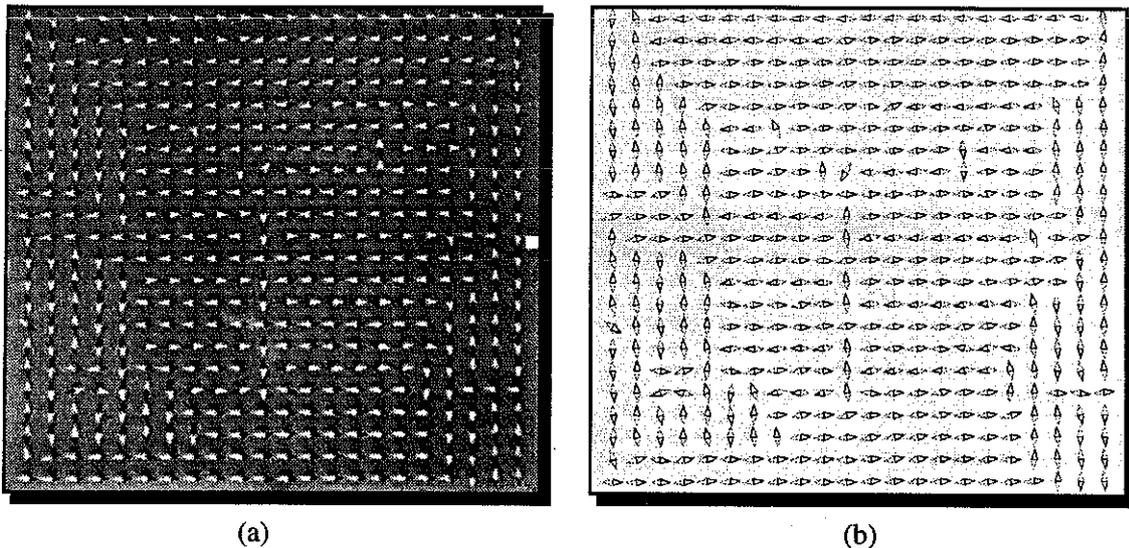


Figure 4.7 - Réseau de boussoles. (a) Image originale. (b) Image reconstruite à partir de la position de chaque aiguille et de la détermination de leur orientation.

4.2.5 - Les autres réseaux périodiques

Les autres réseaux périodiques sont traités de la même façon, la seule différence étant la détermination des points cibles. Dans les trois cas suivants, triangulaire, hexagonal et kagomé, on définira trois indices, h , k , l permettant de décrire la position de chaque boussole :

$$\begin{aligned}
 h &= p \bmod N_c \\
 k &= p \operatorname{div} N_c \\
 l &= h - 3 \cdot (k \operatorname{div} 2) - (k \bmod 2)
 \end{aligned}$$

La position de la $p^{\text{ième}}$ boussole est donnée par :

$$\begin{aligned}
 x_p &= a \cdot (l + 3 \cdot k/2) \\
 y_p &= a \cdot (l + k \cdot \sqrt{3}/2)
 \end{aligned}$$

Le paramètre de maille reste équivalent pour les trois types de réseaux, et il est donné par :

$$a = \sqrt{\frac{D^2}{\left((N_l - 1) - ([N_l \bmod 2] - 1)/2 \right)^2 + \left((N_c - 1) \cdot \sqrt{3}/2 \right)^2}}$$

La liste des positions des boussoles pour le réseau triangulaire est donnée directement par les points (x_p, y_p) . Pour les deux autres réseaux on doit tenir compte de règles "d'extinction", qui traduisent la périodicité de "trous" dans les réseaux.

La région d'intérêt dans le réseau hexagonal peut se présenter de 2 façons distinctes illustrées par la figure 4.8 - b, suivant la position des trous par rapport à la boussole origine. On peut déterminer à laquelle région on a à faire en testant la présence d'une aiguille à la position $(x_{\text{org}} + a, y_{\text{org}})$. Tester la présence d'une aiguille est réalisée par la même procédure que la détermination d'orientation décrite précédemment, en considérant que la boussole est absente si la différence entre les intensités extrêmes est plus petite qu'un certain seuil. On définit alors un paramètre de phase φ valant 1 ou 2 pour décrire les deux situations. La règle d'extinction s'écrit alors :

$$(l + \varphi) \bmod 3 = 0$$

La région d'intérêt dans le réseau Kagomé peut se présenter sous 3 formes différentes (figure 4.8 - c). On peut différencier ces 3 formes par des tests de présence des premiers voisins dans les direction diagonale et horizontale. On définit alors deux variables, φ_x et φ_y de valeur 0 ou 1, permettant de décrire les règles d'extinction, dans le 3 cas :

	Φ_x	Φ_y
<i>cas 1</i>	0	1
<i>cas 2</i>	1	0
<i>cas 3</i>	1	1

La règle d'extinction pour le réseau Kagomé s'écrit alors :

$$(l + \varphi_x) \bmod 2 = 0 \text{ et } (l + \varphi_y) \bmod 2 = 0$$

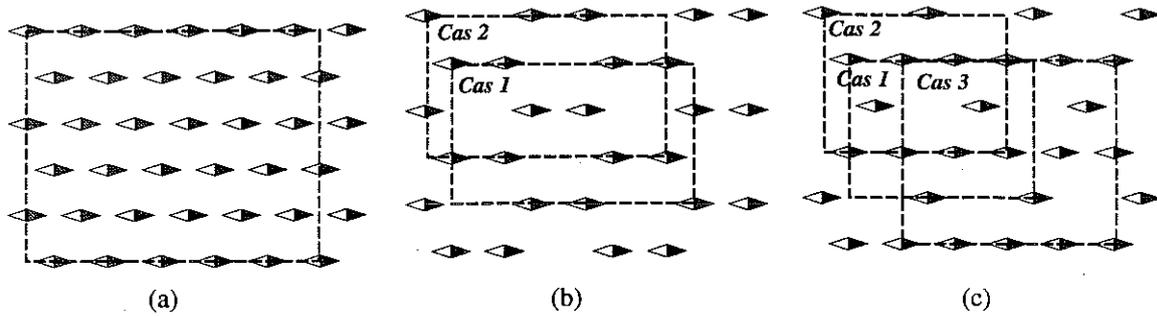


Figure 4.8 - La région d'intérêt sélectionnée dans le réseau triangulaire, hexagonal et kagomé.

4.2.5 - Le réseau quasi-cristal

Contrairement aux réseaux périodiques on ne peut pas, ici, utiliser les propriétés de symétrie pour déterminer la position des aiguilles. L'analyse d'une image du pavage de Penrose nous a fourni une liste de points, qui a été utilisée pour la construction du réseau. La région d'intérêt qui est l'image qu'on veut analyser, est définie en sélectionnant deux boussoles dans l'image du réseau, mais on ne sait pas à quelles boussoles, dans le fichier elles correspondent. On effectue alors une recherche dans la liste pour établir une correspondance entre l'image et le fichier. On sélectionne dans cette liste des couples de boussoles probables, puis on valide un de ces couples selon un critère. Ces couples sélectionnés sont tels que l'angle entre la ligne qui joint les 2 boussoles du couple et le bord du réseau soit égal, à ξ près, à celui défini par la diagonale de la région d'intérêt (figure 4.9). Pour tous les couples trouvés on calcule l'angle de décalage du réseau, θ , et le coefficient de normalisation entre l'image et la liste de points. En partant du fichier et pour chacun de ces couples on teste dans l'image la présence de toutes les aiguilles qui devraient être dans la sélection. Le bon couple est celui pour lequel toutes les aiguilles sont présentes. Comme on l'a déjà signalé, la présence d'une aiguille est détectée par la même procédure que la détermination d'orientation. La différence entre les intensités extrêmes doivent être supérieure à un niveau seuil. Cette démarche fonctionne d'autant mieux que la région d'intérêt

principale est grande ; une région trop petite conduit à trouver plusieurs couples solutions du problème.

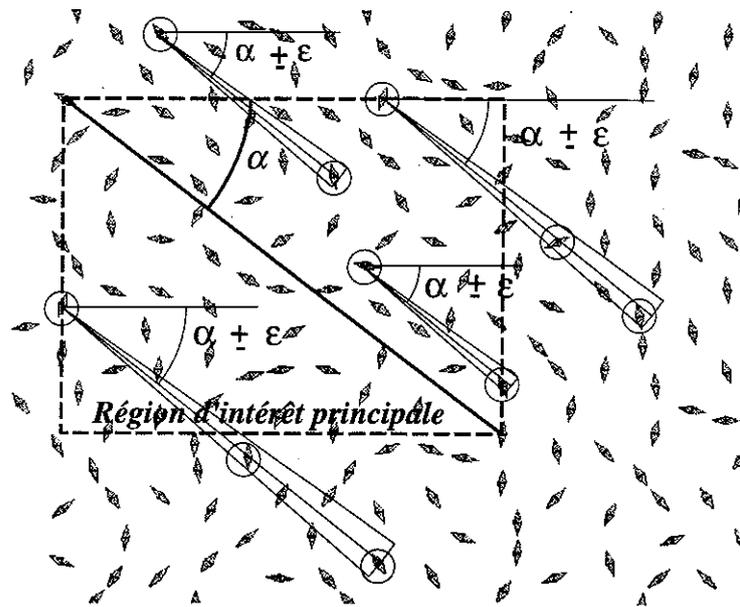


Figure 4.9 - Détermination des couple possibles pour retrouver la région d'intérêt dans la liste des points correspondant au pavage de Penrose.

Une fois la position des aiguilles déterminée on applique la procédure de reconnaissance de l'orientation d'une boussole décrite précédemment. Le temps nécessaire à l'analyse d'une configuration, comprenant environs 200 boussoles, est très raisonnable, de l'ordre de 1 à 2 seconds sur un Macintosh Quadra 800.

4.3 ● Conclusion

L'analyse d'un réseau d'aiguilles aimantées est un exemple concret de l'application du traitement d'images à un système physique. Dans ce cas la connaissance de l'orientation de chaque boussole permet d'avoir accès à toutes les données du système, contrairement aux expériences habituelles où l'on mesure en général des valeurs moyennes de grandeurs microscopiques. Dans cette expérience on peut remarquer l'importance du prétraitement. On peut régler certains paramètres (illumination, forme, couleurs...) pour arriver à une image de bonne qualité qui permettra un traitement rapide. La partie d'analyse du réseau quasi-cristal a été la plus complexe, car c'est un réseau où on ne peut pas utiliser des règles de symétrie pour déterminer la position de

chaque aiguille. On a résolu ce problème en mettant en correspondance les aiguilles dans l'image avec un fichier contenant la position des aiguilles, connu précédemment.

L'étude de la physique dans ces systèmes s'intéresse à une description plus élevée encore par rapport à l'analyse d'image, où l'on essaie, à partir des angles, de définir des quantités qui puissent caractériser le comportement du système. En pratique on caractérise l'ordre de ce système dans les divers réseaux par un paramètre dont on étudie le comportement en fonction de la température et du champ. D'autres études sont aussi envisagées, à partir des angles, principalement liées à la dynamique du système. Le traitement en "temps réel" de l'image fonctionne à la vitesse de 1 image toutes les 5 secondes, dans un système de traitement du type micro ordinateur. L'étude de phénomènes plus rapides a été également mise au point, à une vitesse d'acquisition de 5 images par seconde, pour un total de 60 images au maximum. Pour ce traitement on doit stocker toutes les images en mémoire et effectuer un traitement en différé après la phase d'acquisition. La limitation en nombre d'images vient essentiellement de la taille mémoire disponible pour le traitement.

CONCLUSION

L'intérêt et les difficultés du magnétisme à l'échelle de domaines, au sens large, sont d'une façon générale bien connus. Les problèmes abordés s'organisent généralement autour de la compréhension de certains points : le rôle des interactions dipolaires, la multiplicité d'états métastables et la présence de processus irréversibles. Les trois systèmes observés se présentent sous la forme d'organisations spatiales résultant de la compétition entre différents termes d'énergie (du point de vue magnétique c'est essentiellement l'énergie dipolaire). Le traitement d'images apparaît comme l'outil essentiel de mesure et d'analyse quantitative des ces phénomènes en permettant en plus de les réaliser d'une façon automatique.

Du point de vue du traitement d'images, on se restreint à des systèmes contrôlés, où on aura généralement des solutions à tout niveau (avant l'obtention de l'image, dans l'image et après l'image), dès que l'on apporte les descriptions quantitatives de ce que l'on cherche à caractériser dans l'image. Chacun de ces niveaux permettent une modification des niveaux précédents pour arriver à dégager la quantité à mesurer. Cette démarche reste donc assez dépendante du système physique étudié et les techniques de traitement d'images rentrent dans l'ensemble des techniques instrumentales. En pratique, on sera fréquemment amené à développer des méthodes originales et spécifiques au problème à résoudre ou à employer des méthodes classiques du traitement d'images. En regardant le problème d'une façon plus générale, un système de vision se heurte encore à une série de problèmes qui nous semble difficile à résoudre. L'image est simplement un des nombreux points dans un flux d'informations. Elle contient une immense quantité d'informations qui doivent être mises en rapport entre elles et avec une base de connaissance complexe, si le but est d'effectuer une analyse plus indépendante du système. Une définition hiérarchique semble correcte mais le problème doit certainement être vu d'une façon plus large.

D'une façon générale on peut affirmer que les analyses restent assez dépendantes de ce que l'on cherche à caractériser dans l'image. Néanmoins, quelques problèmes sont souvent rencontrés dans diverses applications. Tel est le cas par exemple des corrections d'illumination dans une image. La qualité de l'illumination est crucial pour la simplicité de l'analyse. Comme diverses autres techniques elle fait partie d'une phase de prétraitement de l'image. Dans les systèmes dédiés les méthodes de prétraitement vont jouer un rôle fondamentale et permettront d'augmenter considérablement les vitesses de traitement des phases suivantes. Un autre point d'égale importance est celui de la conception des systèmes dédiés au traitement des images. Travailler avec une grande quantité d'informations demande une représentation élevée de son flux. L'implémentation par des langages plus abstraits, comme les langages visuels, semble être une bonne solution car le flux d'information obtenu reste à un niveau structuré élevé, en masquant les spécificités de chaque algorithme.

Dans les trois systèmes qui nous avons étudiés il est nécessaire maintenant de développer des analyses spécifiques, en général non plus dans l'image au sens concret. On peut également ajouter des modules expérimentaux complémentaires pour rajouter certaines informations désirées :

Dans le cas du ferrofluide on envisage une mesure de la forme d'une des deux interfaces pour pouvoir analyser leur dissymétrie. L'analyse par absorption de lumière reste une analyse peu précise et qui ne donne pas cette information. Une analyse complémentaire par interférométrie a été entamée, mais on se heurte à des problèmes pratiques qui empêchent la réalisation d'une mesure.

Dans le cas des réseaux d'aiguilles aimantées on se confronte maintenant à la définition d'un paramètre en rapport au comportement physique du système qui puisse caractériser son état (ordonné ou désordonné) et son évolution. L'étape suivante consiste à effectuer des mesures en dynamique, lorsque le système n'est plus figé. Il faut alors accumuler des images pour obtenir des valeurs moyennées dans le temps. L'aspect traitement d'un grand nombre d'images devient également crucial si on veut analyser des phénomènes rapides.

Dans le cas de la structure cellulaire l'analyse se poursuit dans le but d'avoir une description locale qui entraîne l'évolution du système. A l'heure actuelle ce type d'étude est également fait dans une structure cellulaire analogue, observée dans une couche polycristalline de succinonitrile, [Fradkov, 1993 #110]. Les changements

topologiques subis par la structure sont responsables de son comportement non-linéaire au cours de l'évolution. L'analyse de la structure en termes de relaxation de l'aimantation reste une analyse globale et on doit encore la relier à ce processus local de l'évolution. L'analyse des petites bulles en fonction du champ appliqué doit être directement associée aux deux processus de base de l'analyse en termes de relaxation, c'est à dire les franchissements de barrières et les fluctuations. La trajectoire individuelle des noeuds semble être la méthode adaptée pour effectuer cette recherche locale, mais on se heurte là à des problèmes difficiles, mais également très intéressants : d'une part ceux de la définition des paramètres pertinents, mais également dans l'analyse de leur évolution. Le problème du suivi de la structure d'une image à l'autre n'est pas tout à fait résolu, surtout dans le cas où les collapses de cellules introduisent un changement de topologie. Quelques analyses préliminaires montrent des mouvements des noeuds très corrélés spatialement, pendant plusieurs images, et on pourrait imaginer un arrangement particulier des petites bulles qui entraîne leur collapse.

ANNEXE A

Noyau de convolution

Déterminer des masques de convolutions peut être utile vu que la plupart des systèmes de traitement d'images équipés d'un processeur graphique permet une exécution rapide d'un produit de convolution. La section 1.2.3 présente le calcul de masques de convolution à partir d'une représentation en fréquences. Cela est réalisé par la minimisation d'une erreur quadratique entre la réponse impulsionnelle du masque désiré et celle donnée par un masque numérique. Le but de cette annexe est de calculer les masques définis par l'équation A.1 ; où la matrice C contient la partie exponentielle de la Transformée de Fourier, H est le vecteur correspondant à la réponse impulsionnelle du filtre cherché et m le vecteur correspondant au masque cherché. Ceci sera présenté pratiquement sous la forme d'un programme réalisé dans le logiciel de calcul formel Mathematica, [Wolfram Research Inc. - 1992].

$$m = (C^*C)^{-1} C^*H \quad A.1$$

A.1 - Moyenneur, Gaussien et Passe Haut

Le filtre moyenneur est un filtre passe-bas utilisé par exemple pour réduire le bruit présent dans une image. On voit dans la figure A.1 l'effet de taille de ce filtre pour un masque 1D. On peut remarquer qu'il existe plusieurs fréquences qui sont complètement éliminés et ce filtre est loin d'un filtre idéal. Les basses fréquences sont pratiquement gardées avec ce filtre mais les fréquences élevées sont filtrés irrégulièrement.

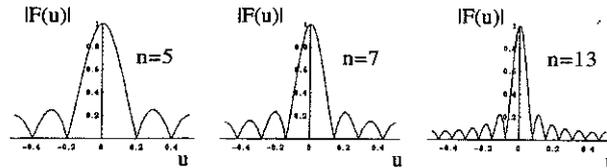


Figure A.1 - Effet de taille du filtre moyenneur 1D. La longueur n équivaut à la longueur du filtre où on tient compte de la moyenne locale. Le calcul équivaut à la Transformée de Fourier discrète d'un noyau 1D.

Le masque du filtre gaussien de taille 3x3 est montré dans la **fig. A-2**. On peut construire les masques correspondantes à des tailles supérieures de en utilisant l'algorithme de construction du triangle de Pascal. On peut approcher cette représentation spatiale en partant de sa représentation en fréquence par le calcul de l'équation A.1. Supposons pour cela l'équation d'une gaussienne à 2D, défini dans l'espace de Fourier :

1	2	1
2	4	2
1	2	1

$$|F(u)| = 4 \cos[\pi u]$$

Figure A.2 - Filtre Gaussien défini par un masque 3x3.

$$F(u, v) = \frac{1}{2\pi\delta_u\delta_v} \exp - \frac{1}{2} \cdot \left\{ \left(\frac{u - \underline{u}}{\delta_u} \right)^2 + \left(\frac{v - \underline{v}}{\delta_v} \right)^2 \right\}$$

où \underline{u} et \underline{v} correspondent aux moyennes pour les axes u et v respectivement et δ_u et δ_v aux variances. Dans le but de garder une réponse unitaire pour les basses fréquences on élimine le terme de normalisation. On considère aussi la fonction centrée à l'origine pour éliminer les composantes complexes du noyau, on obtient donc:

$$F(u, v) = \exp - \frac{1}{2} \left\{ \left(\frac{u}{\delta_u} \right)^2 + \left(\frac{v}{\delta_v} \right)^2 \right\}$$

(* Masque de Convolution 2D - Exemple du Filtre Gaussien (Binomial) *)

```
clear[u,v,x,y];
Nbr = 16; (* nombre des points -8 à 8 (-0.5 à +0.5) *)
n = 1;    (* taille du masque 1 -> 3x3 *)
Somme = 1/(n*2+1)^2;
Su=3; Sv=3; (* 0.1875 pix^-1 *)
(* Définition de la fonction gaussienne H(u,v) dans une "Table" *)
f=Exp[-((u/Su)^2+(v/Sv)^2)/2.]
(* Création de la table H(i) *)
i=0;
H=Table[j, {j, (Nbr+1)^2}];
For[u = -Nbr/2, u <= Nbr/2, u++,
  For[v = -Nbr/2, v <= Nbr/2, v++,
    i++;
    H[[i]] = N[f]
```


$$\begin{array}{c}
 ID_x | a \quad b \quad c | \quad ID_y | d \quad e \quad f | \\
 \Downarrow \\
 \left| \begin{array}{ccc} ad & bd & cd \\ ae & be & ce \\ af & bf & cf \end{array} \right|_{ID_x=ID_y} \quad \left| \begin{array}{ccc} a^2 & ab & ac \\ ab & b^2 & bc \\ ac & bc & c^2 \end{array} \right|_{ID_x=ID_y}
 \end{array}$$

Supposons par exemple la version 1D du filtre passe-haut de la figure A.3 :

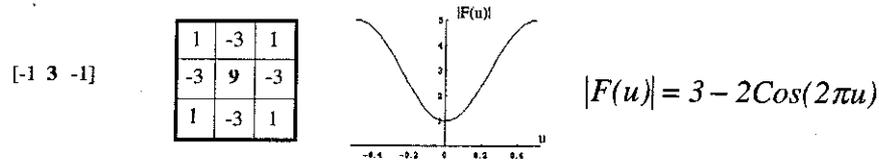


Figure A.3 - Filtre Passe-haut.

L'algorithme pour le cas 1D est :

```

Nbr = 512;
n=1;
HP[-1]=-1;HP[0]=3;HP[1]=-1;
Somme = HP[-1]+HP[0]+HP[1];
f=Sum[ HP[x]*Cos[2 Pi (u x /Nbr)] + I HP[x] * Sin[2 Pi (u x / Nbr)],{ x,-n,n }];
f1=Simplify[f]
Plot[Abs[f1/Somme],{u,-Nbr/2,+Nbr/2},PlotPoints->40, PlotRange->{0,5}];
Clear [H];
H=Table[N[ f1/Somme ], {u,-(Nbr/2),(Nbr/2)}];
ListPlot[%, PlotJoined->True]
f=1/Nbr*(Cos[2 Pi u x/Nbr] - I Sin[ 2 Pi u x/Nbr] );
C1=Table[ N[f], {u,-(Nbr/2),(Nbr/2)},{x,-n,n}];
C2=Conjugate[Transpose[C1]];
R=Inverse[C2.C1].C2;
MatrixForm[Re[R.H]/Nbr]

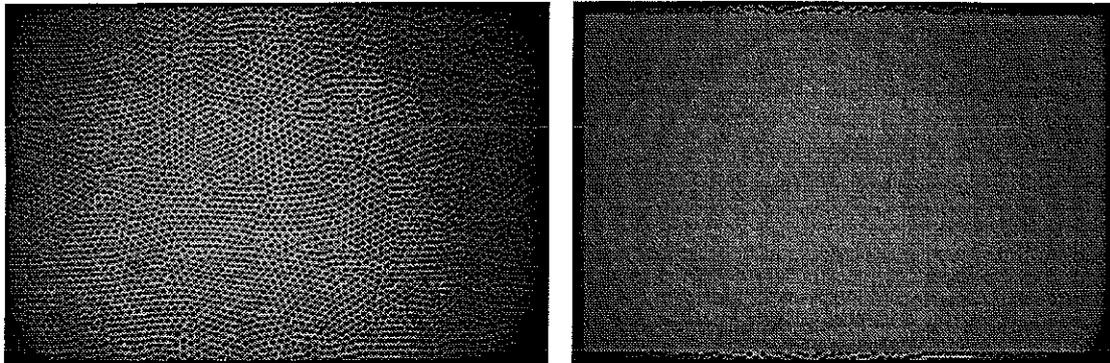
Run:   -1  3  -1

```

A.2 - Image de référence

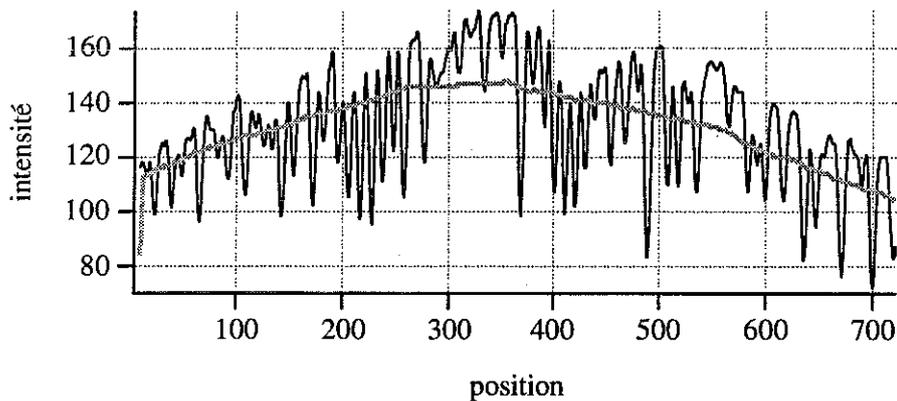
Le but ici est d'utiliser la convolution spatiale pour obtenir une image de référence. On cherche à déterminer un masque qui puisse être utilisé pour éliminer les objets périodiques d'une image pour obtenir une image de fond (pour corriger les inhomogénéités de l'illumination). L'image originale est montrée dans la figure A.4. Cette image correspond à une couche liquide de ferrofluide sous champ magnétique (voir §3) observée par transmission. Dans cette image on dispose "d'objets" arrangés en réseau hexagonal, et la fréquence spatiale des hexagones est estimée à environ 10

pixels. On va donc construire un masque en utilisant l'algorithme 1D ayant une taille $n = 26$ (dans le programme on suppose le masque symétrique et n sera donc égal à 13).



(a)

(b)



(c)

Figure A.4 - Image originale d'une couche de ferrofluide en réseau de bulles (a). L'accès à l'illumination n'est possible que par des méthodes de convolution spatiale. Image de fond est montrée en (b). Les courbes en (c) montre le profil d'intensité d'une ligne à l'intérieur de deux images, l'effet du filtre calculé par l'équation A.1.

On construit une représentation de la fonction désirée par une "table-Mathematica" montré dans la figure A.5. Les coefficients du filtre 1D calculé sont également montrés dans cette figure, après les calculs de normalisation. Cette version 1D du filtre est transposée à la version 2D en prenant $1D_x=1D_y$. La dimension n du masque peut devenir un paramètre important dans le calcul de la réponse impulsionnelle pour approcher le noyau cherché car le calcul n'est qu'une approximation de la fonction demandée.

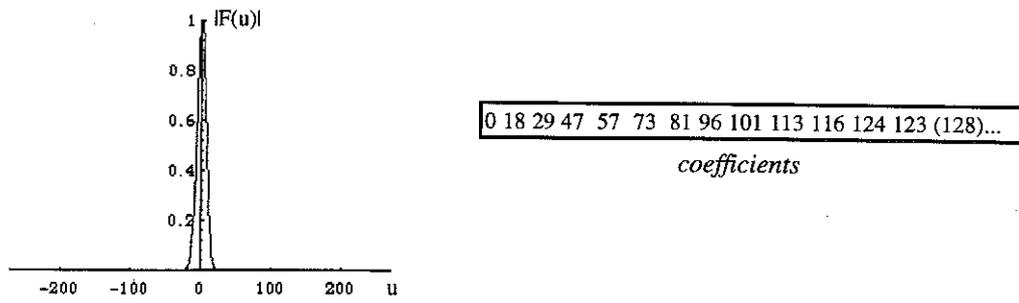


Figure A.5 - Représentation de la réponse impulsionnelle. (a) masque désiré H. (b) Filtre calculé par l'algorithme 1D. Ce filtre est symétrique et normalise pour les échelles de gris. On ne voit que la partie gauche et le centre. (c) La fonction de transfert du masque, approche la fonction initiale. On peut déjà envisager son utilisation pour effectuer un filtrage (voir le texte pour d'autres détails).

ANNEXE B

Format d'images

A l'heure actuelle une des plus grandes difficultés du traitement d'images est de faciliter l'échange de données, des procédures et des résultats. Le marche du multimédia a imposé une nécessité de standardisation entre fabricants qui exploitent ce domaine. Il n'existe pas encore un standard bien défini permettant un échange dans tous les sens. Ceci a évidemment provoqué l'apparition de divers standard spécifiques à une ou autre application. Tel est le cas par exemple pour le format de fichier d'images. A l'heure actuelle il existe plusieurs format graphiques permettant de stocker une image et on est en général gêné dans le choix d'un de ces formats. Le format TIFF développé par la société américaine Aldus semble être un bon standard vue son structure interne et la facilité d'évolution qui existe dans sa définition.

Une image monochrome, de qualité standard, est généralement numérisée sous la forme d'une matrice de 512 pixels par ligne et par colonne. Chaque pixel est codé par un mot binaire de 8 bits (256 niveaux de gris). Dans le cas d'une image en couleur soit le codage s'effectue sur 256 niveaux, où chaque niveau est associé aux trois composantes RVB (c'est une image indexée), soit chaque pixel est codé directement sur 3 octets (c'est une image en vrais-couleurs, "full color"). Le stockage d'une seule image de cette taille requiert une fichier graphique (mémoire) de 256144 octets pour une image en niveau de gris et 786432 octets pour une image en couleur.

D'une façon générale un fichier graphique est séparé en deux parties. D'abord il existe un en-tête qui contient les renseignements nécessaires à la reconstruction de

l'image, et deuxièmement il existe une zone de données qui garde l'image proprement dite. L'en-tête se trouve le plus souvent au début du fichier image (ceci peut varier de standard à standard). Les renseignements indispensables qu'il contient sont les suivantes :

- le type de codage
- la longueur de l'image
- la hauteur de l'image
- la profondeur (c.a.d. le nombre de bits par pixels).

Pour quelques standards on peut également trouver dans un en-tête des informations du type :

- palette de couleur
- numéro de version du fabricant.
- marque du logiciel générateur
- abscisse originale et ordonnée originale
- place requise en mémoire
- sens de chargement du fichier.

Les données d'une image peuvent être stockées "brutes" ou faire l'objet d'une compression. Le format de compression les plus utilisés sont le codage RLC ("run length code")¹ et LZW². Le stockage brut, qui constitue en fait en une copie directe de la mémoire ("raw data") offre l'avantage de pouvoir être rapidement affiché. En revanche la place prise par le fichier image sera beaucoup plus importante. Quelques uns de ces formats, sont listés ci-dessous, donnés par leur terminaison :

- EPS : fichier "Encapsulated Postscript" de la société Adobe.
- DRW, GRF : fichier dessin de "Micrografx".
- CGM : fichier "Computer Graphics Metafile"
- GIF : "Graphics Interchanged Format" de la société CompuServe.
- GRF : fichier "Microphax Graph".
- HP : "HP Graphics Language" de la société Hewlett Packard.
- IMG : format d'image du logiciel Pictor
- PCX : fichier image développée par la société Zsoft
- NEO, PI1, PI3, PC1 et PC3 : format d'image de la société Atari ST.
- PIC : formats "Micrografx Picture" et PCPAINT
- X11 : format bitmap de XWindows.
- Raster : format de la société SunMicrosystem.
- SGI : format de la société Silicon Graphics
- TGA : fichier image défini par la société TARGA
- TIFF : "Tag Image File Format" de la société Aldus.
- VIFF : fichier image utilisé par Khoros de l'Université du "New Mexico"
- PICT : fichier image d'Apple.
- WMF : fichier Windows Metafile de Microsoft.
- JPEG : format d'image définie par "Joint Photographs Expert Group".

B.1 ● Le format TIFF

1- Le codage RLC va balayer une image pour retrouver les zones de ressemblance. Il va coder les séquences des pixels égaux en fonction du nombre de d'occurrence et de leur intensité.

2- Lempel-Ziv & Welch, le but de ce codage était de fonctionner d'une façon telle qu'il puisse être construit sous une forme câblée pour son implémentation dans diverses cartes électroniques.

Le format TIFF ("Tag Image File Format") [Aldus - 1992] a été développé par la société Aldus en 1986. Le but du format TIFF est de décrire et stocker des données du type image. Il est en fait un format graphique très flexible et très structuré, dans le but de permettre une évolution simple à des versions futures. Il est constitué d'un en-tête principal suivi d'une série d'entrées disposées sous la forme de répertoires (appelées "tags"). Ensuite on trouve généralement les données qui peuvent être stockées sous une forme directe ou sous une forme compressées. Ce format peut être utilisé pour coder les images en niveau de gris, en couleur indexés et en vrais couleur. Il accepte à l'heure actuelle (à la révision 6.0) de nombreux formats de compressions d'images. Cette ouverture donne la possibilité à chaque ingénieur de choisir un type de compression basé sur les contraintes de temps ou taille en stockage dans leurs applications spécifiques. Il permet en plus l'inclusion des informations privées en rapport avec ce que l'on développe et on veut stocker dans l'image.

L'en-tête principal du format TIFF (8 octets de longueur) contient trois informations de base pour sa lecture : l'ordre d'assemblage d'une suite de deux octets ("High+Low" ou "Low+High") ; La version du standard TIFF et un pointeur vers l'adresse mémoire où se trouve le premier répertoire IFD ("Image file directory). L'organisation général est montré dans la figure B.1. Dans un fichier TIFF il aura toujours au moins un en-tête principal et un répertoire.

L'en-tête principal est de la forme suivante :

$$\text{Byte 0-1 : } \begin{cases} 49\text{H}, 49\text{H} - \text{ordre de lecture : LH} - \text{ordre "little endian"} \\ 4\text{DH}, 4\text{DH} - \text{ordre de lecture : HL} - \text{ordre "big endian"} \end{cases}$$

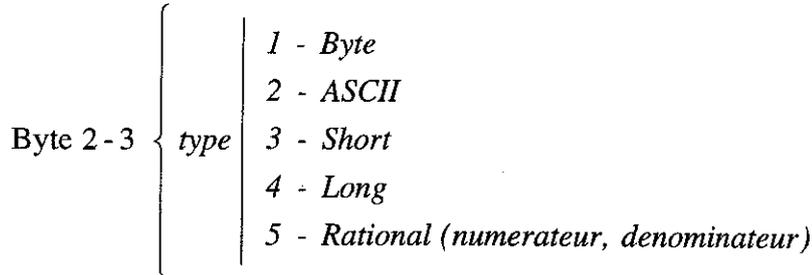
Byte 2-3 : *identification du format TIFF*

Byte 4-7 : *pointeur vers le premier répertoire (IFD)*

Les répertoires consistent d'une entrée initiale qui informe le nombre d'entrées, B, qu'il en contient. Ces B entrées sont disposés à la suite de ces deux premiers octets et chacune de ces entrées a une longueur de 12 octets et correspond à un paramètre bien précis dans la définition du standard.

Chaque entrée est organisée selon l'ordre suivante :

Byte 0-1 : *identification de l'entrée ("tag")*



Byte 4-7 : *compteur : le nombre de valeurs du type indiqué.*

Byte 8-11 : *soit une valeur soit un pointeur, en fonction du type d'entrée.*

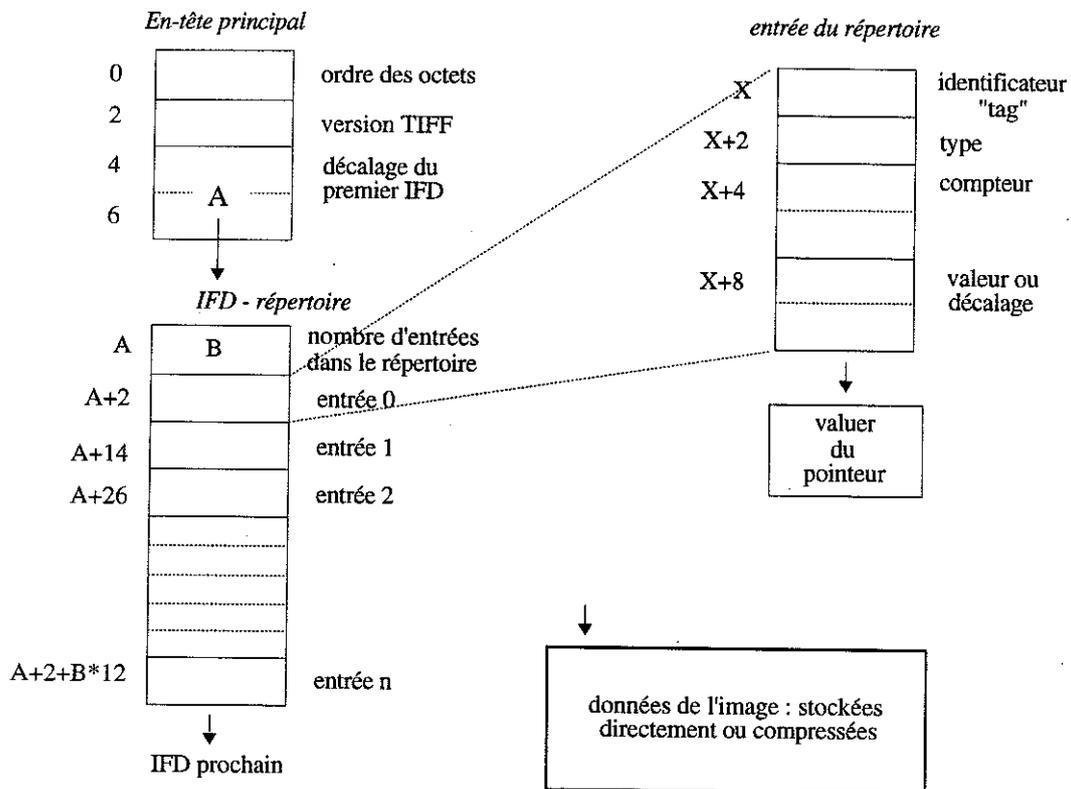


Figure B.1 - Structure interne du format TIFF : "Tag Image File Format" - Représentation de l'en-tête principal, du répertoire (IFD - "Image File Directory") et de l'organisation interne d'un répertoire. Les numéros à côté de chaque case correspondent à une adresse mémoire. La valeur zéro marque le début du fichier et tous les pointeurs sont référencés à cette origine.

Regardons par exemple le codage d'une image binaire. Le format TIFF définit quelques paramètres pour ce type d'images, comme : l'interprétation de la couleur, le type de compression, les dimensions de l'image, et l'organisation de données. Les

données sont souvent séparées en diverses parties (les "strips"), où une ou plusieurs lignes sont assemblés et stockés soit directement soit sous compressés. On liste ci-dessous quelques unes de ces entrées, pour plus de détails sur d'autres entrées voir la documentation définissant le standard TIFF, [Aldus - 1992].

- **Couleur** : (information concernant la valeur du niveau blanc ou noir).

Tag = 262 (106H)

"Photometric Interpretation" Type : Short

0 - niveau blanc vaut zero.

Value : 1 - niveau noir vaut zero.

- **Compression** : (type de compression).

Tag = 259 (103H)

"Compression" Type : Short

1 - pas de compression

Value : 2 - CCITT - codage Huffman Modifié

32773 - Compression par "Packed Bits"

- **Dimensions de l'image** :

*"Image Length" { Tag = 257 (101H)
Type : Short ou Long
Value : nombre de lignes*

*"Image Width" { Tag = 256 (100H)
Type : Short ou Long
Value : nombre de colonnes*

- **Dimensions physique de l'image** :

*"Resolution Unit" { Tag = 296 (128H)
Type : Short
Value : 0 - no dimension, 1 - pouces, 2 - centimètres.*

*"X Resolution" { Tag = 282 (11AH)
Type : Rational
Value : nombre de pixels par l'unité de résolution*

*"Y Resolution" { Tag = 283 (11BH)
Type : Rational
Value : nombre de pixels par l'unité de résolution*

Données : (organisation des données)

"Rows per Strip"	{	Tag = 278 (116H)
		Type : Short ou Long
		Value : nombre de lignes en chaque tampon.
"Strip Offset"	{	Tag = 273 (111H)
		Type : Short ou Long
		Value : Pour chaque tampon le décalage correspondant.
"StripByteCounts"	{	Tag = 279 (117H)
		Type : Short ou Long
		Value : Pour chaque tampon le nombre de bytes à l'intérieur.

La figure B.2 montre un exemple des informations dans un fichier TIFF pour une image binaire. Dans ce fichier les informations sont organisées sous la forme "HL". Le premier répertoire (IFD) se situe à l'adresse 014H. Ce répertoire est unique dans ce fichier et il contient 12 entrées (0CH). L'image a une largeur de 2000 pixels (7D0H) et une longueur de 3000 pixels (B8H). La méthode de compression est du type "pack bits". Le valeur 0 correspond à une région noir dans cette image binaire. Au total, l'image contient 16 (10H) lignes par zones tampons ("strips"), dans un total de 188 zones tampons. Le décalage de la première zone tampon se trouve à la position 0B6H. On remarque que dans cet exemple le codage des données de l'image est très fragmentée car les zones tampons ne sont pas organisées en séquence. Les champs définissant la résolution de l'image pointent vers deux adresses mémoire où l'on retrouve les deux parties d'un nombre rationnel. Les champs "Software" et "DateTime" pointent également à des régions mémoires où se trouvent leurs description en ASCII.

Offset	Description	Value	(numeric values are expressed) (in hexadecimal notation)	
Header:				
0000	Byte Order	4D4D		
0002	42	002A		
0004	1st IFD offset	00000014		
IFD:				
0014	Number of Directory Entries	000C		
0016	NewSubFileType	00FE	0004	00000001 00000000
0022	ImageWidth	0100	0004	00000001 000007D0
002E	ImageLength	0101	0004	00000001 00000BB8
003A	Compression	0103	0003	00000001 80050000
0046	PhotometricInterpretation	0106	0003	00000001 00010000
0052	StripOffsets	0111	0004	000000BC 000000B6
005E	RowsPerStrip	0116	0004	00000001 00000010

006A	StripByteCounts	0117	0003	000000BC	000003A6
0076	XResolution	011A	0005	00000001	00000696
0082	YResolution	011B	0005	00000001	0000069E
008E	Software	0131	0002	0000000E	000006A6
009A	DateTime	0132	0002	00000014	000006B6
00A6	Next IFD offset	00000000			

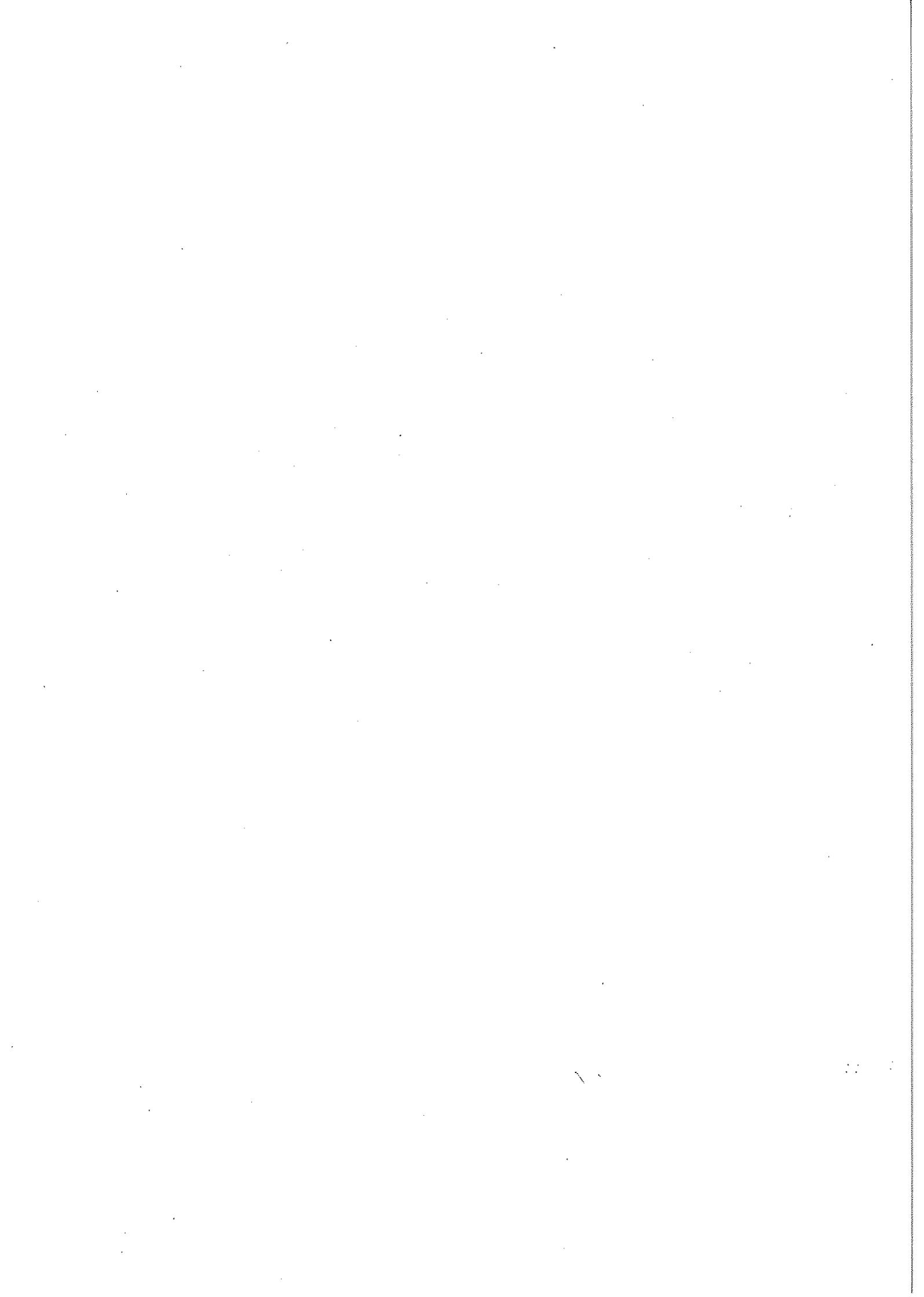
Values longer than 4bytes:

00B6	StripOffsets	Offset0, Offset1, ... Offset187
03A6	StripByteCounts	Count0, Count1, ... Count187
0696	XResolution	0000012C 00000001
069E	YResolution	0000012C 00000001
06A6	Software	"PageMaker 4.0"
06B6	DateTime	"1988:02:18 13:59:59"

Image Data:

00000700	Compressed data for strip 10
xxxxxxxx	Compressed data for strip 179
xxxxxxxx	Compressed data for strip 53
xxxxxxxx	Compressed data for strip 160

Figure B.2 - Exemple d'un fichier définissant un codage TIFF. Le répertoire commence à l'adresse 14H. La taille de l'image est de 3000 (BB8H) et 2000 (7D0H) pixels. On a 16 lignes par zone tampons ("strips") dans un total de 188 zone tampons. Les zones tampons ne sont pas dans un ordre séquentiel. L'exemple utilise les champs optionnels "Date and Time" et "Software".



LISTE DE FIGURES

Figure 1 - Différents systèmes magnétiques étudiés.	3
Figure 1.1 - Éléments d'une chaîne de traitement d'images.	10
Figure 1.2 - Signal de vidéo composite.	11
Figure 1.3 - Représentation des mémoires LUT (tables de transcodages).	12
Figure 1.4 - Maille élémentaire carré pour les 4 voisins de bords (a) et les 4 de diagonal (b).....	13
Figure 1.5 - Deux points p et q n'ont pas un seul chemin de connexion dans un maillage carré.....	15
Figure 1.6 - Distance entre deux pixels.	16
Figure 1.7 - Représentation d'un cercle, de rayon égal à 2, pour différents types de distances.....	16
Figure 1.8 - Quantification en niveau de gris.	17
Figure 1.9 - Égalisation d'histogramme.	18
Figure 1.10 - Amélioration de l'image basée sur l'histogramme.	19
Figure 1.11 - Filtre moyenneur.	22
Figure 1.12 -Filtre médian.	25
Figure 1.13 - Segmentation d'une image par 3 seuils.	27
Figure 1.14 - Exemples de masques pour détecter les contours d'une image.....	28
Figure 1.15 - Masques de base définis par Nagao.....	29
Figure 1.16 - Approximation des contours par des segments pour différentes valeurs de seuil.	30
Figure 1.17 - Transformée de Hough.	31
Figure 1.18- Rencontre de droites.	32
Figure 1.19 - Effet de l'illumination.	33
Figure 1.20 - Analyse d'une forme par les descripteurs de Fourier.	36
Figure 1.21 - Opération d'érosion et dilatation.	37
Figure 1.22- Le squelette d'une forme.	39
Figure 1.23- Exemples de paramètres pouvant représenter une forme quelconque.....	41
Figure 1.24- Séparation en classes : groupement de points. Algorithme K-moyenne.	42
Figure 1.25- Représentation d'un espace de mesures.	43
Figure 1.26 - Fonct. de calibrage entres les niveaux de gris d'une image et la densité optique.....	45

Figure 1.27 - Effets magnétooptique. (a) - Effet Faraday. (b) - Différents effet Kerr.....	48
Figure 1.28 - Exemples d'images de structures en domaines.....	48
Figure 2.1 - Minimisation de longueur de lignes entre un nœud à 4 et 3 branches.....	54
Figure 2.2 - Rotation de l'aimantation dans une paroi de Bloch.....	57
Figure 2.3 - Différentes structures en domaines observées dans une couche de grenat.....	58
Figure 2.4 - Structure en bulle.....	59
Figure 2.5 - Grossissement de bulles.....	61
Figure 2.6 - Eléments d'une structure cellulaire magnétique.....	62
Figure 2.7 - Une bulle 5 ayant son côté divisé par un facteur k diminue la longueur totale de son périmètre plus les 5 lignes de connexion des nœuds.....	63
Figure 2.8 - La loi de von Neumann pour chaque valeur de champ. $H=18.8$ Oe.....	64
Figure 2.9 - Processus topologique élémentaires.....	64
Figure 2.10 - Evolution du deuxième moment de la distribution du nombre de côtés par cellule.....	66
Figure 2.11 - Loi de Aboav-Weaire pour un réseau cellulaire magnétique.....	66
Figure 2.12 - Effet mémoire.....	68
Figure 2.13 - Le montage expérimental.....	70
Figure 2.14 - Deux motifs principaux obtenus après l'opération de squelettisation.....	73
Figure 2.15 - Motifs représentant les points de branchements.....	74
Figure 2.16 - Recherche de voisins et définition d'un point défectueux.....	76
Figure 2.17 - Reconstruction topologique. (a) Image initiale. (b) Image reconstruite.....	77
Figure 2.18 - Evolution de l'aimantation pendant plusieurs cycles de champ.....	79
Figure 2.19 - Grossissement de bulles et état d'équilibre.....	81
Figure 2.20 - Evolution de l'aimantation en fonction du champ appliqué pendant la croissance des cellules et pour la structure labyrinthe (état d'équilibre).....	82
Figure 2.21 - Evolution de la structure cellulaire.....	83
Figure 2.22 - Relaxation de l'aimantation pour différentes valeurs du champ H_{max} . Les courbes en gras correspondent à un ajustement par des exponentielles étirées.....	84
Figure 2.23 - Evolution du temps de relaxation t en fonction du nombre de cycles de champ.....	86
Figure 2.24 - Evolution du nombre de nœuds N en fonction du nombre de cycles.....	87
Figure 2.25 - Evolution de la surface moyenne de cellules en fonction du nombre de cycles.....	88
Figure 2.26 - Distance moyenne entre nœuds en fonction du nombre de nœuds.....	89
Figure 2.27 - Evolution du nombre de petites bulles. $H = 78.9$ Oe.....	90
Figure 2.28 - Changement topologique d'une bulle 5.....	90
Figure 2.29 - Evolution du nombre de petites bulles en fonction du nombre de nœuds.....	91
Figure 2.30 - Collapse de bulles dans le premier régime.....	91
Figure 2.31 - Taux de création de petites bulles en fonction du champ.....	92
Figure 2.32 - Superposition de deux images (I et $I+2$) dans une expérience.....	93

Figure 2.33 - Nombre de cellules allongées dans l'image au cours de l'évolution.....	95
Figure 3.1 - Ferrofluide surfacté et Ferrofluide ionique.....	100
Figure 3.2 - Schéma des modulations d'épaisseur et des lignes d'induction à travers le film.....	102
Figure 3.3 - Instabilité de surface.....	103
Figure 3.4 - Montage expérimental pour l'analyse des modulations de l'épaisseur d'un film de ferrofluid	105
Figure 3.5 - Fonction de Distribution Radiale de distance (RDF).....	107
Figure 3.6 - Variation de la période de la structure en fonction du champ appliqué.....	109
Figure 3.7 - Filtre moyennneur. Fonction de transfert $ H(u) ^2$ du filtre pour différentes tailles.....	112
Figure 3.8 - Détermination de l'image de référence.....	113
Figure 3.9 - Définition de la modulation de l'épaisseur.....	116
Figure 3.10 - Évolution du profil moyen des modulations pour cinq périodes différentes.....	118
Figure 3.11 - Variation d'absorption de la lumière en fonct. de l'épaisseur d'un échantillon test.....	120
Figure 4.1 - Différents type de réseau. (a) réseau carré. (b) réseau triangulaire. (c) réseau hexagonal. (d) réseau kagomé. (e) réseau quasi-cristal.....	124
Figure 4.2 - Pavage de Penrose (a) et sa transformée de Fourier.....	125
Figure 4.3 - Montage expérimental.....	127
Figure 4.4 - Rotation du réseau par rapport au bord de l'image.....	128
Figure 4.5 - Détermination de l'orientation.....	129
Figure 4.6 - Réajustement de la sélection.....	131
Figure 4.7 - Réseau de boussoles. (a) Image originale. (b) Image reconstruite à partir de la position de chaque aiguille et de la détermination de leurs orientation.....	131
Figure 4.8 - La région d'intérêt sélectionnée dans le réseau triangulaire, hexagonal et kagomé.....	133
Figure 4.9 - Détermination des couple possibles pour retrouver la région d'intérêt dans la liste des points correspondant au pavage de Penrose.....	134
Figure A.1 - Effet de taille du filtre moyennneur 1D.....	142
Figure A.2 - Filtre Gaussien défini par un masque 3x3.....	142
Figure A.3 - Filtre Passe-haut.....	144
Figure A.4 - Image originale d'une couche de ferrofluide en réseau de bulles (a).....	145
Figure A.5 - Représentation de la réponse impulsionnelle.....	146
Figure B.1 - Structure interne du format TIFF : "Tag Image File Format".....	148
Figure B.2 - Exemple d'un fichier définissant un codage TIFF.....	149

REFERENCES

- * - [Aboav - 1970] - A. D. Aboav,
“*The arrangement of grains in a polycrystal*”
Metallography vol.3, p.383-390 - 1970
- * - [Albuquerque et Molho - 1992] - M. P. d. Albuquerque et P. Molho,
“*Memory effect in a labyrinth domain structure in bubble materials*”
Journal of Magnetism and Magnetic Materials vol.113, p.132-136 - 1992
- * - [Albuquerque et Molho - 1993] - M. P. d. Albuquerque et P. Molho
“*Applications de techniques de traitement d'images à l'analyse de l'évolution de structures en domaines magnétiques.*”
Societe Francaise de Metalurgie et de Materiaux - .Paris, 12-14 octobre 1993
- * - [Albuquerque et Molho - 1994] - M. P. d. Albuquerque et P. Molho,
“*Evolution of a magnetic cellular pattern under field cycles*”
Journal of Magnetism and Magnetic Materials - ICM 94 - à paraître - 1994
- * - [Aldus - 1992] - Aldus
“*TIFF - Revision 6.0*”
ftp anonymous : zippy.nimh.nih.gov (pub/image) - 1992
- * - [Argyres - 1955] - P. N. Argyres,
“*Theory of the Faraday and Kerr Effects in Ferromagnetics*”
Physical Review vol.97, p.334-345 - 1955
- * - [Babcock et Westervelt - 1989a] - K. L. Babcock et R. M. Westervelt,
“*Elements of cellular domain patterns in magnetic garnet films*”
Physical Review A vol.40, p.2022-2037 - 1989a
- * - [Babcock et Westervelt - 1989b] - K. L. Babcock et R. M. Westervelt,
“*Topological “melting” of cellular domain lattices in magnetic garnet films*”
Phys. Rev. Lett. vol.63, p.175 - 1989b
- * - [Babcock et Westervelt - 1990] - K. L. Babcock et R. M. Westervelt,
“*Avalanches and self-organization in cellular magnetic-domain patterns*”
Physical Review Letters vol.64, p.2168-2171 - 1990

- * - [Bacri, et al. - 1987] - J. C. Bacri, R. Perzynski et D. Salin,
"Les liquides magnétiques"
 La Recherche - vol.18 - octobre - p.1150-1159 - 1987
- * - [Bacri, et al. - 1988] - J. C. Bacri, R. Perzynski et D. Salin,
"Instabilité d'un film de ferrofluide"
 C.R. Acad. Sci. Paris vol.307, p.699-704 - 1988
- * - [Barrow et Tenembaun - 1981] - H. G. Barrow et J. M. Tenembaun,
"Computational Vision"
 Proceedings of IEEE vol.69, p.572-595 - 1981
- * - [Baruchel - 1980] - J. Baruchel
"Etude par topographie aux neutrons de défauts cristallins, de domaines ferromagnétiques, et des domaines antiferromagnétiques dans NiO et MnF₂"
 Physique - Institut National Polytechnique de Grenoble - 1980
- * - [Berge, et al. - 1990] - B. Berge, A. J. Simon et A. Libchaber,
"Dynamics of gas bubbles in monolayers"
 Physical Review A vol.41, p.6893-6900 - 1990
- * - [Binford et Jain - 1991] - T. O. Binford et R. C. Jain,
"Ignorance, myopia, and naiveté in computer vision system"
 Computer Vision Graphics and Image Processing vol.53, p.112-117 - 1991
- * - [Blum - 1964] - H. Blum
"A transformation for extracting new descripteurs for shape"
 Symp. on Models for the perception of speech and visual form.
 Boston - MIT Press - 1964
- * - [Bolton, et al. - 1991] - F. Bolton, D. Weaire, P. Molho et J.A.Glazier,
"Investigation of an elementary model for magnetics froth"
 Journal of Physics : Condensed Matters vol.3, p.2101-2114 - 1991
- * - [Borgefors - 1986] - G. Borgefors,
"Distance transformation in digital images"
 Computer Vision Graphics and Image Processing vol.34, p.344-371 - 1986
- * - [Botet, et al. - 1988] - R. Botet, I. A. Campbell, J. M. Flesselles et R. Julien,
"Universality in Relaxation of Disordered System"
 Universalities in Condensed Matter - S. Proceedings - Berlin - p.250-256 - 1988
- * - [Bouchaud - 1992] - J. P. Bouchaud,
"Weak ergodicity breaking and aging in disordered system"
 J. Phys. I. France 2 p.1705-1713 - 1992
- * - [Bulier, et al. - 1992] - J. Bulier, P. Salin et P. Girard,
"Le cerveau en temps réel"
 La Recherche vol. Septembre, p.974-981 - 1992
- * - [Chassery et Montanvert - 1992] - J. M. Chassery et A. Montanvert
"Geometrie Discrète en Analyse d'Images"
 Edition Hermès - Paris - 1992
- * - [Conker - 1988] - R. S. Conker,
"A dual plane variation of the Hough Transform for detecting non-concentric circles of different radii"
 Computer Vision Graphics and Image Processing vol.43, p.115-132 - 1988

- * - [Coster et Chermant - 1989] - M. Coster et J. L. Chermant
"Precis d'analyse d'images"
 Presses du CNRS - Paris - 1989
- * - [Danielsson et Wall - 1984] - P. E. Danielsson et K. Wall,
"A fast sequential method for polygonal approximation of digitized curves"
 Computer Vision Graphics and Image Processing vol.28, p.220-227 - 1984
- * - [DARPA - 1988] - DARPA,
"Neural Network Study"
 AFCEA, USA - 1988
- * - [Eschenfelder - 1980] - A. H. Eschenfelder
"Magnetic Bubble Technology"
 Springer Verlag - Berlin - 1980
- * - [Fradkov, et al. - 1993] - V. E. Fradkov, M. E. Glicksman, M. Palmer, J. Nordberg et K. Rajan
"Topological rearrangements during 2D normal grain growth"
 Physica D vol.66, p.50-60 - 1993
- * - [Freiser - 1968] - M. J. Freiser,
"A survey of Magneto optic Effects"
 IEEE Transaction on Magnetics vol.MAG-4, p.152-161 - 1968
- * - [Freyer et Fowler - 1954] - E. M. Freyer et C. A. Fowler,
"Magnetic domains in the cobalt by the longitudinal kerr effect"
 Physical Review vol.95, p.564-565 - 1954
- * - [Fu et Mui - 1980] - K. S. Fu et J. K. Mui,
"A survey on image segmentation"
 Pattern Recognition vol.n°13, p.3-16 - 1980
- * - [Glazier - 1989] - J. A. Glazier
"Dynamics of cellular patterns"
 PhD Thesis - The University of Chicago - 1989
- * - [Glazier et Weaire - 1992] - J. A. Glazier et D. Weaire,
"The kinetics of cellular patterns"
 J. Phys.:Condens. Matter vol.4, p.1867-1894 - 1992
- * - [Gonzalez et Wintz - 1987] - R. C. Gonzalez et P. Wintz
"Digital Image Processing"
 Addison Wesley - London - 1987
- * - [Gratias - 1986] - D. Gratias,
"Les quasi-cristaux"
 La recherche vol.Juin, p.788-798 - 1986
- * - [Guyon - 1991] - I. Guyon,
"Neural Network and Applications Tutorial"
 Physics Reports vol.207, p.215-259 - 1991
- * - [Hough - 1962] - P. Hough
"Methods and means for recognizing complex patterns"
 U.S. Patent 3.069.654 - 1962
- * - [Hu - 1991] - H. T. Hu

“Diagramme de Voronoï Généralisé pour un ensemble de polygones : algorithmes, réalisation et application en analyse de formes.”

Mathématiques Appliquées - Université Joseph Fourier - 1991

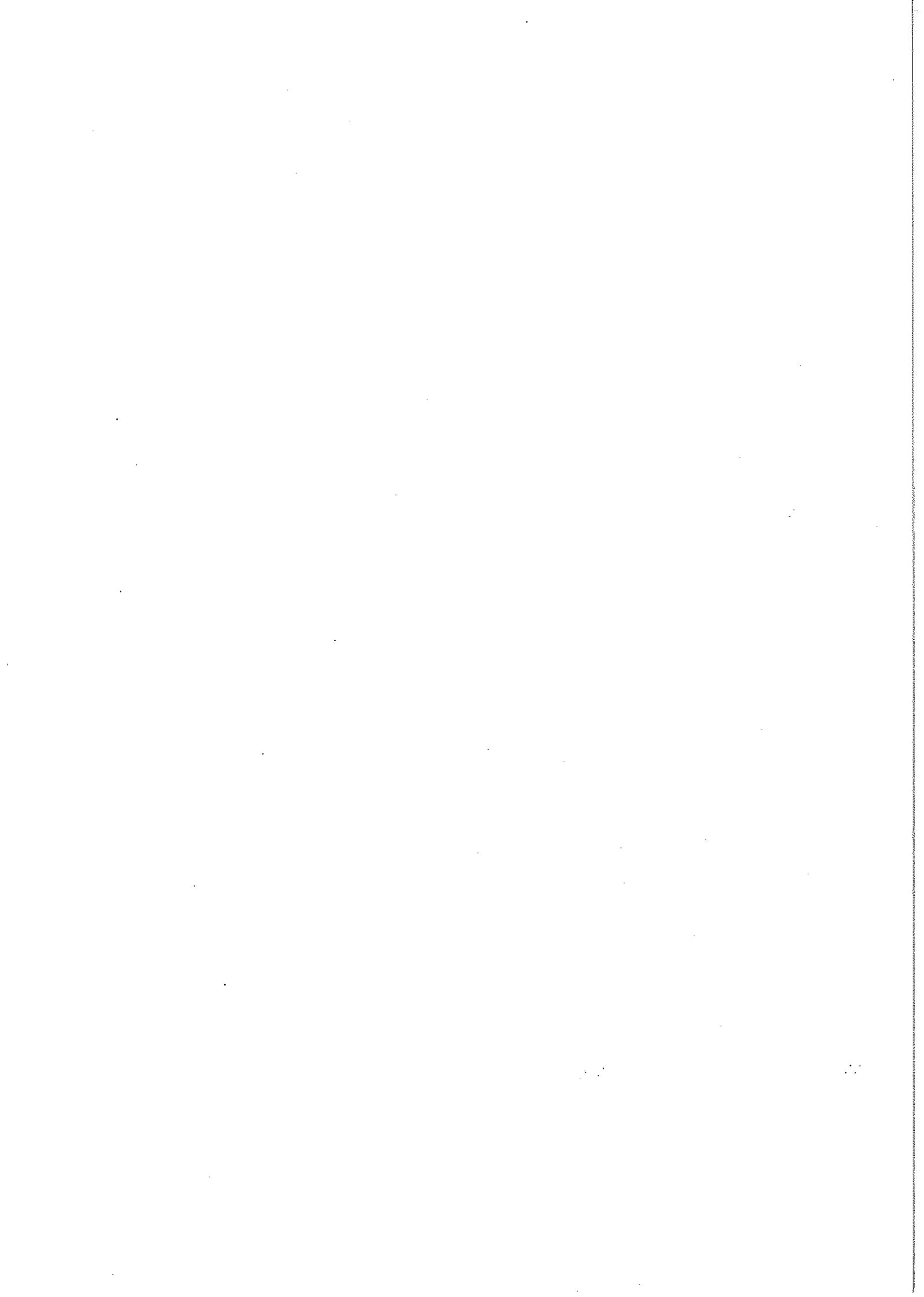
- * - [Hubert, et al. - 1987] - A. Hubert, R. Schäfer et W. Rave,
“Quantitative observation of magnetic domains with the magneto-optical kerr effect”
Journal of Magnetism and Magnetic Materials vol.65, p.7-14 - 1987
- * - [Hubert, et al. - 1985] - A. Hubert, F. Schmidt et W. Rave,
“Enhancement of magneto-optical domain observations by digital image processing”
IEEE Transaction on Magnetism. vol.Mag-21, p.1596 - 1985
- * - [Wolfram Research Inc.. - 1992] - Wolfram Research Inc.
“Mathematica”
vs.:2.2.1 - sur Macintosh et SGI-Indy - (Champaign, Illinois) - 1992
- * - [Inoué - 1986] - S. Inoué
“Video Microscopy”
Plenum Press - New York - 1986
- * - [Kass, et al. - 1988] - M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos,
“Snakes : Active contour models”
Int. J. Computer Vision vol.1, p.321-331 - 1988
- * - [Kohler - 1981] - R. Kohler,
“A segmentation system based on Thresholding”
Computer Graphics and Image Processing vol.n°15, p.319-338 - 1981
- * - [Levy - 1993] - L. P. Levy,
“Reptation and hysteresis in disordered magnets”
Journal de Physique I vol.3, p.533-557 - 1993
- * - [Marr - 1982] - D. Marr
“Vision”
Freeman - New York - 1982
- * - [Martinet - 1994] - O. Martinet
“Analyse de réseaux d'aiguilles aimantées par traitement d'images”
Mémoire de DESS - Ingénierie Mathématiques : Courbes, Surfaces, Images.- 1994
- * - [Molho - 1994] - P. Molho
“à paraître dans ‘Cellular Patterns : A Review’”
- * - [Montanari - 1968] - U. Montanari,
“A method for obtaining skeletons using a quasi-eucliden distance”
Journal of Assoc. Computing Machinery vol.15, p.600-624 - 1968
- * - [Nagao et Matsuyama - 1979] - M. Nagao et T. Matsuyama,
“Edge preserving smothing”
Computer Vision Graphics and Image Processing vol.9, p.394-407 - 1979
- * - [Néel - 1957] - L. Néel,
“Action de champs magnétiques successifs de caractère aléatoire sur l'aimantation des substances ferromagnétiques”
C.R. Ac.Sc. Paris vol.244, p.2441 - 1957

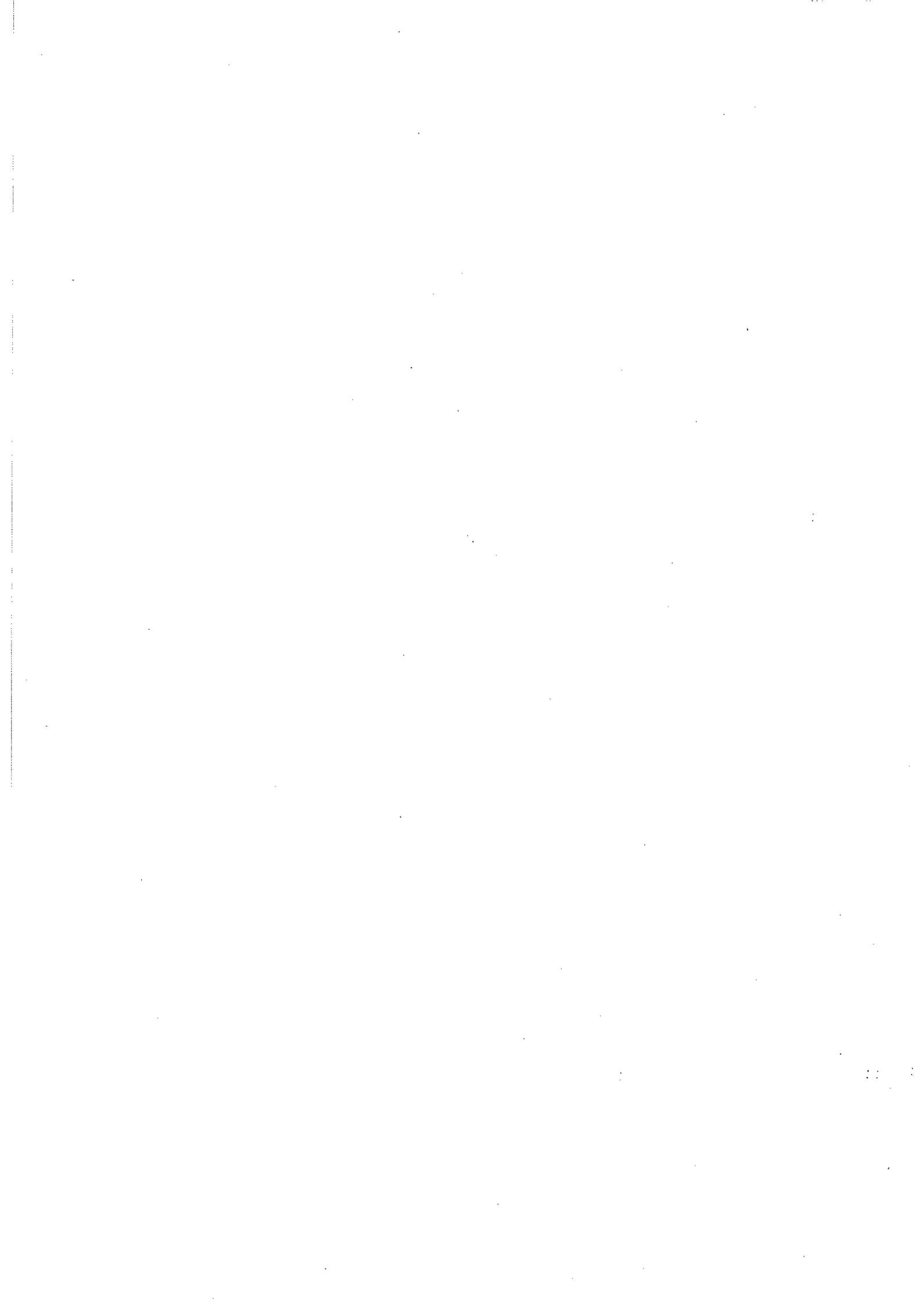
- * - [Nelson - 1986] - D. Nelson,
"Les quasi-cristaux"
 Pour la science vol.Octobre, p.83-92 - 1986
- * - [NIH et Rasband - 1994] - NIH et W. Rasband
"NIH - Image Software"
 vs.:1.55 - Macintosh - - 1994
- * - [Okuno, et al. - 1988] - H. Okuno, H. Murai et Y. Sakaki,
"Image Processing system for magnetic domain observation"
 Journal Applied Physics vol.64, p.6014-6016 - 1988
- * - [Olive, et al. - 1994] - E. Olive, P. Molho et J. L. Porteseil
"Dipolar intercatons in 2D lattices"
 Warsaw - 1994
- * - [Pavlidis - 1978] - T. Pavlidis,
"A Review of Algorithms for Shape Analysis"
 Computer Graphics and Image Processing vol.n°7, p.243-258 - 1978
- * - [Pavlidis - 1987] - T. Pavlidis
"Algorithms for graphics and image processing"
 Computer Science - Berlin - 1987
- * - [Petit - 1993] - P. A. Petit
*"Structures macro-organisées et processus irréversibles :
 Modulations de surface d'un film de ferrofluide. Etats de parois dans les mémoires
 à lignes de Bloch."*
 PhD Thesis: Spécialité Physique - Université Joseph Fourier - Grenoble I - 1993
- * - [Petit, et al. - 1992] - P. A. Petit, M. P. d. Albuquerque, V. Cabuil et P.Molho,
"Evolutions of the domain-like pattern in a film of ferrofluid in normal fields."
 Journal of Magnetism and Magnetic Materials vol.113, p.127-131 - 1992
- * - [Petit, et al. - 1993] - P. A. Petit, M. P. d. Albuquerque, V.Cabuil et P.Molho,
*"Patterns in a ferrofluid film under normal fields: shape of thickness modulation
 and hysteresis."*
 Journal of Magnetism and Magnetic Materials. vol.122, p.271-276 - 1993
- * - [Pratt - 1978] - W. K. Pratt
"Digital Image Processing"
 J. Wiley - New York - 1978
- * - [Rasure, et al. - 1990] - J. Rasure, D. Argiro, T. Sauer et C. Williams,
"Visual language and software development environment for image processing"
 Journal of Imaging System and Technology vol.2, p.183-199 - 1990
- * - [Rekveldt - 1971] - M. T. Rekveldt,
*"Neutron depolarisation as a method to determine the magnetization, the mean
 domain size and the mean square components of the inner magnetization of
 ferromagnets"*
 Journal de Physique, Coloque C1 vol.32, p.579-581 - 1971
- * - [Ridler et Calvard - 1978] - Ridler et Calvard,
"Picture Thresholding Using an Iterative Selection Method"
 IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics - 1978
- * - [Rivier - 1979] - N. Rivier,

"Disclination lines in glasses"
Philosophical Magazine A vol.A, p.859-868 - 1979

- * - [Rosenblat - 1962] - F. Rosenblat
"Principes of Neurodynamics"
- New York - 1962
- * - [Rosenfeld - 1989] - A. Rosenfeld,
"Computer Vision : A source of models for biological visual process"
IEEE Transactions on Biomedical Engineering vol.36, p.93-96 - 1989
- * - [Rosenfeld - 1993] - A. Rosenfeld,
"Image Analysis and Computer Vision : 1993"
Computer Vision Graphics and Image Processings vol.59, p.367-404 - 1993
- * - [Rosensweig - 1985] - R. E. Rosensweig
"Ferrohydrodynamics"
Cambridge University Press - - 1985
- * - [Serra - 1982] - J. Serra
"Image Analysis and Mathematical Morphology, volume 1"
Academic Press - Paris - 1982
- * - [Serra - 1988] - J. Serra
"Image Analysis and Mathematical Morphology, volume 2"
Academic Press - London - 1988
- * - [Seul, et al. - 1991] - M. Seul, J. Sammon et L. R. Monnar,
"Image of fluctuations domaines shapes: Methodes of image analysis and their implementation in a personal computing environnement"
Rev. Scientific Instrumentation - vol.62 - 3 - p.784 - 1991
- * - [Smith - 1952] - C. S. Smith,
"Grain shapes and other metallurgical application of topology"
Metal Interfaces (American Society for Metals : Cleveland) p.65-108 - 1952
- * - [Snyder, et al. - 1990] - W. Snyder, G. Bilbro, A. Logenthiran et S. Rajala,
"Optimal thresholding - a new approach"
Pattern Recognition Letters vol.11, p.803-810. - 1990
- * - [Sugiyama et Shirae - 1982] - K. Sugiyama et K. Shirae,
"A CCD image sensor and a microcomputer make magnetic domain observation clear and convenient"
Journal Applied Physics vol.53, p.8380-8382 - 1982
- * - [Tonomura - 1983] - A. Tonomura,
"Observation of magnetic domain structures in thin ferromagnetic films by electron holography"
Journal of Magnetism and Magnetic Materials vol.31-34, p.963-969 - 1983
- * - [Vigoureux - 1993] - J. M. Vigoureux,
"Optique et imagerie électronique : Microscopie optique à champ proche"
Image de la Science - Editions du CNRS - p.86-93 - 1993
- * - [Walter et Berns - 1989] - R. J. Walter et M. W. Berns,
"Digital Image processing and analysis"
Video Microscopy - P. Press - New York - p.327-392 - 1989

- * - [Weaire - 1974] - D. Weaire,
 "Some remarks on the arrangements of grains in a Polycrystal"
 Metallography vol.7, p.157-160 - 1974
- * - [Weaire et Rivier - 1984] - D. Weaire et N. Rivier,
 "Soap, Cells and Statistics - Random Patterns in Two Dimensions"
 Contemp. Physics vol.25, p.59-99 - 1984
- * - [Wernet - 1991] - M. P. Wernet,
 "Two-dimensional particle displacement tracking in particle imaging velocimetry"
 Applied Optics vol.30, p.1939-1846 - 1991
- * - [Weszka - 1978] - J. S. Weszka,
 "A survey of threshold selection techniques"
 Computer Vision Graphics and Image Processing vol.7, p.259-265 - 1978
- * - [Wolfe et North - 1974] - R. Wolfe et J. C. North,
 "Planar domains in ion-implanted magnetic bubble garnets revealed by ferrofluid"
 Appl. Phys. Lett. vol.25, p.122 - 1974
- * - [Yamashita et Ibaraki - 1986] - M. Yamashita et T. Ibaraki,
 "Distance defined by neighborhood sequence"
 Pattern Recognition vol.19, p.237-246 - 1986
- * - [Zhang et Suen - 1984] - T. Y. Zhang et C. Y. Suen,
 "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns"
 Comm. ACM vol.27, p.236-239 - 1984





Abstract

“IMAGE PROCESSING AND MAGNETIC PATTERNS”

The study of magnetic patterns requires many observations techniques. Image processing plays an important role in the quantitative analysis of such patterns and in the interpretation of their spatial arrangements. In this thesis we are interested in 3 different magnetic systems : cellular structures, thickness modulation in a ferrofluid film and different states of an array of compass needles. These structures have in common the presence of dipolar interactions which leads to the existence of a number of metastables states and hysteresis phenomena.

In the first part we give an overall presentation of image processing with special emphasis place on the system which we studied.

The second part is devoted to cellular magnetic structures. These are obtained from an array of magnetic bubbles in a garnet thin film and present numerous analogies with soap bubble arrays. We have developed image analysis procedures which enable these evolution of the cellular structures (number and size of cells, vertices, topological relations, deformations, magnetisation, ...) to be characterised. Under the influence of magnetic field cycles these structures relaxes towards an equilibrium state. We have characterised this relaxation and have tried to relate it to the local evolution processes : collapse of small bubbles and reorganisation of vertices.

For the case of ferrofluids we have studied the thickness modulation which results from a competition between magnetic energy and stabilising terms such as surface energy and gravity. Image processing enables us, on the one hand, to analyse the observed structure, and on the other hand, to determine the form of the modulation from a measure of light absorption, both as function of applied magnetic field. One can thus investigate the energy terms which stabilise the interfaces.

Finally, for the case of the array of compass needles, image processing was used to measure the orientation of the needles which therefore enables all parameters which quantify the system to be obtained : domains sizes, magnetisation, total energy ...

Key-words : image processing,
magnetic domains,
cellular structures,
irreversible processes,
absorption measurements.

Resumo

“PROCESSAMENTO DE IMAGENS E PADRÕES MAGNÉTICOS”

Os métodos de observação são muito importantes no estudo da física de domínios magnéticos. O processamento de imagens torna-se importante quando procuramos interpretar de forma quantitativa as estruturas espaciais observadas. Esta tese trata de três sistemas magnéticos : estruturas celulares, modulações de um filme de ferrofluido e as diversas configurações de uma rede de agulhas magnéticas. Todas as estruturas observadas tem em comum a presença de interações dipolares que levam à existência de vários estados energéticos metaestáveis e a fenômenos de histereses.

Numa primeira parte, são apresentadas as técnicas gerais do processamento de imagens e os diversos aspectos adaptados aos sistemas por nós estudados.

A segunda parte é dedicada especificamente a estrutura celular magnética. Ela é obtida à partir de uma organização em bolhas magnéticas em um filme de garnet, e apresenta vários comportamentos que são observados em outros sistemas complexos, como por exemplo numa rede de bolhas de sabão. O desenvolvimento de diferentes métodos de processamento de imagens possibilita caracterizar a estrutura (área e quantidade de células, vértices, relações de topologia, magnetização, deformações, ...) e desta forma analisar a sua evolução. A partir de uma sequência de ciclos de campo magnético a estrutura apresenta um comportamento de relaxação em direção à um estado de equilíbrio. Caracterizamos esta relaxação e tentamos associá-la ao processo de reorganização local durante a evolução da estrutura, i.e., ao desaparecimento das células pequenas e à reorganização dos vértices.

No segundo sistema estudamos um fenômeno de modulação da superfície de um filme de ferrofluido. Esta modulação resulta da competição entre os termos de energia magnética e estabilizantes (tensão superficial e gravidade). O processamento de imagens permite inicialmente uma análise da estrutura espacial (frequência espacial e ordem) e em seguida uma análise da forma das modulações, ambas em função do campo magnético aplicado. A análise de formas é essencialmente feita através de técnicas de absorção da luz, onde podemos estabelecer uma ordem de grandeza aos termos de energia que estabilizam a interface.

O processamento de imagens é também a ferramenta que permite analisar quantitativamente uma rede de agulhas magnéticas. Podemos medir, à partir da imagem; parâmetros como : magnetização, domínios, energia

Palavras - chaves: processamento de imagens,
domínios magnéticos,
estrutura celular,
processo irreversível,
medidas por absorção.

Résumé

La physique des domaines magnétiques fait beaucoup appel aux méthodes d'observations. Le traitement d'images joue un rôle important dans l'analyse quantitative et dans l'interprétation des organisations spatiales observées. Dans cette thèse on s'intéresse à trois systèmes magnétiques différents, les structures cellulaires, les modulations d'épaisseurs dans un film de ferrofluide et les multiples états des réseaux d'aiguilles aimantées. Ces structures ont en commun la présence d'interactions dipolaires qui conduisent à l'existence d'états métastables et à des phénomènes d'hystérésis.

Dans une première partie, on présente les techniques générales de traitement d'images et les aspects plus spécifiquement adaptés aux systèmes que l'on étudie.

La deuxième partie est consacrée à la structure cellulaire magnétique. Elle est obtenue à partir d'un réseau de bulles dans une couche de grenat et présente de nombreuses analogies avec les réseaux de bulles de savon. Nous avons développés de procédures d'analyses d'images qui permettent de caractériser ces structures cellulaires (nombre et taille de cellules, noeuds, relations topologiques, déformations, aimantation, ...) et d'en déduire leur évolution. Sous l'effet de cycles de champ, elle relaxe vers l'état d'équilibre. Nous avons caractérisé cette relaxation et essayé de la relier aux processus locaux d'évolution : collapse des petites bulles et réorganisation des noeuds.

Dans le ferrofluide on étudie les modulations d'épaisseurs résultant d'un compromis entre les termes d'énergie magnétique et les termes stabilisants, tension de surface et gravité. Le traitement d'images permet d'une part d'analyser les structures observées, en fonction du champ, d'autre part de déterminer la forme des modulations par une mesure d'absorptions de lumière. On peut ainsi accéder aux termes d'énergie stabilisant les interfaces.

Dans le cas du réseaux d'aiguilles aimantées, le traitement d'images est utilisé pour mesurer les angles des aiguilles et donne donc accès à toutes les quantités caractérisant le système : aimantation, taille de domaines, énergie etc.

Mots-clés : traitement d'images,
domaines magnétiques,
structure cellulaire,
processus irréversible,
mesure d'absorption.

