

N° d'ordre :

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE & POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR & DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DJILLALI LIABES
FACULTE DES SCIENCES EXACTES
SIDI BEL ABBÈS

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

Mokadem Djelloul

Spécialité : Informatique

Option : Systèmes d'information et de Connaissances

Intitulée

**Image Mining : application aux images
de télédétection**

Soutenue le : 04/07/2018

Devant le jury composé de :

Président : Mr Boukli Hacene Sofiane M.C.A Université de Sidi Bel Abbès

Examineurs : Mr Belalem Ghalem Professeur Université d'Oran 1
Mme Hamdadou Djamila M.C.A Université d'Oran 1
Mme Ben Naoum Farah M.C.A Université de Sidi Bel Abbès

Directeur de thèse : Mr Amine Abdelmalek Professeur Université de Saida

Co-Directeur : Mr Elberrichi Zakaria Professeur Université de Sidi Bel Abbès

Année universitaire : 2017/2018

ملخص

نعالج في هذه الأطروحة طرق استخراج المعلومات من صور الاستشعار عن بعد الإيجابي والسلبي. نعالج أولاً مشكل الاستخراج الأوتوماتيكي لحدود البنى الجيولوجية المستديرة من صور القمر الاصطناعي ERS-1. للحصول على نتائج جيدة، نستعمل المقاربة المسماة تدفق شعاع الميل. طريقة تدفق شعاع الميل قدمت تصوراً جديداً، للقوة الخارجية القادرة على جذب المنحنى نحو مناطق مقعرة. ثانياً نعالج مشكل استخراج المناطق الحضرية من صور الاستشعار عن بعد متعددة الأطياف للقمر الاصطناعي Landsat 5 والهدف من ذلك هو تحسين التفسيرات البصرية لخبراء الاستشعار عن بعد. لحل هذه المشكلة نقترح استخدام الخوارزميات الجينية لإعداد أفضل العينات التي ستستعمل لاحقاً لتدريب خرائط كوهنين ومن ثم تتم تجزئة الصور بأفضل طريقة ممكنة لاستظهار المناطق الحضرية.

كلمات مفتاحية: استخراج المعلومات، الاستشعار عن بعد، البنى الجيولوجية المستديرة، تدفق شعاع الميل، مناطق حضرية، الخوارزميات الجينية، خرائط كوهنين.

Résumé

Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'extraction de l'information à partir des images de télédétection active et passive.

Nous traitons en premier lieu l'extraction automatique des contours des structures géologiques circulaires sur des images de télédétection radar ERS-1. Pour ce faire, nous adoptons le modèle Flux du Vecteur Gradient qui a introduit un nouveau concept de force externe capable d'attirer la courbe vers des régions concaves.

En deuxième lieu, nous traitons le problème de détection de zones urbaines sur des images satellitaires multi-spectrales Landsat 5 afin d'améliorer les interprétations visuelles des images par des experts en télédétection. Nous proposons d'utiliser des algorithmes génétiques pour préparer les meilleurs échantillons. Ces échantillons seront utilisés pour entraîner les cartes de Kohonen pour une classification ultérieure d'une image satellitaire multi-spectrale.

Mots clés : extraction de l'information, télédétection, structures géologiques circulaires, Flux du vecteur gradient, zones urbaines, algorithmes génétiques, cartes de Kohonen.

Abstract

In this thesis, we are interested in the extraction of information from active and passive remote sensing images.

We first deal with the automatic extraction of the contours of the circular geological structures on ERS-1 radar remote sensing images. For the characterization of these structures, we use the Gradient Vector Flow Model which has introduced a new concept of external force capable of attracting the curve towards concave regions.

Secondly, we deal with the problem of detection of urban areas from Landsat 5 multi-spectral satellite imagery. The aim is to improve visual interpretations of images by remote sensing experts. To improve the clustering process, we suggest to use genetic algorithms to prepare the best samples. These samples will be used to train Kohonen maps for later classification of a multi-spectral satellite image.

Key words: information extraction, remote sensing, circular geological structures, Gradient Vector Flow, urban areas, genetic algorithms, Kohonen maps.

Dédicaces

Je dédie ce travail à ma famille, et surtout à ma chère

fille Hiba ;

A mes frères et sœurs ;

A ma grande famille si nombreuse ;

Aux familles Tahir , Aissani et Medjahed ;

A mes amis, collègues de travail, et à mes étudiants.

Remerciements

Mes remerciements vont à toutes les personnes qui ont contribué à l'aboutissement de ce travail et tout d'abord au Pr Abdelmalek Amine pour son soutien sans limites, son encouragement et son dévouement aussi ;

Au Pr Zakaria Elberrichi qui m'a honoré par son accord de codiriger ce travail ; je le suis très reconnaissant aussi grâce à son aide, ses orientations et ses conseils ;

Je tiens à remercier Mr David Helbert pour son accueil dans son laboratoire XLIM de l'université de Poitiers et pour sa participation au travail réalisé ;

Je tiens à remercier vivement les membres du jury composé de : Mme Djamila Hamdadou, Maitre de conférences à l'université d'Oran1 ; Mme Farah Ben Naoum, Maitre de conférences à l'université Djillali Liabes de Sidi Belabbes ; Mr Ghalem Belalem, Professeur à l'université d'Oran1 et Mr Sofiane Boukli Hacene, Maitre de conférences à l'université Djillali Liabes de Sidi Belabbes en tant que président du jury, d'avoir accepté d'examiner ce travail ;

Je n'oublierai à jamais le soutien sans limites de mes frères et amis qui sont nombreux ;

Enfin j'exprime une profonde reconnaissance à tous ceux qui ont subi le quotidien de ce travail avec patience, dévouement et une bonne humeur.

Table des matières

ملخص	
Résumé	
Abstract.....	
Abréviations.....	
Liste des figures.....	
Liste des tableaux	
1. Introduction Générale	2
1.1 La télédétection un outil d'extraction de l'information	2
1.2 La télédétection un outil d'aide à la décision	4
2 Problématique et objectifs	6
3 Contributions	8
4 Organisation de la thèse	9

Chapitre 1 : Télédétection

1.1 Introduction.....	12
1.2 Définition et enjeux de la télédétection	12
1.3 Le processus de télédétection	14
1.4 Principes de la télédétection spatiale.....	15
1.4.1 Le rayonnement électromagnétique	15
1.4.2 Les ondes électromagnétiques	16
1.4.3 Rayonnement et énergie	17
1.4.4 Le spectre électromagnétique.....	18
1.5 Applications de la télédétection	20
1.6 Les vecteurs et les capteurs	22
1.6.1 Les vecteurs.....	22
1.6.2 Les capteurs.....	24
1.7 Imagerie satellitaire	24
1.7.1 Structure d'une image satellitaire	25
1.7.2 Codage des valeurs	25
1.7.3 Différents types de résolutions en télédétection spatiale	26
1.7.4 Représentation des signatures spectrales	26

1.7.5 L'histogramme.....	28
1.8 Analyse et traitement numérique des données de télédétection.....	29
1.9 Conclusion.....	30

Chapitre 2 : Techniques d'optimisation et d'extraction de l'information

2.1 : Les algorithmes génétiques.....	33
2.1.1 Introduction.....	33
2.1.2 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique	35
2.1.3 Variantes.....	36
2.1.3.1 Codage.....	36
2.1.3.2 Population initiale.....	38
2.1.3.3 Évaluation : fitness.....	39
2.1.3.4 Critère d'arrêt	40
2.1.3.5 Sélection.....	40
2.1.3.6 Croisement	42
2.1.3.7 Mutation.....	45
2.1.4 Conclusion.....	46
2.2 : Les réseaux de neurones.....	47
2.2.1 Introduction.....	47
2.2.2 Histoire des réseaux de neurones artificiels	48
2.2.3 Définition.....	50
2.2.4 Fondement biologique.....	50
2.2.4.1 Le fonctionnement d'un neurone.....	52
2.2.5 Le neurone formel	53
2.2.6 Architecture des réseaux de neurones.....	55
2.2.6.1 Réseaux multicouches (feed-forward)	56
2.2.6.2 Réseaux à connexions locales	56
2.2.6.3 Les réseaux de neurones récurrents (feed-back).....	57
2.2.6.4 Les réseaux de neurones à connexion totale	57
2.2.7 Apprentissage des réseaux de neurones	57
2.2.7.1 Définition.....	57
2.2.7.2 Techniques d'apprentissage	58
2.2.8 Les réseaux de Kohonen.....	59
2.2.9 Confection d'un réseau Kohonen.....	61

2.2.9.1	Echantillonnage	61
2.2.9.2	Architecture du réseau	62
2.2.9.3	Apprentissage du réseau.....	62
2.2.10	Conclusion.....	64
2.3 :	Les contours actifs	65
2.3.1	Introduction.....	65
2.3.2	Le modèle classique de contours actifs (<i>Snakes</i>).....	66
2.3.2.1	Energies du <i>snake</i>	67
2.3.3	Limites et améliorations proposées dans la littérature	69

Chapitre 3 : Télédétection des structures géologiques circulaires

3.1	Problématique et objectifs	72
3.2	Comportement des contours déformables traditionnels	74
3.2.1	Equation d'équilibre de forces généralisée.....	76
3.3	Le contour actif Flux du Vecteur Gradient	77
3.3.1	Carte de contours	78
3.3.2	Flux du vecteur gradient (Gradient Vector Flow)	79
3.3.3	Schéma Numérique.....	81
3.4	Implantation du modèle déformable GVF.....	83
3.5	Expérimentation du modèle de contours déformables GVF.....	85
3.6	Application du modèle GVF sur des images satellitaires.....	89
3.6.1	Présentation de la zone test.....	89
3.6.2	Présentation des images utilisées	90
3.6.3	Résultats obtenus sur l'image radar ERS-1	91
3.6.4	Discussion.....	93
3.7	Conclusion.....	94

Chapitre 4 : Télédétection des zones urbaines

4.1	Etat de l'art	97
4.2	Problématique et Objectifs	98
4.3	L'approche adoptée.....	99
4.3.1	Les Algorithmes génétiques	102
4.3.1.1	Conception d'un algorithme génétique.....	102
4.3.1.2	Détails d'implantation.....	103
4.3.1.3	Les étapes du processus d'Algorithme génétique.....	105

4.3.2	Les cartes de Kohonen.....	106
4.3.2.1	Configuration du réseau de Kohonen.....	107
4.3.2.2	Apprentissage.....	109
4.3.2.3	Tests et validation.....	109
4.3.2.4	Les étapes de l'algorithme de la carte de Kohonen.....	109
4.4	Données de télédétection et Traitements	110
4.4.1	Prétraitement et réduction de la taille de l'espace de données	111
4.5	Mise en œuvre et évaluation de l'approche	112
4.5.1	Evaluation des résultats	112
4.5.1.1	Mesure de Validité (Validity Measure VM).....	112
4.5.1.2	Indice Davies-Bouldin (DBI)	113
4.6	Discussion des résultats.....	114
4.7	Conclusion.....	118
	Conclusion générale	121
	Références Bibliographiques	

Abréviations

ACP : Analyse en Composantes Principales.

TM : Thematic Mapper.

AG's : Algorithmes Génétiques.

ES : Evolution Strategies.

LANDSAT : Satellite Américain.

GR: Genetic Residual.

SOM: Self Organizing Maps.

PC : Personnel Computer.

ACP : Analyse en Composantes Principales.

TM: Thematic Mapper.

USGS: United States Geological Survey.

DBI : Davies-Bouldin Index.

GCM : Global Climate Models.

RADAR : RADio Detection And Ranging.

SW : Short Waves.

LW : Long Waves.

FM : Frenquency Modulation.

NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration.

SPOT : Satellite Pour l'Observation de la Terre.

RSO : Radar à Synthèse d'Ouverture.

ASR : Aperture Synthetic Radar.

Pixel : Picture Element.

IA : Intelligence Artificielle.

GVF : Gradient Vector Flow.

Liste des figures

Figure 1.1	Processus de Télédétection	15
Figure 1.2	Nature et propagation d'une onde électromagnétique	16
Figure 1.3	Le spectre électromagnétique	18
Figure 1.4	Satellites géostationnaires et satellites à défilements	22
Figure 1.5	Télédétection passive et active	24
Figure 1.6	Signatures et bandes spectrales numériques	28
Figure 1.7	Une image du satellite Landsat et son histogramme	29
Figure 2.1	Organigramme d'un algorithme génétique	36
Figure 2.2	Codage de chromosomes	38
Figure 2.3	Une population de 5 individus représentés par un codage réel	39
Figure 2.4	Croisement en un point de deux chromosomes	42
Figure 2.5	Croisement uniforme	43
Figure 2.6	Croisement d'ordre de base cyclique	44
Figure 2.7	Croisement d'ordre maximal	45
Figure 2.8	Mutation d'un gène de chromosome	45
Figure 2.9	Le cerveau et le neurone biologique	52
Figure 2.10	Version basique d'un neurone formel	54
Figure 2.11	Fonction Heaviside	55
Figure 2.12	Fonction signe	55
Figure 2.13	Fonction sigmoïde	55
Figure 2.14	Réseau de neurones non bouclé (feed-forward)	56
Figure 2.15	Réseau à connexions locales	56
Figure 2.16	Réseau de neurones bouclé (feed-back)	57
Figure 2.17	Réseau et carte de Kohonen	60
Figure 2.18	Apprentissage d'un réseau de Kohonen	63
Figure 2.19	Principe de la segmentation par contour actif. Initialisation du contour, convergence et résultat final	65

Figure 2.20	Contour actif : coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne pour un snake de n points	67
Figure 3.1	(a) Convergence du snake utilisant (b) forces potentielles traditionnelles, et (c) plan rapproché montrant la concavité des frontières.	75
Figure 3.2	Problème de la concavité	76
Figure 3.3	Etapes d'application du modèle GVF sur des images binaires et en niveaux de gris	84
Figure 3.4	Image synthétique bruitée de taille 220 x 203 pixels représentant une structure circulaire à frontière grossière	85
Figure 3.5	Application du filtre bruit gaussien, gradient du filtre bruit gaussien, et filtre gradient	86
Figure 3.6	Champs du vecteur gradient normalisé avec $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.01$, $\mu=0.2$	86
Figure 3.7	a) Initialisation du contour b) contour final (en rouge) de l'objet à détecter	87
Figure 3.8	a) Une structure fermée à frontière discontinue et concave (147x141 pixels) b) Le contour déformable GVF a réussi à détecter les frontières de la cible. $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.00$, $\mu=0.1$	87
Figure 3.9	a) Objet de forme circulaire englobant deux autres objets (350x350 pixels) b) Le contour déformable GVF (en rouge) ne détecte que les frontières externes des objets ce qui permet d'éviter une sur segmentation de l'image. $\alpha= 0.5$, $\beta= 0.00$, $\mu= 0.1$	88
Figure 3.10	Carte géologique de la région de TinFelki (Hoggar Central polycyclique) à l'échelle du 1/200.000ème	90
Figure 3.11	Image radar ERS1 : Granite circonscrit de TIKERTINE de la Région TINFELKI Taille : 400x450 pixels. Résolution : 25 m	91
Figure 3.12	Image ALSAT-1 : Granite circonscrit de TINKERTINE de la Région TINFELKI. Taille : 382 x 325 pixels. Résolution : 32m	91
Figure 3.13	Champ GVF normalisé (image ERS-1)	91
Figure 3.14	Initialisation du contour (image ERS-1)	92

Figure 3.15	Progression du contour déformable (image ERS-1)	92
Figure 3.16	Convergence du polygone déformable vers la frontière de la structure circulaire du Granite circonscrit de TINKERTINE à l'itération 200	92
Figure 3.17	Résultat de l'application du détecteur de Canny sur l'image ERS-1	93
Figure 4.1	Schéma de l'approche adoptée	101
Figure 4.2	Codage des individus	104
Figure 4.3	Topologie et voisinage	108
Figure 4.4	Segmentation de l'image N°1 (San Francisco city, Etats unis d'Amérique)	114
Figure 4.5	Segmentation de l'image N°2 (Saida, Algérie, 2003)	116
Figure 4.6	Segmentation de l'image N°3	117

Liste des tableaux

Tableau 1.1	Domaines d'applications de la télédétection	21
Tableau 1.2	Caractéristiques de certains satellites	23
Tableau 2.1	Terminologie naturelle et celle des algorithmes génétiques	34
Tableau 4.1	Bandes TM de Landsat 5	111
Tableau 4.2	Evaluation des processus de clustering par VM et DBI	118

Introduction générale

1. Introduction Générale

1.1 La télédétection un outil d'extraction de l'information

Depuis l'espace, on peut observer la terre et utiliser ces observations pour prévoir le temps, étudier l'évolution des climats, détecter et suivre des feux de forêt, des nappes de pétrole ou étalement urbain, établir des cartes, etc. et ceci grâce au nouvel outil qui est la télédétection.

La télédétection est la discipline scientifique qui regroupe l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour l'observation, l'analyse, l'interprétation et la gestion de l'environnement à partir de mesures et d'images obtenues à l'aide de plates-formes aéroportées, spatiales, terrestres ou maritimes (Bonn, 1993). Comme son nom l'indique, elle suppose l'acquisition d'informations à distance, sans contact direct avec l'objet détecté. Sa définition officielle est : « elle est l'ensemble des connaissances et des techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci » (CCT, 2018).

La télédétection qui a connu un essor considérable au XIX siècle, intègre les développements les plus récents de la recherche spatiale, de la physique et de l'informatique pour constituer aujourd'hui l'un des outils les plus puissants et les plus flexibles pour la gestion du milieu, la planification et le développement économique. Comme elle fait appel à des techniques en évolution rapide dans un monde en changement, ses possibilités d'applications sont en croissance constante et l'on découvre de plus en plus de domaines où elle peut avantageusement remplacer des méthodes traditionnelles de longues durées, coûteuses et fastidieuses, ou encore intervenir comme un outil complémentaire qui améliore l'efficacité des méthodes conventionnelles éprouvées.

Elle constitue aussi un outil qui permet l'extraction d'informations sur la structure ou la composition de la surface de la terre. À partir de la réflectance spectrale, les données multi-spectrales peuvent fournir de l'information sur la composition lithologique des roches. Cette dernière est souvent combinée à d'autres données pour l'extraction d'autres informations complémentaires.

Le radar, autre type de télédétection active, fournit de l'information sur la rugosité et la géométrie de la surface. Il est très utile, surtout quand il est combiné avec des données provenant d'autres sources d'informations comme par exemple les données optiques pour produire une représentation complémentaire et détaillée du relief.

La télédétection n'est pas limitée aux applications géologiques directes. Elle est encore utilisée dans la planification et la logistique, comme la planification de routes d'accès dans une région minière, et dans la création de cartes de base sur lesquelles les données géologiques peuvent être superposées. Ainsi, elle a conduit à des résultats intéressants dans plusieurs domaines de la géologie.

D'autre part, depuis des décennies, les satellites fournissent aux thématiciens de la télédétection des images de plus en plus nombreuses et de plus en plus riches. Ce qui rend l'extraction des informations contenues dans ces images de plus en plus difficile et complexe, cela conduit à l'utilisation des techniques relevant de domaines méthodologiques très divers : analyse et traitement d'images, reconnaissance de formes et intelligence artificielle.

En analyse d'images satellitaires, la segmentation des images satellitaires est une opération importante dans le traitement des données satellitaires. Elle permet aux thématiciens d'étudier à distance divers phénomènes très larges dans le globe terrestre après reconnaissance des thèmes présents sur l'image. Ces thèmes peuvent être mis en évidence facilement après avoir effectué une segmentation de l'image, on peut par suite effectuer des mesures plus ou moins précises, ces mesures peuvent être consolidées par des vérités terrain lors d'une phase de validation.

De ce fait, la segmentation est une étape indispensable en traitement d'images puisqu'elle conditionne la qualité de l'interprétation et par conséquent la prise de décision qui sera effectuée sur la base des informations extraites de l'image plus tard. Donc, la qualité de l'interprétation dépend fortement de celle de la segmentation.

Le processus de segmentation consiste à extraire des primitives ou des informations structurées de haut niveau (labellisées) permettant de reconnaître et de comprendre certains phénomènes. Ainsi, il n'existe pas dans la littérature une technique de segmentation appropriée (baguette magique) qui permet de résoudre tous les problèmes avec des réglages empiriques de paramètres. Le choix de la technique et le

réglage des paramètres qui s'en suit dépendent étroitement de la nature du problème à résoudre et implicitement la nature des données à traiter, il s'agit dans notre cas de déceler le tissu urbain sur des images de télédétection spatiale complexes et bruitées de nature.

1.2 La télédétection un outil d'aide à la décision

En Géologie : L'extraction automatique de structures géologiques circulaires à partir des images de télédétection active telles que les images Radar ERS-1, fournissent aux professionnels de la prospection minière des éléments de réponse fiables sur la présence de certains minerais dont l'existence en grande quantité est corrélée à la forme de la structure géologique à détecter, d'où l'importance de certaines formes de structures, notamment les structures géologiques circulaires. La télédétection active est devenue du coup, un vrai support d'informations qui peut aider les géologues à établir des cartes beaucoup plus précises et détaillées qui couvrent de larges zones de la croûte terrestre. Son atout majeur est la capacité des ondes radar à pénétrer le sol et surtout le sable jusqu'à 5 mètres ce qui permet de mettre en relief même certaines parties cachées du sol terrestre.

En Urbanisme : « Sprawl is like the weather in that everyone talks about it, but no one does anything about it » (Thompson, 1993). L'étalement urbain est comme la météo, tout le monde en parle mais personne n'y peut faire face. Un dire de Brendt Thompson qui récapitule le paradoxe dans lequel vit l'humanité aujourd'hui.

Un phénomène qui s'amplifie d'une année à l'autre accompagnant les besoins grandissants de l'humanité en pleine croissance démographique et qui ne cesse d'accroître chaque décennie de deux chiffres dépassant ainsi le taux de développement économique mondial (ONU, 2018). Notre planète devient par suite de plus en plus étouffée par le nouveau modèle de sociétés qui a changé remarquablement ces trois dernières décennies donnant lieu à des sociétés de consommation par excellence et aussi à un basculement drastique des valeurs. Les gouvernements s'engagent dans une course de construction de logements et d'infrastructures pour satisfaire les besoins grandissants des nouvelles générations devenues exigeantes en matière de confort et de liberté.

D'une part, le droit absolu des personnes au logement et au cadre de vie est devenu inexorablement une revendication banale et naturelle, ce qui pousse les gouvernements, les administrations locales et les particuliers à déboursier des budgets colossaux chaque année pour préparer des assiettes foncières et bâtir de nouveaux logements et infrastructures au milieu du tissu urbain, dans son voisinage immédiat ou dans de nouvelles assiettes plus ou moins lointaines de la ville.

D'autre part, l'expansion urbaine est perçue comme une tendance à combattre. Car elle se fait des fois au détriment d'autres thèmes vitaux pour le bien être des humains tels que les forêts, les cultures, les plans d'eau, les réserves naturelles, etc. En revanche, l'étalement urbain peut lui-même être menacé par des phénomènes avoisinants, tels que l'érosion côtière, les glissements de terrains, les volcans, les infrastructures radioactives...etc.

D'où la nécessité d'étudier le tissu urbain et son expansion à une échelle globale tous azimuts en essayant de consolider les méthodes classiques (cartes, plans, vue aérienne, etc.) qui ont naturellement une vision peu limitée sur les plans espace-temps ce qui entrave la compréhension globale du phénomène étudié. La télédétection urbaine offre la possibilité d'une vision globale et répétitive du thème urbain, c'est une source de données fréquentative, fiable, crédible et très riche, ce qui nous permet d'analyser le tissu urbain d'un œil aussi large et précis et par suite d'appréhender la gravité du phénomène étudié à travers des images satellitaires de haute résolution spatiale. L'analyse objective de ces images multi-spectrales ainsi que l'étude de tous les autres facteurs impactant le phénomène étudié aboutiront certainement à des vérités qui vont aider les différents acteurs du secteur urbain à prendre les bonnes décisions, car le thème urbain est un sujet transversal, dans lequel plusieurs secteurs, champs d'observation et acteurs de l'aménagement et de l'urbanisme interviennent. De ce fait, la télédétection s'est imposée comme un outil d'aide à la décision et un champ d'action commun et unificateur entre les différents services en charge des problèmes d'urbanisme et d'aménagement compte tenu du cloisonnement avec lequel fonctionnent généralement ces derniers.

2 Problématique et objectifs

Les images de télédétection sont de nature des images très bruitées. Elles présentent différents types de bruit : un bruit intrinsèque lié au matériel d'acquisition lui-même car engendré par les capteurs des satellites, et un autre extrinsèque lié aux contraintes atmosphériques et climatiques au moment de l'acquisition de l'image. Ces bruits sont généralement atténués lors de la phase de prétraitement, car il est impossible de les supprimer définitivement.

De ce fait, la détection des zones urbaines sur des images satellitaires devient une tâche ardue, car en plus de la complexité des données satellitaires elles-mêmes, les espaces suburbains sont très souvent très hétérogènes et soumis à des changements brusques et irréguliers dans le temps et l'espace, ce qui aggrave la complexité des tâches d'analyse et d'extraction des informations utiles à partir de ces espaces.

Imager à distance, par un capteur satellitaire, des zones urbaines à des périodes différentes pourrait contribuer davantage à la compréhension et l'analyse de certains phénomènes étendus liés au thème urbain, notamment l'étalement urbain au détriment des cultures et des forêts ou l'érosion côtière par exemple. Le choix du capteur et des canaux, comme source de données satellitaires est une autre problématique qui surgit à chaque fois, qu'on est confronté à résoudre un problème particulier. En réalité, y'a pas de compromis magique qui permet de lancer une analyse pointue et objective sur une base solide de tous les problèmes, notamment celui de la détection des zones urbaines. On peut même parfois faire recours à plusieurs types de capteurs et à différents packs de canaux dans le même domaine d'études. Tout dépend de ce qu'on veut réaliser exactement. Dans notre cas, nous allons opter pour l'imagerie Landsat de haute résolution spatiale (30 mètres) qui va nous permettre d'étudier l'ampleur du phénomène avec une vision globale, sans pour autant analyser les détails du tissu urbain : bâti, routes, et autres infrastructures.

Dans ce travail, nous nous intéressons à la détection des zones urbaines sur des images multi-spectrales du capteur Landsat. L'objectif est d'améliorer les interprétations visuelles des images faites par des experts en télédétection. Ces interprétations dépendent fortement de la qualité de la segmentation qui dépend elle-même de la qualité de l'apprentissage basé sur des exemples sélectionnés lors de la phase

d'échantillonnage. En réalité, un expert en télédétection doit préparer attentivement ces échantillons, car leur qualité va conditionner tout le reste du processus de segmentation. La sélection de ces exemples est évidemment une opération très délicate et très importante, ces exemples élus doivent être de vrais représentatifs et reflètent fidèlement les caractéristiques communes des groupes pour lesquels ils sont censés représenter. Tout manque de précision dans la sélection affecte incontestablement l'opération d'apprentissage. L'entraînement du modèle classificatoire va être piégé par les plus mauvais exemples, ce qui va conduire sûrement à une mauvaise classification et cela quel que soit la puissance et la crédibilité de la technique classificatoire. Nous n'allons pas prendre en considération la contrainte spatio-temporelle, car ni le temps de convergence de l'algorithme de classification, ni l'espace requis pour stocker les données ne constitue une problématique dans notre cas. Ces deux facteurs sont évidemment impactés par la complexité de l'algorithme de classification lui-même, par la taille et le nombre de structures à utiliser. Il s'agit ici de perfectionner le processus de segmentation sur le plan qualité seulement.

Donc, pour mener intégralement un processus de clustering (segmentation) crédible et correct, il y'a toute une série de formalités à respecter :

- Une sélection méticuleuse des échantillons censés représenter les groupes identifiés sur l'image, cette opération doit être faite par un expert de télédétection. Ce dernier suit théoriquement une méthodologie bien précise : validation du choix de ces exemples à travers des visites sur terrain si accessible, ou en usant de son expertise cumulée.
- Choisir et entraîner le modèle classificatoire le plus adéquat à la nature des données en utilisant les meilleurs échantillons de la phase de sélection manuelle. Cet apprentissage doit aboutir enfin à une configuration optimale du modèle classificatoire, il sera ainsi capable de catégoriser correctement les entrées du modèle tout seul sans la moindre intervention humaine. Le recours aux techniques de Machine Learning plutôt que celle du Deep Learning est inévitable pour le moment ; On n'est pas encore capable de faire apprendre la machine à extraire automatiquement les caractéristiques ou les attributs d'un objet observable (pixel). Cette tâche de très haut

niveau est pour le moment confiée aux experts de télédétection vu la nature et la complexité des données à traiter.

- Une validation crédible par des mesures mathématiques de validité ainsi qu'une analyse visuelle faite par des experts de télédétection, ces derniers, au moment de la sélection des échantillons découpent les pixels sélectionnés en trois groupes : 60% des pixels pour l'apprentissage, 20% pour la validation et les autres 20% pour les tests.

3 Contributions

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons une approche incarnant un processus de clustering global et correct. Pour cela, nous allons proposer une approche neuro-génétique fondée sur l'idée de faire coupler les algorithmes génétiques et les cartes auto organisatrices de Kohonen pour pouvoir profiter pleinement des avantages de chacune des deux techniques.

Les algorithmes génétiques (AG's dans le reste du manuscrit) appartenant à la famille des algorithmes évolutionnaires et visant à obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, seront utilisés dans le cadre de ce travail à tirer les pixels échantillons les plus optimaux après avoir sélectionné manuellement les premiers pixels représentatifs. Les échantillons ainsi obtenus après avoir exécuté les AG's seront majoritairement fictifs, mais paradoxalement crédibles aux yeux d'une philosophie fondée autour de l'évolution naturelle des espèces qui favorise continuellement la survie des plus aptes. Les nouveaux pixels obtenus et qui viennent enrichir la population initiale des échantillons sont des descendants légitimes et fiables puisqu'ils héritent de tous les meilleurs gènes de leurs réels parents.

Une fois, les populations optimales des échantillons de chacune des régions identifiées sur l'image satellitaire sont conquises, nous allons, injecter les individus de chacune d'elles dans une phase d'apprentissage du modèle neuronal de Kohonen afin d'aboutir à une configuration optimale du modèle qui sera ainsi capable de classifier automatiquement les autres pixels de l'image multi-spectrale.

L'adoption des cartes auto organisatrices de Kohonen (SOM : Self Organizing Map en Anglais) comme outil de classification n'est pas arbitraire. Ces cartes ont prouvé indiscutablement leur efficacité et suprématie à tant de techniques grâce à leur faculté

à s'auto organiser et aussi grâce à leur capacité à éviter les pièges de pixels parasites qui caractérisent toujours les images bruitées telles que les images de télédétection.

Les images multi-spectrales sont caractérisées par leur complexité spectrale et par différents types de bruits inhérents et qui ont été atténués dans une phase précédente de prétraitement.

L'objet observable, dans ce cas, est un pixel représenté comme un vecteur de dimension égale au nombre de canaux constituant l'image multi-spectrale. Cet élément structuré ne pose théoriquement aucun problème aux cartes de Kohonen. Ces dernières, ont fait l'objet d'une quantité importante de publications et nombre d'approches méthodologiques ont été introduites afin de tenter de résoudre le problème de classification, souvent dans des conditions particulières.

Nous allons essayer de démontrer l'efficacité de l'approche par des tests équitables sur des images satellitaires Landsat 5 sur la ville de San Francisco des Etats Unis et sur la ville de Saida d'Algérie. A chaque test, deux techniques seront appliquées pour prouver l'apport et la suprématie de l'approche neuro-génétique, un premier test en appliquant les cartes de Kohonen seulement et un deuxième en appliquant le couple formé des algorithmes génétiques et des cartes de Kohonen.

Nous n'allons pas se contenter d'appliquer l'idée de l'approche pour extraire le tissu urbain, mais nous allons la mettre aussi sous épreuves par des mesures objectives de validation mathématique à savoir : la Validity Measure (VM) et l'indice Davies-Bouldin (DBI). Quant à l'analyse visuelle des résultats obtenus, elle restera toujours loin d'être parfaite, car elle est tributaire de la guise des analystes experts lors du processus de validation sur terrain et par la finesse de la résolution spatiale qui va influencer certainement la surgie de certains détails.

4 Organisation de la thèse

Ce document s'articule en quatre chapitres :

Le premier chapitre explore les différents enjeux et concepts liés à la télédétection active et passive, notamment les domaines d'application de la télédétection, leurs bases physiques ainsi que certains capteurs et vecteurs de télédétection. Ce chapitre

abordera aussi l'importance de l'exploitation des données satellitaires pour l'extraction de l'information utile.

Quant au second chapitre, nous allons déployer un éventail de techniques d'optimisation et de clustering, en particulier les algorithmes génétiques, les cartes de Kohonen et les modèles de contours actifs.

Dans le troisième chapitre, nous allons expliquer l'utilité des modèles déformables GVF dans le processus d'extraction de structures géologiques circulaires sur des images synthétiques et radar de la région de TinFelki Adrar.

Cependant, dans le dernier chapitre qui fait objet d'une publication dont la problématique a été déjà étudiée dans la partie introduction générale, nous allons exposer un état de l'art pour se positionner parmi les travaux déjà réalisés autour de la problématique étudiée, ce petit voyage dans la littérature quoique limité et non exhaustif nous permettra de vérifier avec précaution l'originalité de l'idée ou le travail que nous devons réaliser. Cette partie sera également consacrée au développement et implantation de l'approche proposée ainsi qu'à la validation de cette dernière par des mesures objectives et analyses visuelles des résultats obtenus.

Enfin, la thèse sera clôturée par une conclusion générale, dans laquelle, nous allons exposer les circonstances et les difficultés rencontrées lors de l'élaboration de ce travail, sans pour autant oublier de dégager des remarques et des critiques du travail déjà réalisé et du ce qui devrait être fait comme perspectives.

Chapitre 1

La télédétection

1.1 Introduction

Les premières tentatives de photographie du globe terrestre depuis un ballon, vers le milieu du 19^{ème} siècle, ont sans aucun doute marqué le début de l'observation de la Terre à distance.

Les missions aériennes de ce vingtième siècle ont ensuite permis de constituer une remarquable collection d'archives photographiques, mais il a fallu attendre 1972 pour assister à la mise sur orbite du premier satellite de télédétection, le satellite Landsat 1, capable d'offrir des images multi-spectrales de la Terre vues depuis l'espace, à une altitude de 900 km environ.

Très vite de nombreuses nations ont saisi l'intérêt de pouvoir disposer de moyens d'observation embarqués à bord des satellites dotés de capteurs actifs ou passifs.

En effet, la télédétection est devenue à la fois un outil d'inventaire (en occupation des sols, par exemple), d'analyse (en météorologie, par exemple) et d'aide à la prévision (en agriculture, par exemple) Les principaux enjeux de l'observation de la Terre depuis l'espace sont donc scientifiques, économiques et stratégiques et les missions en dépendent.

1.2 Définition et enjeux de la télédétection

La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la Terre sans contact direct avec celle-ci. La télédétection englobe tout le processus qui consiste à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, à traiter et à analyser l'information, pour ensuite mettre en application cette information. (CCT, 2018)

La télédétection est définie aussi comme la mesure des propriétés des objets sur la surface de la Terre en utilisant des données acquises à partir d'avions et de satellites. C'est donc une tentative de mesurer quelque chose à une distance plutôt que sur site puisque nous ne sommes pas en contact direct avec l'objet d'intérêt par exploitation des ondes propagées ou réfléchies par les objets ciblés de type optique, acoustique ou micro-ondes et captées par les dispositifs de télédétection. (Robert, 2007)

Dans ce manuscrit, nous allons limiter la discussion à la télédétection de la surface de la terre en utilisant des signaux optiques communément appelée télédétection optique ou passive.

Les systèmes de télédétection, en particulier ceux qui sont déployés sur des satellites, fournissent une vue cohérente et répétitive de la terre qui est inestimable pour surveiller les changements à court et à long terme et l'impact des activités humaines. Certaines des applications importantes de la technologie de télédétection sont :

- L'évaluation et la surveillance environnementales (extension urbaine, déchets dangereux) ;
- L'agriculture (état des cultures, prédiction de rendement, érosion des sols) ;
- La météorologie (dynamique de l'atmosphère, prévision météorologique) ;
- La détection et la surveillance des changements globaux (appauvrissement de l'ozone atmosphérique, déforestation, le réchauffement climatique) ;
- La cartographie (topographie, utilisation des terres, génie civil) ;
- L'exploration de ressources non renouvelables (minéraux, pétrole, gaz naturel) ;
- Les ressources naturelles renouvelables (zones humides, sols, forêts, océans) ;
- La surveillance militaire et reconnaissance (politique stratégique, évaluation tactique).

Pour répondre aux besoins des différents utilisateurs de données satellitaires, de nombreux systèmes de télédétection ont été développés, offrant une large gamme de paramètres spatiaux, spectraux et temporels. Certains utilisateurs peuvent avoir besoin de fréquentes couvertures répétitives et très larges avec une résolution spatiale relativement faible comme l'on a besoin dans le domaine de météorologie par exemple. Quant aux utilisateurs de la cartographie par exemple, ils souhaitent obtenir la résolution spatiale la plus élevée possible avec une couverture répétée peu fréquente ; d'autres utilisateurs comme les militaires ont besoin à la fois d'une résolution spatiale élevée et d'une couverture fréquente, ainsi que d'une diffusion rapide d'images pour endosser la surveillance militaire.

Des données de télédétection correctement calibrées peuvent être utilisées pour initialiser et valider de grands modèles informatiques, tels que les modèles climatiques mondiaux (GCM : Global Climate Models), qui essayent de simuler et de prédire

l'environnement terrestre. Dans ce cas, une résolution spatiale élevée peut être indésirable en raison des exigences de calcul, mais un étalonnage précis et cohérent du capteur dans le temps et dans l'espace est indispensable.

1.3 Le processus de télédétection

Le processus de télédétection qui permet d'acquérir des images satellitaires à distance sur la surface de la terre peut prendre plusieurs formes :

- 1- Un processus passif ou optique qui dépend d'une source d'illumination ou d'énergie (principalement le soleil), en l'absence de cette source, il est impossible d'acquérir des images claires de la surface de la terre. Les objets illuminés réfléchissent des rayonnements dans les différentes longueurs d'ondes qui seront ainsi interceptés par le capteur du satellite. Ces ondes réfléchies par les objets sont transformées en des matrices de pixels sur chacun des canaux du capteur. Chaque élément de matrice formera donc un vecteur multidimensionnel donc multi spectral où chaque composante correspond à une réponse spectrale dans un intervalle des longueurs d'ondes bien précis. La disponibilité de la source d'illumination n'est pas suffisante pour acquérir de bonnes images. En fait, les nuages, les fumées des volcans et des feux de forêts par exemple entravent une belle prise de vue par les capteurs passifs. Généralement, la télédétection passive est utilisée dans plusieurs domaines, notamment, la cartographie et l'agriculture.
- 2- Un processus actif qui par des satellites de type Radar, permet d'envoyer des rayonnements jour et nuit sur une partie de la croûte terrestre et constitue une image radar de la surface imagée en fonction de l'écho reçu de chacune des éléments de cette surface, en fonction de sa nature et sa distance par rapport au capteur actifs. L'exploitation de ce processus est très bénéfique surtout dans les domaines militaires et de prospection minière car il ne dépend pas d'une source d'illumination et n'est jamais embarrassé par les nuages ni les fumées et de plus l'onde radar peut pénétrer jusqu'à 5 mètres sous le sable des dunes par exemple (Mokadem, 2013), comme elle peut pénétrer dans certaines conditions le sol et les bâtis (Anne, 2008).

Cependant, le rayonnement émis ou rétrodiffusé est toujours altéré par l'interaction avec l'atmosphère dans les deux sens du trajet du rayonnement. (Voir figure 1.1)

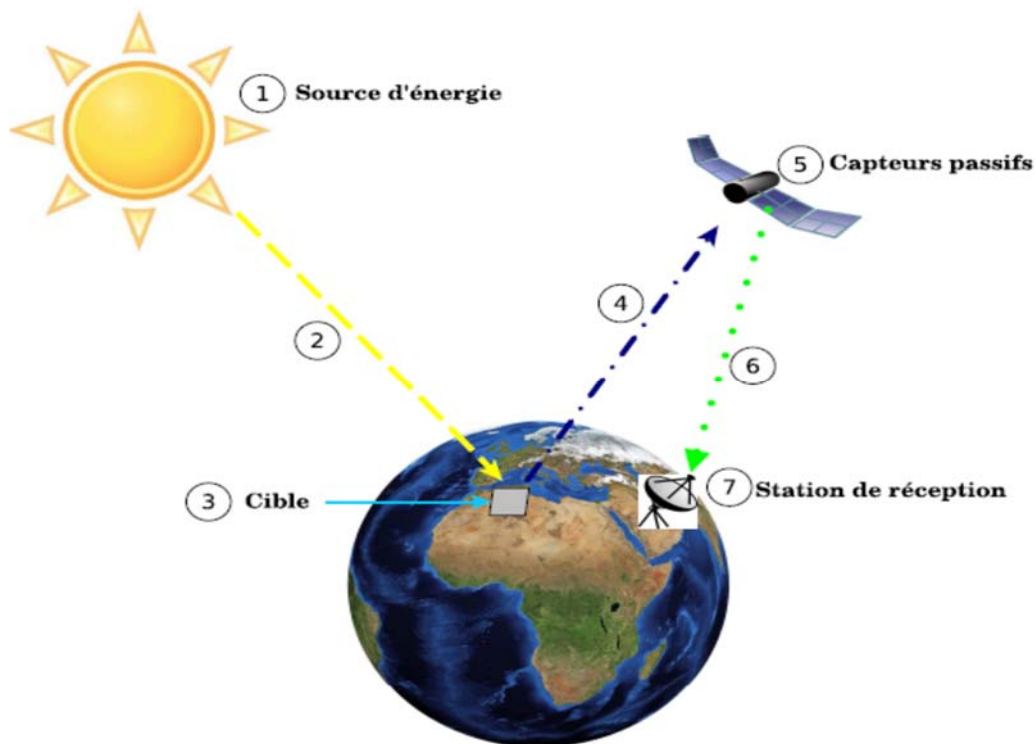


Figure 1.1 : Processus de Télédétection. (Chadli, 2017)

1.4 Principes de la télédétection spatiale

La télédétection utilise les propriétés du rayonnement électromagnétique pour analyser à distance la surface du sol, de l'océan ou l'atmosphère. Une bonne connaissance de la physique élémentaire du rayonnement est recommandée pour faciliter l'interprétation du produit final de la télédétection.

1.4.1 Le rayonnement électromagnétique

Le rayonnement électromagnétique est l'ensemble des radiations émises par une source qui peut être soit le soleil, soit la surface terrestre ou océanique ou l'atmosphère, ou bien encore le capteur satellitaire lui-même, sous forme d'ondes électromagnétiques ou de particules.

Autrement dit, le rayonnement électromagnétique peut être considéré aussi comme est une sorte de transfert d'énergie qui se manifeste sous forme d'ondes ou de particules.

1.4.2 Les ondes électromagnétiques

Une onde électromagnétique est composée à la fois d'un champ électrique et d'un champ magnétique oscillant à la même fréquence. Ces deux champs, perpendiculaires l'un par rapport à l'autre se propagent dans un milieu selon une direction orthogonale (Voir figure 1.2).

La propagation de ces ondes s'effectue à une célérité qui dépend du milieu considéré. Dans le vide, la vitesse de propagation est égale à 3.10^8 mètre/seconde.

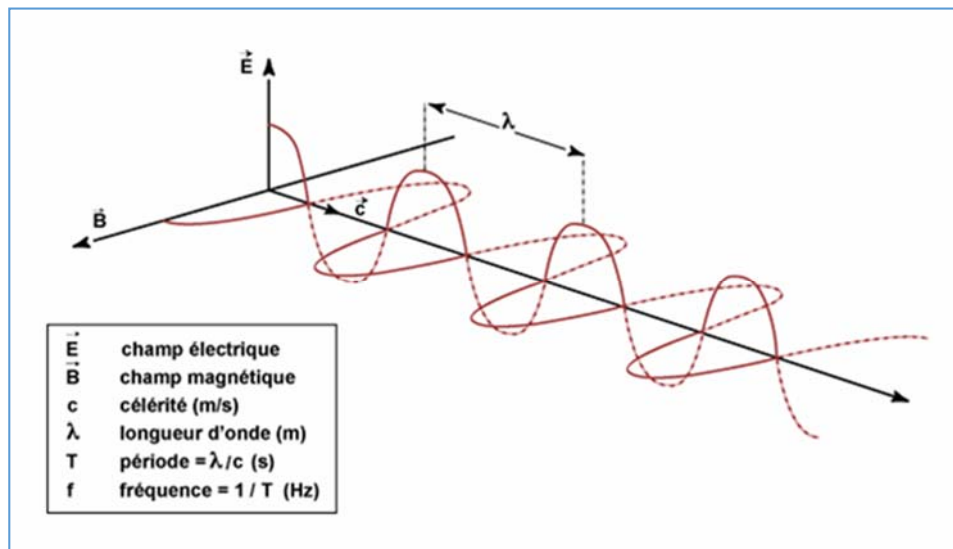


Figure 1.2: Nature et propagation d'une onde électromagnétique. (e-Cours, 2018)

Une onde électromagnétique est caractérisée par plusieurs grandeurs physiques : (e-Cours, 2018)

- **La longueur d'onde (λ)** : qui exprime le caractère oscillatoire périodique de l'onde dans l'espace. Elle correspond à la distance qui sépare deux crêtes successives et donc à la longueur du cycle de l'onde. Elle est mesurée en mètre ou en l'un de ses sous-multiples, les ondes électromagnétiques utilisées en télédétection spatiale ayant des longueurs d'onde relativement courtes.
- **La période (T)** : qui représente le temps nécessaire pour que l'onde fasse un cycle complet d'une crête à la suivante. Elle est mesurée en secondes.
- **La fréquence (ν)** : c'est l'inverse de la période, et par conséquent elle traduit le nombre de cycles effectués par unité de temps. Son unité de mesure est en Hertz

(Hz) - un Hz équivaut à une oscillation par seconde - ou en multiples du Hertz. En télédétection spatiale, les ondes électromagnétiques sont caractérisées par des fréquences très élevées.

Les deux premières grandeurs sont mathématiquement disproportionnelles selon la loi physique :

$$\lambda = \frac{c}{\nu}$$

Où :

λ : la longueur d'onde de l'onde électromagnétique.

c : la célérité ou la vitesse de la lumière (3.10^8 mètre/seconde).

ν : la fréquence de l'onde.

Et par conséquent, plus la longueur d'onde est petite, plus la fréquence est élevée, et vice versa.

1.4.3 Rayonnement et énergie

Entre le soleil, et le système terre-mer-atmosphère se perpétrent des échanges d'énergies véhiculés par le rayonnement électromagnétique et se font de façon discrète sous formes de paquets d'énergie véhiculés par particules élémentaires immatériels appelés les « photons ». Ces derniers transportent dans leurs trajets un quantum d'énergie proportionnelle à la fréquence de l'onde électromagnétique. C'est-à-dire que l'énergie est d'autant plus grande que la fréquence est élevée.

La relation suivante exprime la quantité d'énergie associée à un photon en fonction de la fréquence de l'onde :

L'équation suivante exprime le rapport entre l'énergie d'un photon et la fréquence d'onde :

$$E = h \cdot \nu$$

Où

E : exprime l'énergie de l'onde électromagnétique ;

h : est la constante de Planck ($6,625 \cdot 10^{-34}$ Joule.seconde) ;

ν : la fréquence de l'onde.

1.4.4 Le spectre électromagnétique

Le spectre électromagnétique représente la répartition des ondes électromagnétiques en fonction de leur longueur d'onde, de leur fréquence ou bien encore de leur énergie (voir figure 1.3).

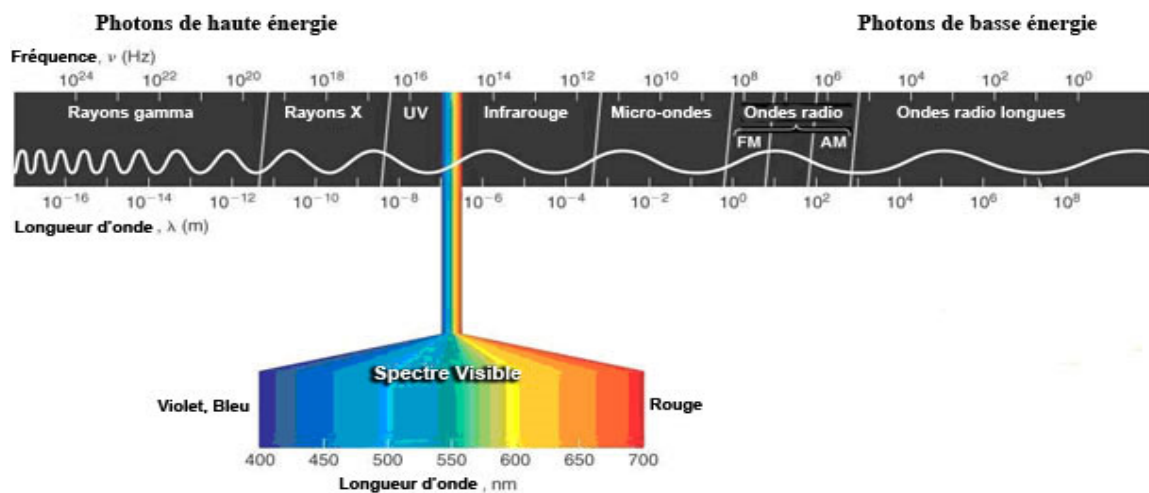


Figure 1.3: Le spectre électromagnétique. (SCENIHR, 2008)

Comme l'illustre clairement la figure 3, on peut distinguer les différentes ondes allant des plus énergétiques vers les moins énergétiques :

Les rayons X : les célèbres rayons X découverts par l'Allemand Wilhelm Röntgen en 1895 (Olivier, 2004), très utilisés en médecine pour les radiographies et les scanners, dans les aéroports pour contrôler les bagages et aussi dans le domaine de la recherche scientifique pour l'étude de la matière sont les rayonnements les plus énergétiques et du coup, ils peuvent plus ou moins facilement pénétrer les différents corps matériels sans pour autant être aussi nocifs que les rayons Gamma. Leur longueur d'onde varie entre un millionième micromètre (10^{-12} m) et un centième de micromètre (10^{-8} m).

Les ultraviolets : rayonnements moins énergétiques que les rayons X, connus par leur nocivité à la peau humaine. En effet, la couche atmosphérique d'ozone constitue un firewall ou un bouclier protecteur des cellules qui lutte contre l'infiltration massive de

ces rayonnements cosmiques à travers les différentes couches d'atmosphère. Hélas, l'exposition des corps humains à des rayonnements ultraviolets artificiels est devenue une pratique très courante le domaine de l'esthétique.

La longueur des ondes ultraviolettes varie entre un centième de micromètre (10^{-8} m) à quatre dixièmes de micromètre ($4 \cdot 10^{-7}$ m).

Le domaine visible : la forme qui nous est la plus familière est la lumière visible telle que la perçoit l'œil humain, elle correspond à la partie très étroite du spectre électromagnétique perceptible par l'œil humain, toutes les autres parties du spectre ne le sont pas.

On arrive à différencier par l'œil humain l'ensemble des couleurs de l'arc en ciel dans cet intervalle si serré du spectre, dans lequel le rayonnement solaire atteint sa valeur maximale d'un demi-micromètre ($0,5 \mu\text{m}$). Le rayonnement du visible oscille entre ($0,4 \mu\text{m}$) qui correspond à la lumière bleue et ($0,7 \mu\text{m}$) qui correspond à la lumière du rouge.

L'infrarouge : c'est un rayonnement ayant les mêmes propriétés fondamentales de la lumière à savoir la réflexion, la réfraction, la propagation ainsi que la propagation et la diffusion, il est naturellement émis par tout corps ayant une température au-dessus du zéro absolu (-273° Celsius). Son utilisation en télédétection spatiale est très utile, elle sert à mesurer les températures des objets sur des surfaces de nature solide, liquide et même gazeuse. La longueur des ondes infrarouge du spectre électromagnétique flottent entre ($0,8 \mu\text{m}$) et 1 millimètre. Le domaine de l'infrarouge est divisé arbitrairement en proche infrarouge, en infrarouge moyen, infrarouge thermique et infrarouge lointain. Ce qui rend son utilisation aussi diversifiée en thermographie, en télécommunications et en poursuite et autoguidage par exemple.

Les hyperfréquences ou les ondes radar : Cette partie du spectre constitue la pierre angulaire de la télédétection dite active. En effet, permet de mesurer le rayonnement émis par la surface terrestre. Elle s'apparente dans ce cas à la télédétection dans l'infrarouge thermique, mais également par les capteurs actifs comme les systèmes radar.

Un capteur radar (de l'anglais RAdio Detection And Ranging) émet son propre rayonnement électromagnétique et en analysant le signal rétrodiffusé (l'écho) par la

cible, il permet de localiser, d'identifier les objets, leurs formes et de calculer leur vitesse de déplacement s'ils sont en mouvement dans toutes circonstances climatiques jour comme nuit. La longueur d'onde des hyperfréquences est d'ordre centimétrique et peut atteindre jusqu'à un mètre.

Les ondes radio : sont très utilisés dans les télécoms civile ou militaire et la diffusion des médias sur des supports variés (radio, télévision et téléphone). Cette partie du spectre est la plus large et comprend les fréquences les plus basses. La longueur de l'onde radio peut aller de quelques centimètres (Short Waves : SW) jusqu'à plusieurs kilomètres (Long Waves : LW).

La bande radio la plus utilisée dans le domaine du civil est la bande FM (Frequency Modulation). Elle est d'une longueur de l'ordre du mètre pour les postes Radio et de l'ordre de 10 cm pour les téléphones cellulaires.

Chaque fenêtre du spectre électromagnétique est utilisée à une fin bien précise, on ne dote les plateformes satellitaires que des capteurs dédiés à une mission bien précise selon l'objectif de chaque projet satellitaire. En fait, chaque canal du capteur est sensé recueillir des informations sur une partie bien définie du spectre électromagnétique. Contrairement à l'œil humain qui n'est capable de capter le rayonnement que dans une fenêtre très étroite du spectre électromagnétique, celle correspondant au domaine du visible (longueurs d'onde comprises entre $0,4\mu\text{m}$ et $0,7\mu\text{m}$), les capteurs satellitaires utilisent une fraction beaucoup plus étendue du spectre.

1.5 Applications de la télédétection

La liste des domaines d'application de la télédétection ne cesse d'agrandir ; De plus en plus d'organismes et de pays viennent d'appréhender l'utilité de cet outil explorateur qui nous aide à appréhender la répartition spatiale d'un phénomène local, régional ou global soit pour déterminer un état observé à un moment donné, soit pour surveiller des changements plus ou moins rapide d'un phénomène sous observation. (Claude, 2018). Le tableau suivant constitue une synthèse récapitulative mais non exhaustive des diverses applications de la télédétection.

Vecteurs	Capteurs	Domaine d'application
Télédétection de l'ATMOSPHERE (Météorologie, Climatologie)		
Satellites géostationnaires (METEOSAT). Satellites à défilement (NOAA).	Basse et moyenne résolution (on privilégie la répétitivité et la couverture spatiale). Capteurs passifs : visible, infrarouge, microondes. Sondeurs atmosphériques. Dans le futur : radars pluviométriques, lidars (capteurs à laser).	Etude de la nébulosité Mesure des températures Vapeur d'eau et précipitations Eléments du bilan radiatif
OCÉANOGRAPHIE et ETUDES LITTORALES		
Avions. Satellites météorologiques ou de télédétection terrestre, Satellites spécialisés (Nimbus, Seasat, ERS-1).	Toutes résolutions selon les espaces considérés (de l'océanographie côtière à l'océanographie globale). Capteurs passifs : visible, Infrarouge, microondes. Radars imageurs, radar-altimètre, diffusiomètre.	Analyse de la couleur de l'océan (production biologique, turbidité). Mesures des températures de surface de la mer. Vagues et vents. Altitude de la surface (dynamique de l'océan). Glaces de mer.
APPLICATIONS TERRESTRES		
Avions. Satellites à défilement en orbite polaire (LANDSAT, SPOT).	Surtout haute et très haute résolution spatiale : Photographie aérienne. Capteurs passifs : radiomètres à balayage (domaine optique). Capteurs actifs : radars imageurs.	Cartographie régulière et thématique Géologie, prospection minière, géomorphologie. Hydrologie, neige, risques naturels. Agriculture, sylviculture. Urbanisme. Aménagement, génie civil.

Tableau 1.1 : Domaines d'applications de la télédétection.

1.6 Les vecteurs et les capteurs

1.6.1 Les vecteurs

Sont des objets artificiels placés en orbite autour de la terre pour les besoins de la télédétection, des communications et de la télémétrie.

En fonction de la distance au sol on distingue différents types de vecteurs :

- Ceux qui opèrent à quelques mètres du sol : grues, ou véhicules qui supportent des radiomètres ou appareils photographiques ;
- Ceux qui opèrent entre la dizaine de mètres et la dizaine de kilomètres : avions, hélicoptères, ballons et dernièrement drones.
- Ceux qui opèrent entre la dizaine et la centaine de km : ballons stratosphériques
- Ceux qui opèrent entre 200 km et 40 000 km : satellites.

Quant aux satellites, on distingue généralement deux types de satellites : (voir figure 1.4 et tableau 1.2 résumant les caractéristiques de quelques satellites)

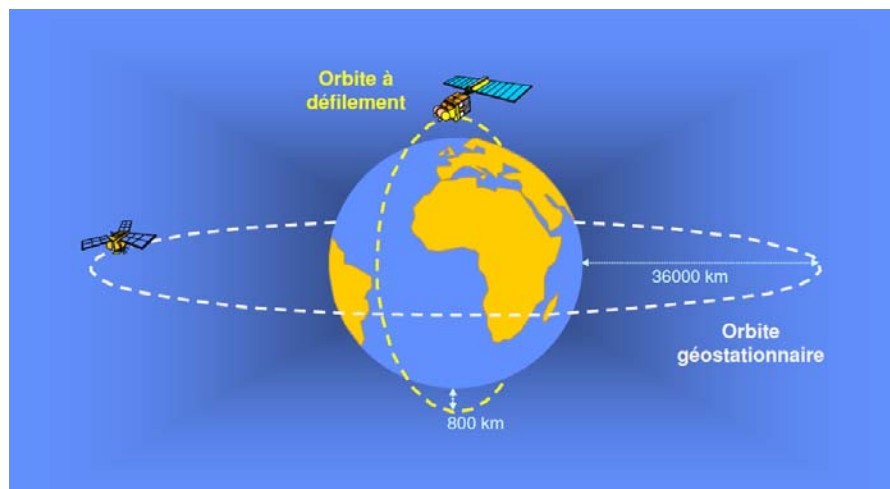


Figure 1.4 : Satellites géostationnaires et satellites à défilements. (ESA, 2018)

a- Les satellites géostationnaires

Un satellite géostationnaire est un satellite artificiel qui se trouve sur une orbite géostationnaire à 36000 km de la surface de la terre. Sur cette orbite le satellite se déplace de manière exactement synchrone avec la planète et reste constamment au-dessus du même point de la surface. Cette caractéristique est très utile pour les télécommunications (satellite de télécommunications Arabsat, Astra, Hotbird...etc), le

satellite algérien ALCOMSAT-1 en est un exemple et les satellites d'observation météorologique (METEOSAT). (ASAL, 2018)

b- Les satellites à défilements

Un satellite à défilement est un satellite qui... défile ! C'est-à-dire qui ils sont en orbite basse (850 km environ) et défilent rapidement pour faire le tour de la terre. Ce genre de satellite permet à toute personne équipée d'un téléphone adéquat et quel que soit l'endroit du monde ou elle est de se relier directement au satellite pour téléphoner. Cela nécessite toute une constellation de satellites pour que toute la surface de la terre soit couverte et qu'il y ait au moins deux satellites visibles à chaque instant en tout point. Les satellites algériens Alsat1, Alsat-1B, Alsat2-A et Alsat2-B, ainsi que les satellites de télédétection passive LANDSAT, SPOT, NOAA et ceux de la télédétection active comme le Radar ERS-1 sont des exemples typiques de satellites à défilements appelés aussi dans la littérature satellites héliosynchrones. (ASAL, 2018)

Nom satellite	Meteosat	NOAA	ERS-1	LANDSAT
Type	géostationnaire	à défilement	à défilement	à défilement
Altitude	36000 km	850 km	785 km	705 km
Durée d'une révolution orbitale	23 h 56 min	1 h 42 min	1 h 40 min	1 h 39 min
Résolution au sol	2.5 km à 10 km	1 km à 2 km	25 mètres	30 mètres
Usages principaux	-Météorologie -Climatologie	-Météorologie -Climatologie -Océanographie -Etude des ressources terrestres (cultures, forêts, etc...) -Observation des structures géologiques -Suivi de l'urbanisation -Etude des risques naturels	-Radiométrie -Altimétrie -Suivi de l'ozone atmosphérique -Cartographie -Suivi de catastrophes naturelles	-Cartographie -Etude des ressources terrestres -Observation des structures géologiques -Suivi de l'urbanisation -Etude des risques naturels (feux de forêts, séismes...etc)

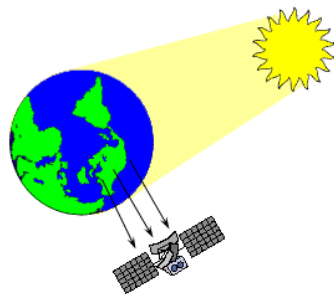
Tableau 1.2 : Caractéristiques de certains satellites. (BelSPO, 2018)

1.6.2 Les capteurs

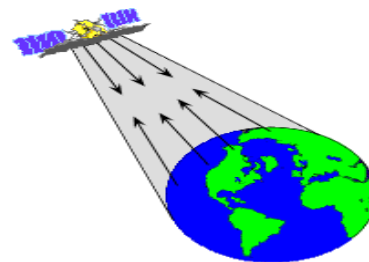
Un capteur est un dispositif électronique capable de détecter le signal radiatif émis ou réfléchi par la surface et de l'enregistrer soit sous forme *analogique* (document qualitatif interprétable), soit sous forme *numérique* (généralement une image numérique).

Les différents types de capteurs utilisés dans le domaine de la télédétection spatiale, sont les suivants (voir aussi figure 5) :

- a- **Le capteur passif** peut seulement percevoir l'énergie réfléchie lorsque le Soleil illumine la Terre. Il n'y a donc pas d'énergie solaire réfléchie le soir.
- b- **Le capteur actif** produit sa propre énergie pour illuminer la cible : il dégage un rayonnement électromagnétique qui est dirigé vers la cible. Le rayonnement réfléchi par la cible est alors perçu et mesuré par le capteur. Le capteur actif a l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée ou de la saison, Le laser fluorimètre et le radar à synthèse d'ouverture (RSO ou ASR : Aperture Synthetic Radar en anglais) sont des exemples de capteurs actifs.



a- Capteur passif



b- Capteur actif

Figure 1.5 : Télédétection passive et active. (CCT, 2018)

1.7 Imagerie satellitaire

Une image est une représentation plane bidimensionnelle d'un objet réel. Les images sont omniprésentes dans notre société (dessins, peintures, photographies, etc.). Depuis quelques années, on assiste à une invasion d'images numériques, aussi appelées images "digitales". Ces images sont constituées d'un très grand nombre de très petits points dont la couleur est définie par des chiffres. Ces points sont appelés "pixels".

1.7.1 Structure d'une image satellitaire

Une image satellitaire est une représentation graphique, en vue de dessus, d'une zone assez vaste de la Terre. La particularité de cette image est qu'elle est prise par un satellite placé en orbite autour de la planète.

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, une image satellitaire est une image numérique, traitée par outil informatique, élaborée à partir des signaux transmis par un satellite. Ces signaux sont issus directement des réponses spectrales des surfaces télé détectées.

En télédétection, les images sont composées d'une matrice d'éléments appelés pixels (Picture Elements). Un pixel est normalement carré et représente la plus petite partie de l'image. On peut dire aussi que l'image satellitaire est une fonction mathématique $F(x, y)$ à deux variables entières x et y , qui sont respectivement la ligne et la colonne fournissant une ou plusieurs valeurs entières représentant les niveaux de gris de pixels dans les différents canaux. Chaque niveau de gris représente une valeur radiométrique ou une réponse spectrale qui est codée pour la plupart des systèmes sur 8 bits.

1.7.2 Codage des valeurs

Dans une image numérique en noir et blanc, chaque pixel a par exemple une valeur conventionnelle de 1 à 10. Les données peuvent être représentées comme une grille de valeurs, mais si on décide d'affecter une intensité de gris aux valeurs numériques (1 = noir, 10 = blanc), la grille de chiffres se transforme en image. Les ordinateurs sont prévus pour traiter de manière privilégiée des données numériques codées sur 8 bits. Celles-ci peuvent prendre les valeurs 0 à 255, c'est pourquoi les images numériques sont souvent codées sur 256 niveaux de luminosité, allant du noir (0) au blanc (255). Un gris moyen correspondra donc à une valeur de 127. En fait, l'œil humain n'est pas capable de discerner plus de quelques dizaines de valeurs de gris différents, et l'observateur ne percevra donc aucune discontinuité dans une image codée sur 256 niveaux de gris.

1.7.3 Différents types de résolutions en télédétection spatiale

Les images satellitaires acquises par les satellites d'observation de la terre, ont des caractéristiques relatives aux capteurs embarqués, notamment les résolutions :

- a- La résolution spectrale est la capacité d'un capteur à distinguer deux longueurs d'ondes voisines. Elle exprime la capacité d'un instrument à capter de petits intervalles de longueurs d'onde.
- b- La résolution radiométrique est la capacité d'un capteur à distinguer deux quantités d'énergies voisines.
- c- La résolution temporelle ou l'intervalle de survol, c'est le temps que prend un satellite pour compléter son cycle orbital. Il faut donc quelques jours à un tel satellite pour qu'il puisse observer de nouveau exactement la même scène à partir du même point dans l'espace.
- d- Quant à la résolution spatiale, elle correspond aux dimensions du plus petit élément observable et détectable par le capteur, autrement dit, c'est la petite distance permettant de discriminer deux objets voisins. (Kergomard, 1990) a catalogué les résolutions spatiales des différents capteurs en quatre classes différentes :
 - Les images de basse résolution : 1000 mètres ou plus ;
 - Les images de moyenne résolution : 80 mètres ;
 - Les images de haute résolution : entre 30 et 10 mètres ;
 - Les images de très haute résolution : 5 mètres ou moins.

1.7.4 Représentation des signatures spectrales

En télédétection on a coutume de parler de réflectance pour désigner la proportion d'énergie réfléchiée dans une direction donnée, notamment dans la direction du capteur. La variation de la réflectance en fonction de la longueur d'onde est appelée signature spectrale.

Sur une image, un objet est caractérisé par une signature spectrale traduite par une position en coordonnées dans un repère de type **RVB** (Rouge Vert Bleu). **R**, **V** et **B** sont les axes des repères donnés par la résolution radiométrique du capteur avant tout traitement.

L'affectation de représentation (**RVB**) aux couleurs enregistrées par des capteurs sensibles à des domaines spectraux divers est à la base des représentations multi bandes des objets.

Le document résultant présente les signatures spectrales d'objet dans les diverses parties du spectre.

Toutefois, les signatures ainsi présentées ne permettent pas d'identifier un objet de façon absolue car elles sont entachées d'effets atmosphériques qui modifient le signal utile à traiter, par suite les signaux acquis par le capteur deviennent relatifs.

Les images satellitaires peuvent prendre plusieurs formes suivant le capteur utilisé et aussi suivant les besoins des utilisateurs :

- Les images mono-spectrales : ce sont des images planes où les pixels peuvent prendre des valeurs scalaires comprises entre 0 et 255, exprimant la moyenne du rayonnement de la cible qui correspond au pixel sur un intervalle donné de longueur d'onde (fenêtre spectrale). Cette fenêtre peut être soit étroite et dans ce cas, on parle d'image/bande spectrale, soit large, on évoque donc le terme image/bande panchromatique. (Chadli, 2017)
- Les images multi-spectrales : sont des superpositions des images mono-spectrales prises par le même capteur sur la même scène du globe terrestre en même instant. Les pixels sont ainsi exprimés en vecteurs de valeurs scalaires correspondantes chacune à une fenêtre spectrale ou une longueur d'onde bien précise.
- Les images hyper-spectrales : sont une collection de plusieurs dizaines d'images mono-spectrales ou bandes.

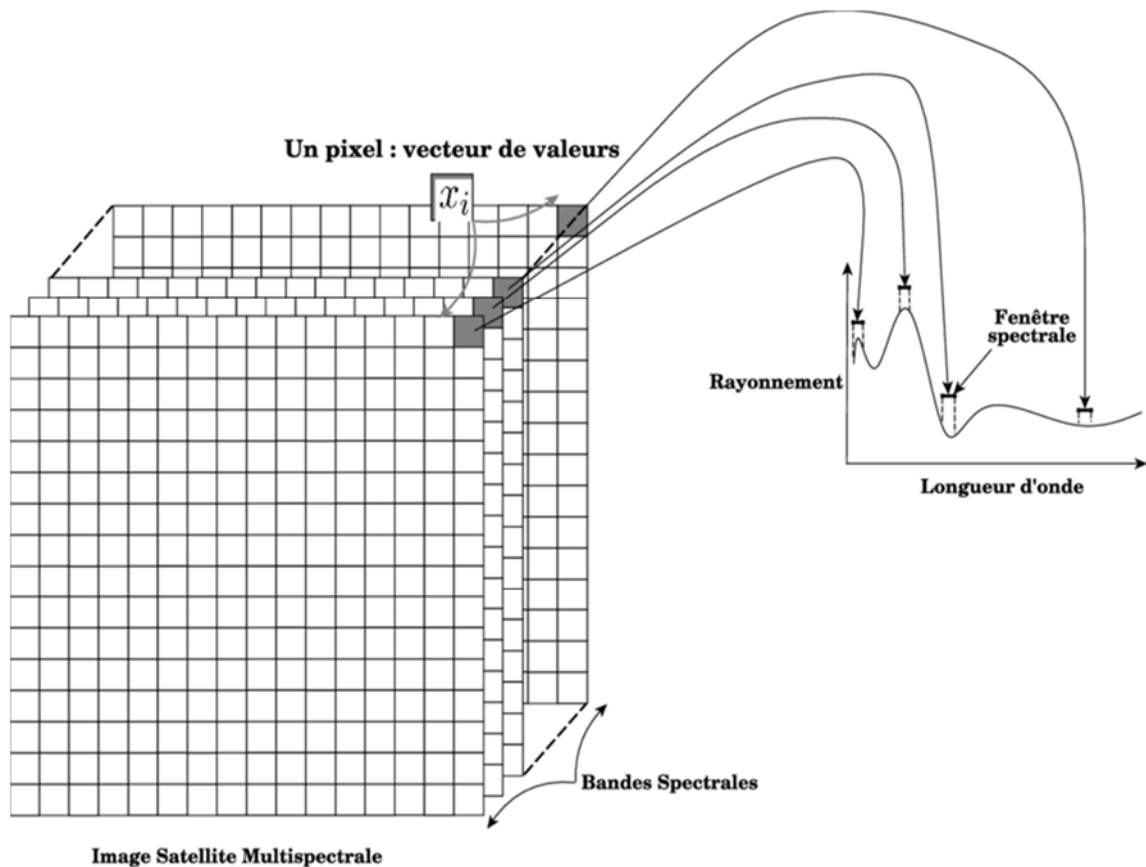


Figure 1.6 : Signatures et bandes spectrales numériques. (Chadli, 2017)

1.7.5 L'histogramme

Un histogramme est une représentation graphique des valeurs numériques d'intensité qui composent une image. Ces valeurs codées sur 8 bits et variant de 0 à 255 apparaissent le long de l'axe des x du graphique. Quant à l'axe des y, il présente la fréquence d'occurrence de chacune des valeurs de l'axe des x. (CCT, 2018)

L'histogramme est un diagramme qui représente le nombre de pixels de l'image par compte numérique. L'analyse de l'histogramme peut nous fournir le nombre probable de classes en sortie du processus de classification, ce nombre est corrélé généralement avec le nombre de pics importants dans l'histogramme.

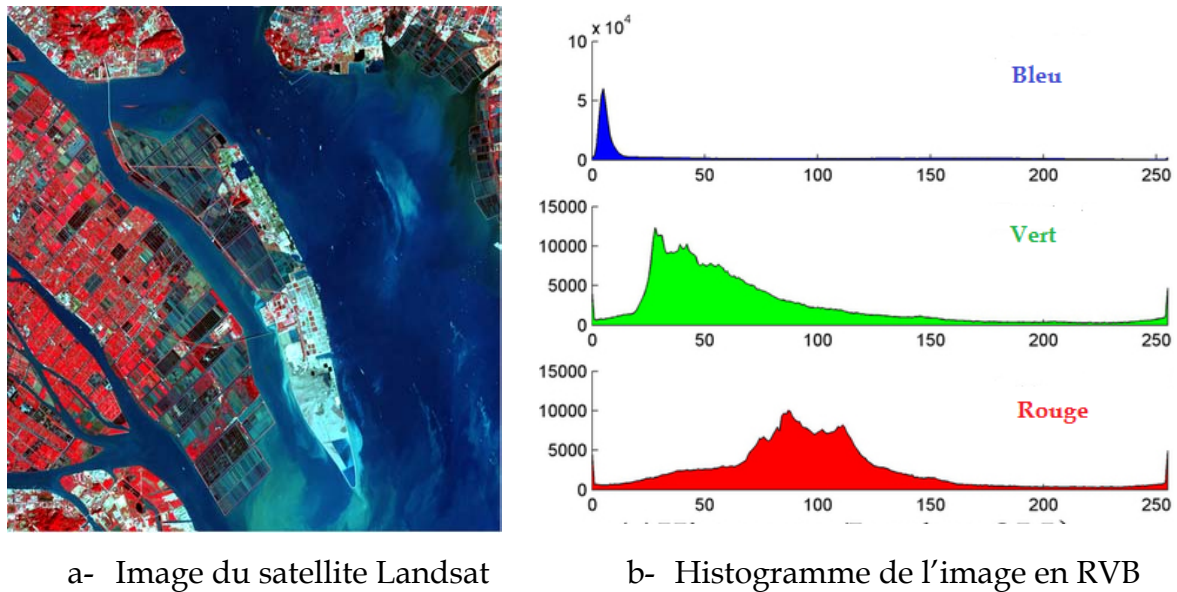


Figure 1.7 : Une image du satellite Landsat et son histogramme.

1.8 Analyse et traitement numérique des données de télédétection

En télédétection spatiale, le processus de transformation et de visualisation des informations spectrales est une étape primordiale pour pouvoir analyser, traiter et exploiter les données satellitaires. Pour ce faire, on associe à chaque bande spectrale du système d'observation des couleurs d'affichage dans le visible. L'image résultante en composition colorée correspond donc soit fidèlement (vraies couleurs) soit faussement (fausses couleurs) à la scène imagée par le capteur satellitaire. L'atout majeur de cette technique de transformation et de visualisation, est qu'elle permet à l'œil nu d'un expert d'apercevoir les différentes parties détectées et enregistrées du spectre électromagnétique, y compris celles qui ne correspondent pas au domaine du visible et naturellement indécélabes par notre système visuel humain telles que l'infrarouge ou l'ultraviolet par exemple.

Une fois les données de télédétection sont transformées et visualisées sur des images numériques à composition colorées, l'analyse, l'interprétation et le traitement numérique de ces données devient une tâche abordable par l'expert de télédétection. La représentation des données spatiales sous forme des compositions colorées, où les valeurs des pixels dans chaque composition varient de 0 à 255 balayant les 256 niveaux de gris définissant ainsi la couleur de chaque pixel dans un espace RVB par exemple, permet à d'analyser efficacement les données. En effet, l'interprète peut ainsi

facilement analyser ces données en comparant les couleurs des différents objets, en interprétant la manière dont ces objets sont juxtaposés (texture) et aussi en observant la forme et la taille de ces objets.

L'extraction des connaissances à partir de ces images qui deviennent de plus en plus nombreuses, complexes (multi-spectrales) et par suite plus riches est devenue indispensable, ce qui a conduit à l'utilisation et l'exploration des techniques relevant de domaines méthodologiques très divers : traitement d'images, reconnaissance de formes et intelligence artificielle.

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'images, son principe est de découper et regrouper l'ensemble des pixels de l'image en des groupes (segments) disparates tout en veillant à ce que les pixels du même segment ou cluster soient homogènes au sens d'un certain nombre de critères relevant des attributs des pixels.

En effet, elle vise aussi à extraire des informations structurées de haut niveau permettant de reconnaître des objets sur des images ou d'indexer des images par exemple.

La segmentation conditionne la qualité de l'interprétation puis la prise de décision effectuée sur l'image plus tard, car la crédibilité de l'interprétation dépend fortement de celle de la segmentation ou du clustering.

1.9 Conclusion

La télédétection spatiale est devenue une source fiable et incontournable de l'information, car elle nous fournit régulièrement des images de plus en plus précises, fiables, et riches d'informations qu'on ne peut recueillir qu'à travers un vecteur de télédétection spatiale. Son rôle est irréfutable dans plusieurs domaines, notamment dans ceux qui dans un temps si proche, le recours à cet outil était superflu, il s'agit de la télédétection urbaine à titre d'exemple. Utiliser des cartes ou des images acquises par des appareils d'aviation était largement suffisant pour étudier un phénomène lié au thème urbain. Les problèmes traités jusque-là, n'exigeaient pas autre moyen d'occulter des informations. Mais, au cours de ces dernières années, plusieurs problèmes et phénomènes d'interfèrent dans le voisinage immédiat des villes en pleine

extension. L'érosion côtière, l'étalement urbain au détriment des forêts, des cultures et des réserves naturelles sont des exemples éclairants.

Du coup, la télédétection s'est imposée comme une discipline très importante, car elle est désormais un outil d'aide à la décision très précieux et indispensable pour la gestion et la protection des ressources terrestres.

Pour tirer avantage des données de télédétection, il faut être en mesure d'extraire de l'information significative des images satellitaires afin de mesurer différents phénomènes ou cibles, et par suite de pouvoir en extraire l'information utile.

Chapitre 2

Techniques d'optimisation et d'extraction de l'information

2.1 : Les algorithmes génétiques

2.1.1 Introduction

Les problèmes à résoudre sont souvent considérés comme des problèmes d'optimisation, dans lesquels on définit une ou plusieurs objectifs ou fonctions de coûts, que l'on cherche à minimiser (ou maximiser) par rapport à l'ensemble des paramètres concernés. (Guenounou, 2009)

La résolution de ces problèmes a poussé les chercheurs à proposer des méthodes de résolution de plus en plus performantes et qui sortent de la classe traditionnelle des méthodes de résolutions exactes, parmi lesquelles on peut citer les métaheuristiques.

Ces dernières peuvent être classées en trois grandes catégories :

- Les méthodes constructives, celles dites de recherche locale comme le recuit simulé, les méthodes d'acceptation à seuil et la méthode de recherche Tabou par exemple ;
- Les méthodes évolutives comme les algorithmes génétiques, la méthode de recherche distribuée et l'algorithme de colonies de fourmis ;
- Les méthodes hybrides qui combinent diverses métaheuristiques des deux premières classes.

Les métaheuristiques sont généralement caractérisées par leur :

- Raisonnement semblable à celui des systèmes réels en physique, biologie et éthologie ;
- Processus stochastique et itératif qui progresse vers un optimum global ;
- Difficulté de réglage des paramètres de la méthode ;
- Coût de calcul (temps machine) élevé.

Dans cette partie du chapitre, nous allons mettre l'accent sur les algorithmes génétiques qui sont très souvent sollicités par les chercheurs pour résoudre pas mal de problèmes d'optimisation. Et que nous allons utiliser plus tard pour monter l'approche que nous proposons.

Les algorithmes génétiques (AG's dans le reste du manuscrit) appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnaires qui s'inspirent de la théorie de l'évolution naturelle des espèces et la transmission des caractères acquis, cette théorie

darwinienne qui relève du domaine de la biologie fait inspirer la communauté scientifique qui essaye des fois de trouver des solutions approchées à des problèmes bien définis lorsque les méthodes de résolution dites exactes ne s'avèrent plus efficaces.

Le principe des AG's est de travailler sur une population de nombreuses solutions potentielles, toutes différentes. Il élimine les éléments les plus faibles et les moins aptes à survivre, pour favoriser la conservation et la reproduction des individus les plus forts et les plus "performants" (les plus "justes", les mieux adaptés). Cette transformation obéit strictement à la règle de la « survie du plus apte ». La recombinaison (reproduction par hybridation génétique) des individus les plus forts permet de donner naissance à une population d'individus encore meilleure d'une génération à une autre.

Parmi tant de métaheuristiques qui visent à résoudre des problèmes et affronter des situations difficiles telles que situation imprévue, environnement inconnu, contraintes changeante induites par l'environnement, les AG's figurent parmi ceux qui explorent un espace de recherche vaste pour trouver des solutions potentielles en codant en premier lieu l'information sous forme de chromosomes et en appliquant certaines opérations inspirées directement de la théorie de l'évolution naturelle des espèces et les méthodes de combinaison de Mendel à savoir la sélection, le croisement et la mutation.

Les AG's utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique. Le tableau suivant récapitule la terminologie de base utilisée par les AG's.

Nature	Algorithme génétique
Chromosome	Chaîne ou individu
Gène	Trait, caractéristique
Allèle	Valeur de la caractéristique
Locus	Position dans la chaîne
Génotype	Structure codée : Ensemble des valeurs des gènes
Phénotype	Ensemble de paramètres, structure décodée Evaluation d'un génotype

Tableau 2.1: Terminologie naturelle et celle des algorithmes génétiques.

2.1.2 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (AG's) sont des méthodes adaptatives qui peuvent être utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation. Leurs principes de base dans le contexte de l'optimisation mathématique ont été rigoureusement décrits par (Holland, 1975). L'algorithme génétique commence avec un ensemble de solutions possibles générées aléatoirement, connu sous le nom de population initiale. Une solution individuelle est représentée par une chaîne simple ou un tableau de gènes et appelée un chromosome. La longueur de chaque chromosome dans une population est la même. Une fois qu'un individu est généré, une fonction d'évaluation « fitness » est utilisée pour évaluer sa performance en tant que solution au problème, Cette fonction « fitness » est basée sur la proximité d'un individu par rapport à la solution optimale. Une fois la population initiale de chromosomes générée, deux chromosomes choisis au hasard (parents) peuvent produire deux chromosomes fils par un processus appelé croisement dans lequel les chromosomes parents échangent leur information génétique. Pour produire une meilleure solution, les chromosomes des fils subissent un autre processus appelé mutation, dans lequel les valeurs génétiques perdues des chromosomes sont restaurées. Chaque fois que le croisement et la mutation sont terminés, la fonction de fitness des chromosomes de l'enfant est évaluée et leurs valeurs de fitness sont comparées à celles de tous les chromosomes de la génération précédente, ce qui permet de sélectionner les chromosomes les plus adaptés. Afin de confirmer que la génération actuelle produit un meilleur résultat, deux chromosomes de la génération précédente avec les valeurs de « fitness » les plus faibles sont remplacés par les chromosomes des fils nouvellement générés. Les différentes étapes d'un algorithme génétique (AG) sont représentées sur la figure 2.1.

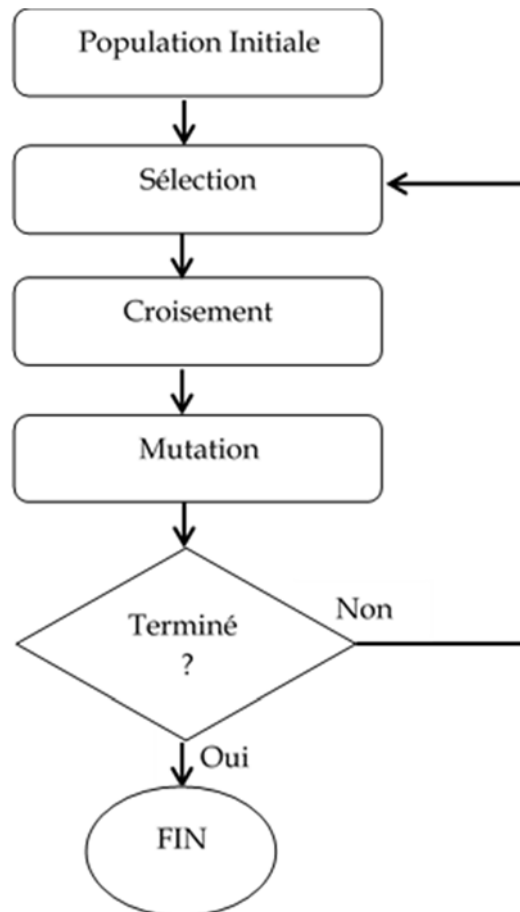


Figure 2.1 : Organigramme d'un algorithme génétique.

2.1.3 Variantes

En fait, les algorithmes génétiques sont une famille d'algorithmes, basés autour des mêmes idées. Cependant il existe beaucoup de variantes possibles suivant la représentation choisie, les opérateurs de croisement, de mutation et de sélection (Madeline, 2002). La section suivante présente les choix les plus courants qui définissent les variantes.

2.1.3.1 Codage

Le codage du problème est la première étape essentielle pour comprendre le fonctionnement des algorithmes génétiques. Il consiste à modéliser une solution formelle au problème donné sous forme d'une suite de caractères appelée chromosome ; chaque caractère est considéré comme un « gène » et représente une variable. La conception des individus chromosomes consiste donc à choisir le contenu

des gènes qui composent ledit « chromosome » afin de faciliter la description formelle du problème et par conséquent faciliter le processus de recherche des solutions. Généralement, on trouve dans la littérature deux types de codages : binaire et réel.

Codage binaire

Le codage binaire consiste à représenter un chromosome par une suite binaire de 0 et de 1. Les opérations génétiques de croisement et de mutation sont totalement indépendantes vis-à-vis le codage du chromosome, car elles ne nécessitent aucune spécification.

Ces opérations qui agissent sur les chromosomes donnent naissance à de nouveaux chromosomes valides, et incarnent ainsi le mécanisme d'évolution naturelle des espèces. En pratique, le codage binaire peut présenter des difficultés, du moment qu'il est parfois contraignant de coder des solutions sous format binaire, le traitement de ces suites binaires peut devenir parfois long et pénible et nécessite des opérations de décodage et par conséquent beaucoup d'espace mémoire. (Harrat, 2003).

Codage réel

Dans certaines situations, il est plus avantageux et pratique d'utiliser le codage réel des chromosomes. Dans ce cas, le gène qui est l'unité élémentaire du chromosome est représenté directement par un nombre réel afin d'éviter des opérations de transformations : codage et décodage du réel au binaire et vice-versa. En effet, ce codage va diminuer la complexité temporelle et spatiale de l'algorithme génétique et le rend plus efficace du moment qu'un chromosome codé en réels est plus court que celui codé en binaire. (Voir figure 2.2)

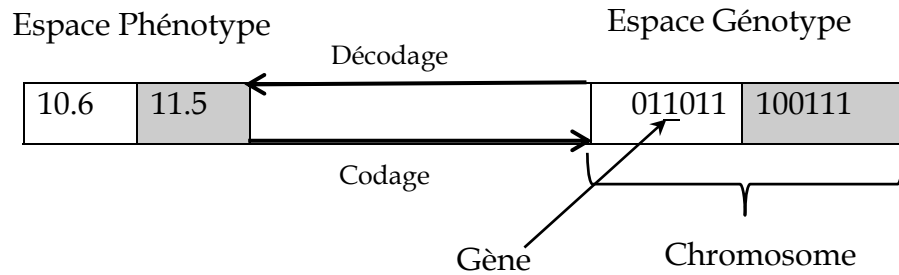


Figure 2.2 : Codage de chromosomes. (Anders, 2006)

La suite de chiffres binaires s'appelle un chromosome. Parfois, on l'appelle aussi génome. Chaque chiffre binaire unique dans le chromosome est un gène. Toutes les opérations d'un algorithme génétique sont effectuées sur la représentation génotype des variables. Certains AG's agissent directement sur les variables dans l'espace phénotypique, d'où le génotype coïncide avec le phénotype. Dans le cas de représentation des objets en nombres réels, aucun codage ou décodage n'est requis.

2.1.3.2 Population initiale

Une fois un codage précis est adopté, une population initiale formée de solutions admissibles du problème doit être déterminée. En effet, l'un des points forts attirants des AG's, contrairement à beaucoup d'autres méthodes d'optimisation, est qu'ils fonctionnent avec un ensemble de solutions au problème (un ensemble de chromosomes). C'est-à-dire qu'ils sont capables de travailler sur plusieurs solutions au problème simultanément. L'ensemble de solutions s'appelle la population. Chaque chromosome de la population est un individu. Avant que l'évolution de la population puisse commencer, une population doit être initiée. Le choix de l'initialisation se fera en fonction des connaissances que l'utilisateur a sur le problème. Le plus souvent, cela se fait par génération aléatoire d'individus si on n'a pas d'informations particulières. Par ailleurs, cette phase présente un problème principal qui est celui du choix de la taille de la population. Plus la population est peuplée, plus on a besoin de temps de calcul et d'espace mémoire, alors qu'au contraire si la population est petite on risque de se conduire vers un optimum local.

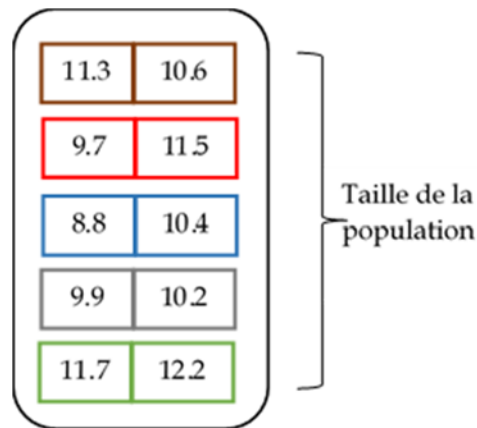


Figure 2.3 : Une population de 5 individus représentés par un codage réel.

2.1.3.3 Évaluation : fitness

Maintenant, une fois la population initiale est bien définie, il est temps d'expliquer le processus évolutif. Les individus d'une population subiront différentes opérations inspirées par l'évolution naturelle (croisement et mutation). Après que les opérations d'évolution ont été réalisées une nouvelle population a été créée. Dans cette nouvelle population existe de nouvelles personnes qui ont été produites à partir des informations de leurs parents de la génération précédente. Si une stratégie élitiste est utilisée, la nouvelle génération peut également contenir des individus qui ont survécu de la génération précédente.

L'opérateur d'évaluation est utilisé par l'opérateur de sélection pour faire son choix des individus à conserver. La fonction d'évaluation vise à mesurer les performances de chaque individu qui correspond à une solution donnée du problème à résoudre. Elle permet donc de quantifier la capacité d'un individu à survivre en lui affectant un poids habituellement appelé fitness. La force de chaque chromosome de la population est calculée afin que les plus aptes soient retenus (étape de sélection) puis modifiés (croisement et mutation). La définition de la fonction d'évaluation dépend principalement du problème et de ses contraintes (Harrat, 2003), (Madeline, 2002).

Les opérations de codage et d'évaluation, sont les seuls éléments spécifiques au problème à résoudre. Le reste du processus est totalement indépendant de toute considération.

2.1.3.4 Critère d'arrêt

Fixer un critère d'arrêt de l'algorithme génétique est une source de difficulté majeure. En effet, si l'on exclut le cas des problèmes artificiels, y'a aucune garantie qu'on ait trouvé l'optimum. En pratique, on déclare un nombre de générations maximum. La recherche de l'optimum peut être ainsi arrêtée lorsqu'on constate que tous les individus d'une même population sont des copies d'un même individu, ce qui est rarissime. On conclut donc par suite qu'il y'a une "perte de diversité génétique" (Madeline, 2002).

En résumé, on utilise les critères d'arrêt suivants :

1. Arrêter le processus si un nombre de générations fixé à priori est atteint.
2. Arrêter lorsque la population se stabilise c'est-à-dire qu'elle cesse d'évoluer, ou si la population obtenue est homogène.

2.1.3.5 Sélection

L'opération de sélection dépend étroitement de la définition de la fonction d'évaluation « fitness ». Elle vise à "favoriser" les meilleurs individus au sens de la fonction « fitness » (Ariana, 2014). L'opérateur de sélection va élire parmi les individus de la population courante ceux qui vont survivre pour réapparaître dans la nouvelle population. Ces individus élus sont des copies des individus les plus forts et les plus aptes de la population précédente. La copie des individus s'effectue en fonction des valeurs de la fonction d'adaptation. Ce procédé permet de donner aux meilleurs chromosomes, une probabilité élevée de contribuer à la génération suivante. L'opérateur de sélection est une version artificielle qui incarne le concept de la sélection naturelle de Darwin (la survie du plus apte). (Goldberg, 1994).

On trouve dans la littérature diverses techniques de sélection, les plus courantes seront expliquées :

- **La sélection par tournoi** : elle consiste à élire aléatoirement parmi deux ou plusieurs individus celui qui est le plus fort au sens de la fonction de fitness. Cette opération doit être répétée autant de fois que nécessaire jusqu'à

l'obtention de N individus. Ce processus assure qu'un individu très fort ne soit élu plusieurs fois. (Harrat, 2003).

- **La sélection par classement :** elle consiste à ordonner les individus d'une population dans un ordre croissant ou décroissant et à conserver un nombre fixe d'individus les plus forts. Cependant, il est parfois primordial de garder certains individus jugés faible pour assurer une diversité génétique d'une part et éviter une convergence précoce de l'algorithme génétique. Un autre problème peut survenir en essayant de fixer une limite à la sélection ce qui empêche parfois de garder des bons candidats pour les futures générations (Harrat, 2003).
- **La sélection par la roulette :** elle vise à donner plus de chances aux individus les plus faibles à survivre, en s'inspirant de la roue de loterie biaisée. Ainsi, chaque individu de la population occupe une section de la roue proportionnelle à sa force et son aptitude calculée par la fonction fitness.

Si la taille de la population d'individus est égale à N , alors la probabilité de sélection d'un individu x_i notée $P(x_i)$ est égale à :

$$P(x_i) = \frac{F(x_i)}{\sum_{k=1}^N F(x_k)}$$

En pratique, on calcule pour chaque individu x_i sa probabilité cumulée

$$q_i = \sum_{j=1}^i p(x_j)$$

Et on choisit aléatoirement un nombre r compris entre 0 et 1.

L'individu retenu est x_1 si $q_1 \geq r$ ou x_i ($2 \leq i \leq N$) si $q_{i-1} < r < q_i$. Ce processus est répété N fois. De cette manière, un individu fort pourra être choisi plusieurs fois. Par contre, un individu faible aura moins de chances d'être sélectionné (Harrat, 2003).

2.1.3.6 Croisement

En prenant de façon aléatoire une partie des gènes de deux individus (parents) de la même population, on donne naissance à un nouvel individu (fils). Cette opération inspirée de la nature s'appelle croisement (cross over en anglais)

Il s'agit d'un processus essentiel pour explorer l'espace des solutions possibles. Une fois la sélection des individus les plus aptes est terminée, ils seront aléatoirement répartis en couples. Les chromosomes parents sont alors copiés et recombinaison afin de produire chacun deux descendants ayant des caractéristiques issues des deux parents. Afin de conserver quelques individus parents dans la nouvelle population, on utilise une probabilité de croisement, qui permet de décider si les parents seront croisés entre eux ou s'ils seront tout simplement recopiés dans la population suivante (Harrat, 2003), (Madeline, 2002).

Dans la littérature on trouve plusieurs opérateurs de croisement. Ils diffèrent selon le type de codage adapté et la nature du problème à résoudre.

Croisement binaire

Le croisement binaire existe en plusieurs variantes (Harrat, 2003) :

- **Croisement en 1-point** : il s'agit du croisement le plus simple et le plus commun dans la littérature. Son principe est de choisir au hasard un point de croisement pour chaque couple de chromosomes (individus). Ainsi, les sous-chaînes situées après ce point seront inter-changées par la suite pour former les deux descendants (fils) (voir Figure 2.4).

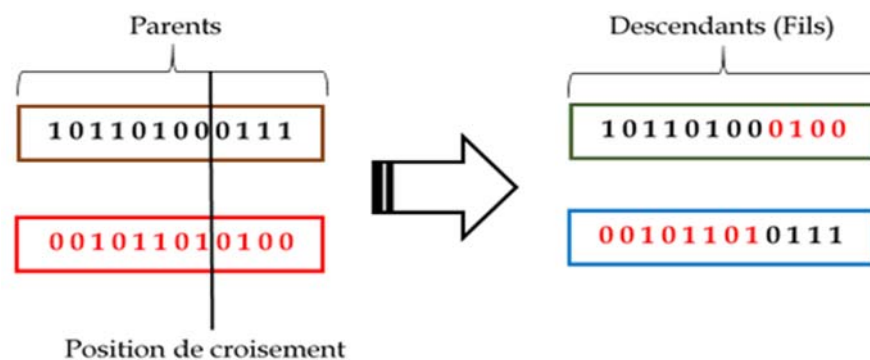


Figure 2.4 : Croisement en un point de deux chromosomes.

- **Croisement en n-points** : dans ce type de croisement on choisit de façon aléatoire n-points de coupure pour dissocier chaque parent en n+1 fragments. Pour donner naissance à un descendant, il suffit de concaténer alternativement n+1 sous chaînes à partir des deux parents. En effet, ce type de croisement crée des descendants avec des caractéristiques très différentes de leurs parents.
- **Croisement uniforme** : il consiste à constituer des descendants gène par gène à partir des deux parents. Le croisement par masque est l'une des versions les plus connues de ce croisement. S'il est égal à 1, l'enfant 1 reçoit l'allèle correspondant du parent 1 et l'enfant 2 reçoit celui du parent 2. Sinon, l'échange se fait dans l'autre sens (voir Figure 2.5).

Parent 1 :	0	1	1	0	1	1	0	1
Parent 2 :	1	0	0	0	1	0	1	1
Masque :	0	1	0	1	0	0	1	1
Fils 1 :	1	1	0	0	1	0	0	1
Fils 2 :	0	0	1	0	1	1	1	1

Figure 2.5 : Croisement uniforme.

Croisement réel

Le codage réel nécessite des opérateurs génétiques spécifiques pour la manipulation des chromosomes. Il peut prendre plusieurs formes : (Harrat, 2003)

- **Ordre de base cyclique** : son principe est de constituer un nouvel individu fils en copiant une sous-chaîne d'un individu parent et de compléter la chaîne des gènes par une sous-chaîne génétique d'un autre parent en préservant toujours l'ordre des gènes. Deux points de coupures sont fixés aléatoirement sur chaque chromosome une fois que deux parents sont sélectionnés pour effectuer un croisement. Ensuite on place les sous-chaînes entre les points de coupure sur les deux fils dans la même position que les parents. Pour compléter les gènes manquants du fils 1, on commence par insérer les gènes situés à droite du deuxième point de coupure du parent 2

tout en gardant l'ordre des gènes et en ignorant les gènes déjà pris. Le deuxième fils est complété à partir du parent 1 de la même manière que le fils 1. La figure 2.6 montre sur un exemple des étapes de ce type de croisement.

	1 ^{er} point	2 ^{ème} point
Parent 1 :	a b c	d e f g h i
Parent 2 :	f b g	a e i c h d
Fils 1 :	. . .	d e f g . .
Fils 2 :	. . .	a e i c . .
Fils 1 :	a i c	d e f g h b
Fils 2 :	d f g	a e i c h b

Figure 2.6: Croisement d'ordre de base cyclique.

- **Croisement uniformément continu** : ce type a été suggéré pour produire des chromosomes valides. Un chromosome $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ est valide lorsque :

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1$$

- **Croisement d'ordre maximal** : il vise à conserver le maximum possible l'ordre des gènes et leurs positions. On fixe au hasard deux points de coupure. Ensuite, les sous-chaînes situées entre ces deux points sont interchangées. Les gènes qui manquent sont par la suite complétés à partir de chaque père en allant de gauche à droite et en choisissant le premier caractère disponible. A la différence du croisement de base cyclique, le fils 1 est complété à partir du parent 1 et le fils 2 à partir du parent 2. La figure 2.7 illustre un exemple de croisement d'ordre maximal.

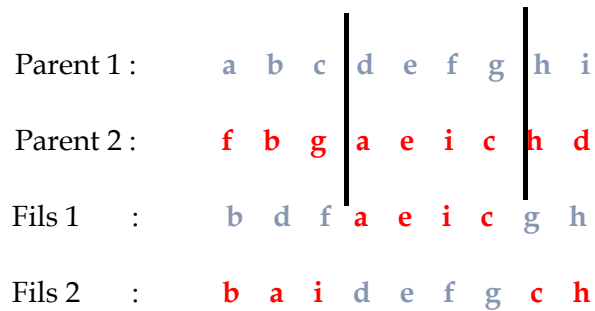


Figure 2.7 : Croisement d'ordre maximal.

2.1.3.7 Mutation

L'opération de mutation consiste à modifier de façon aléatoire une sous chaîne d'un chromosome en manipulant ses gènes. Elle constitue une exploration aléatoire de l'espace des chaînes (Goldberg, 1994). Quoique cette opération soit considérée théoriquement comme marginale, elle permet d'éviter les pertes irréparables de diversité (Renders, 1995). Elle peut agir sur les chromosomes de différentes manières. Dans le cas où les chromosomes sont codés en binaire, la mutation consiste simplement à modifier la valeur d'un gène situé à une position choisie au hasard de 0 à 1 ou inversement (Goldberg, 1994).

On trouve dans la littérature plusieurs opérateurs de mutation, les plus communs et les plus utilisés sont : (Harrat, 2003)

- L'opérateur d'inversion simple : dont le principe est simple : choisir aléatoirement deux points de coupure et inverser les positions des gènes situés au milieu.
- L'opérateur d'échange réciproque : il consiste à sélectionner de deux gènes et les inter-changer (muter).
- L'opérateur d'insertion : consiste à choisir au hasard un gène et une position dans le chromosome à inter-changer, puis à insérer le gène en question dans la position qui a été sélectionnée.



Figure 2.8 : Mutation d'un gène de chromosome.

2.1.4 Conclusion

Les algorithmes génétiques ont prouvé leur efficacité quant à la résolution de certains problèmes d'optimisation complexes, leur philosophie basée autour de la théorie Darwinienne de l'évolution naturelle des espèces et les méthodes combinées de Mendel leur permet d'aborder des problèmes dont l'espace de recherche de solutions est vaste et dont l'exactitude des solutions est sans garantie. Le réglage des paramètres des AG's est très délicat, il constitue une source de difficulté majeure, ainsi on ne peut pas trouver de valeurs universelles pour ces paramètres afin de permettre aux AG's de résoudre n'importe quel problème. Le codage des solutions sous forme de chromosomes est une étape cruciale qui affecte certainement la complexité spatio-temporelle des AG's. Le choix de la population initiale permet de donner plusieurs solutions admissibles (chromosomes). Les opérations génétiques qui s'appliquent sur cette population initiale vont l'évoluer d'une génération à une autre en favorisant les individus les plus aptes et en se débarrassant des plus faibles, tout en veillant à ce que la diversité génétique soit toujours prise en considération. Ce processus évolutionnaire rend naturellement les AG's très gourmands en temps de calcul.

2.2 : Les réseaux de neurones

2.2.1 Introduction

L'intelligence artificielle (I.A en abrégé) est toujours dans ses premiers jours, elle est arrivée à résoudre pas mal de problèmes et à automatiser des tâches plus ou moins compliquées qui aidaient l'homme à réaliser des travaux avec les plus grandes vitesses et précision possibles. Le rêve de l'humanité de créer une machine dotée d'une certaine intelligence artificielle n'est que dans ces débuts, du fait que les comportements intelligents élaborés sont toujours si primitifs dans certains domaines. Cette intelligence machinale peut être implantée à l'aide de diverses techniques, notamment les réseaux de neurones qui sont inspirés des réseaux de neurones biologiques étudiés pendant des décennies à travers des expériences sur les êtres vivants et l'Homme en particulier. Ces expériences quoiqu'elles aient contribué à une meilleure compréhension du fonctionnement du cerveau humain, elles n'ont pas abouti à une artificialisation presque parfaite de l'intelligence humaine qui est tellement complexe que juste comprendre ses secrets est devenu un vrai défi.

Les scientifiques cherchent toujours des processus biologiques dans la nature qui soient efficaces pour résoudre certains problèmes et essayent de les imiter afin de résoudre les problèmes qui leur sont posés, l'intelligence collective des fourmis ou des abeilles en sont des exemples. Cet engouement des scientifiques ne cesse de s'accroître et trouve toujours de nouveaux terrains d'application de ces techniques bio-inspirées.

Les réseaux de neurones sont devenus des techniques très sollicitées dans le domaine d'aide à la décision à travers un processus classificatoire procuré par ces réseaux. Les techniques de classification neuronales ont atteint un niveau de maturité élevé grâce à l'étude de nouvelles structures neuro-mimétiques permettant ainsi de traiter des problèmes de complexité en forte croissance ou d'optimiser la résolution de certains problèmes classiques. La reconnaissance de formes, le traitement de signal et de l'image en particulier, l'apprentissage supervisé et non supervisé sont tous des

domaines d'application et constituent des terrains de démonstration de forces des dernières techniques neuronales.

2.2.2 Histoire des réseaux de neurones artificiels

En 1943, le neurophysiologiste Warren McCulloch et le mathématicien Walter Pitts (McCulloch, 1943) ont écrit un article sur la façon dont les neurones pourraient fonctionner. Afin de décrire comment les neurones du cerveau pourraient fonctionner, ils ont modélisé un réseau neuronal simple en utilisant des circuits électriques.

En 1949, Donald Hebb (Hebb, 1949), a écrit « The Organization of Behavior », un travail qui a souligné le fait que les voies neurales sont renforcées chaque fois qu'ils sont utilisés, un concept fondamentalement essentiel à la façon dont les humains apprennent. Si deux nerfs se déclenchent en même temps, a-t-il soutenu, la connexion entre eux est améliorée.

Au fur et à mesure que les ordinateurs devinrent plus avancés dans les années 1950, il fut finalement possible de simuler un réseau de neurones hypothétique. Nathaniel Rochester, des laboratoires de recherche d'IBM, a fait le premier pas dans ce sens. Malheureusement pour lui, la première tentative pour le faire a échoué.

En 1959, Bernard Widrow et Marcian Hoff de Stanford développent des modèles appelés "ADALINE" et "MADALINE". Ces appellations ou acronymes proviennent de l'utilisation de « Multiple ADaptive LINear Elements ». ADALINE a été développé pour reconnaître les modèles binaires de sorte que s'il lisait des bits en streaming à partir d'une ligne téléphonique, il pourrait prédire le bit suivant. MADALINE a été le premier réseau de neurones appliqué à un problème du monde réel, utilisant un filtre adaptatif qui élimine les échos sur les lignes téléphoniques. Bien que le système soit aussi ancien que les systèmes de contrôle de la circulation aérienne, il est encore utilisé commercialement.

En 1962, Widrow & Hoff ont développé un processus d'apprentissage qui examine la valeur avant que le poids ne l'ajuste selon une règle simple. Il est basé sur l'idée que si un perceptron actif peut avoir une grosse erreur, on peut ajuster les valeurs de poids pour le répartir sur le réseau, ou au moins sur les perceptrons adjacents.

Malgré les succès ultérieurs des réseaux de neurones, l'architecture traditionnelle de Von Neumann a pris le dessus sur la scène informatique et la recherche neuronale a été laissée en marge. Ironiquement, John Von Neumann a lui-même suggéré l'imitation de fonctions neuronales en utilisant des relais télégraphiques ou des tubes à vide.

Au cours de la même période, on a écrit un article suggérant qu'il ne pouvait y avoir d'extension du réseau neuronal monocouche à un réseau neuronal multicouche. De plus, de nombreuses personnes sur le terrain utilisaient une fonction d'apprentissage fondamentalement défectueuse parce qu'elle n'était pas différentiable. En conséquence, la recherche et le financement ont considérablement diminué.

Cela a été ajouté au fait que les premiers succès de certains réseaux de neurones ont conduit à une exagération du potentiel des réseaux de neurones, en particulier en considérant la technologie pratique à l'époque. Les promesses ne se réalisaient pas, et parfois de plus grandes questions philosophiques menaient à la peur. Les écrivains ont réfléchi à l'effet que les soi-disant "machines à penser" auraient sur les humains, des idées qui reviennent toujours à chaque fois qu'un débat sur le futur de l'I.A est ouvert. En 1972, Kohonen et Anderson (Kohonen, 1990) ont développé un réseau similaire indépendamment l'un de l'autre, dont nous parlerons plus tard. Ils ont tous deux utilisé les mathématiques matricielles pour décrire leurs idées, mais n'ont pas réalisé que ce qu'ils faisaient, était de créer un réseau de circuits analogiques ADALINE. Les neurones sont censés activer un ensemble de sorties au lieu d'une seule.

En 1982, Hopfield a remis à la mode le connexionnisme en donnant une architecture solide inspirée de la physique dont le but énoncé était la minimisation d'une énergie. Sa découverte a permis de relancer l'intérêt dans les réseaux de neurones qui s'était essoufflé durant les années 1970 à la suite des travaux de Marvin Minsky et Seymour Papert. Un réseau de Hopfield est un réseau de neurones entièrement interconnecté, il est défini par n neurones et par une matrice symétrique de transfert W .

En 1986, avec l'avènement des réseaux de neurones à couches multiples appelés communément « Perceptrons Multi-Couches, PMC en abrégé), le problème était de savoir comment étendre la règle de Widrow-Hoff sur plusieurs couches. Trois groupes de chercheurs dont indépendants Rumelhart ont proposé des idées similaires qui sont maintenant appelées réseaux à rétro propagation. Se furent de nouvelles architectures

de réseaux de neurones qui ont permis d'aborder les nouveaux problèmes de l'époque : la reconnaissance de l'écriture, la reconnaissance et la synthèse vocale et la vision par ordinateur.

2.2.3 Définition

Les réseaux de neurones formels forment toujours une des briques essentielles de l'intelligence artificielle. Leur domaine d'application s'élargit de jour en jour à chaque fois qu'on est confronté à des problèmes de classification ou d'optimisation.

Le réseau de neurones peut être considéré comme une boîte noire dont les entrées sont les informations à étudier ou à classer et les sorties sont les décisions à prendre au sujet des entrées présentées au réseau. La collection des informations se fait progressivement et en cascade d'un neurone à son successeur, ce qui permet de déduire l'information à transmettre aux neurones suivants. Chaque neurone donne plus ou moins d'importance à certaines des informations qu'il reçoit.

L'apprentissage du réseau qui est la pierre angulaire du réseau de neurones, il consiste à faire apprendre le réseau à prendre les bonnes décisions à travers des exemples déjà étudiés et dont on connaît les sorties, ce qui permet de trouver des ajustements pour qu'il puisse accorder toujours la bonne importance à la bonne information, ceci se fait en analysant les écarts entre les sorties obtenus et ce qu'on doit obtenir comme réponse ou décision, donc le réseau doit s'adapter pour qu'il donne toujours la bonne décision. Ainsi le réseau développe sa faculté à donner un sens, à extraire des règles et des tendances reposant sur des fonctions mathématiques.

Une fois l'apprentissage est accompli avec les meilleurs exemples et le réseau est configuré, le réseau sera ensuite capable de prendre tout seul des décisions en lui introduisant de nouveaux exemples autres que ceux étudiés en phase d'apprentissage. La machine va imiter le processus intellectuel humain, et le processus va devenir ainsi entièrement automatique.

2.2.4 Fondement biologique

Le neurone biologique est l'organe élémentaire de base qui forme le système nerveux des êtres vivants, il se présente comme une cellule composée essentiellement d'un

corps doté de deux types de prolongements : les ramifications courtes et qui s'appellent communément les dendrites et une fibre longue se terminant par une arborisation qui s'appelle l'axone. (Voir figure 2.9.a)

L'établissement des connexions avec d'autres neurones se fait à travers ces prolongements.

Le tissu nerveux du cerveau humain est tellement très dense que chaque neurone peut établir en moyenne des connexions avec dix mille autres neurones, ce qui traduit l'importance du flux des informations à travers ce moyen de communication. Ce dernier fait toute la magie et la puissance du système nerveux. Les scientifiques ont estimé que le cerveau humain peut comporter jusqu'à cent milliards de neurones, et le nombre de connexions entre ces neurones peut se multiplier jusqu'à dix mille fois le nombre de ces neurones. (Burel, 1991)

La transmission de l'influx en entrée d'un neurone se fait à travers les dendrites qui forment ainsi les points d'entrée de ce neurone. Une fois, le neurone termine son traitement du signal, l'information est diffusée aux autres neurones du tissu nerveux à travers l'axone. Les terminaisons de l'axone forment des connexions (synapses) avec d'autres neurones. (Voir figure 2.9.b)

Les mécanismes de traitement, de transmission et de diffusion de l'influx nerveux sont incarnés par des phénomènes chimiques et électriques.

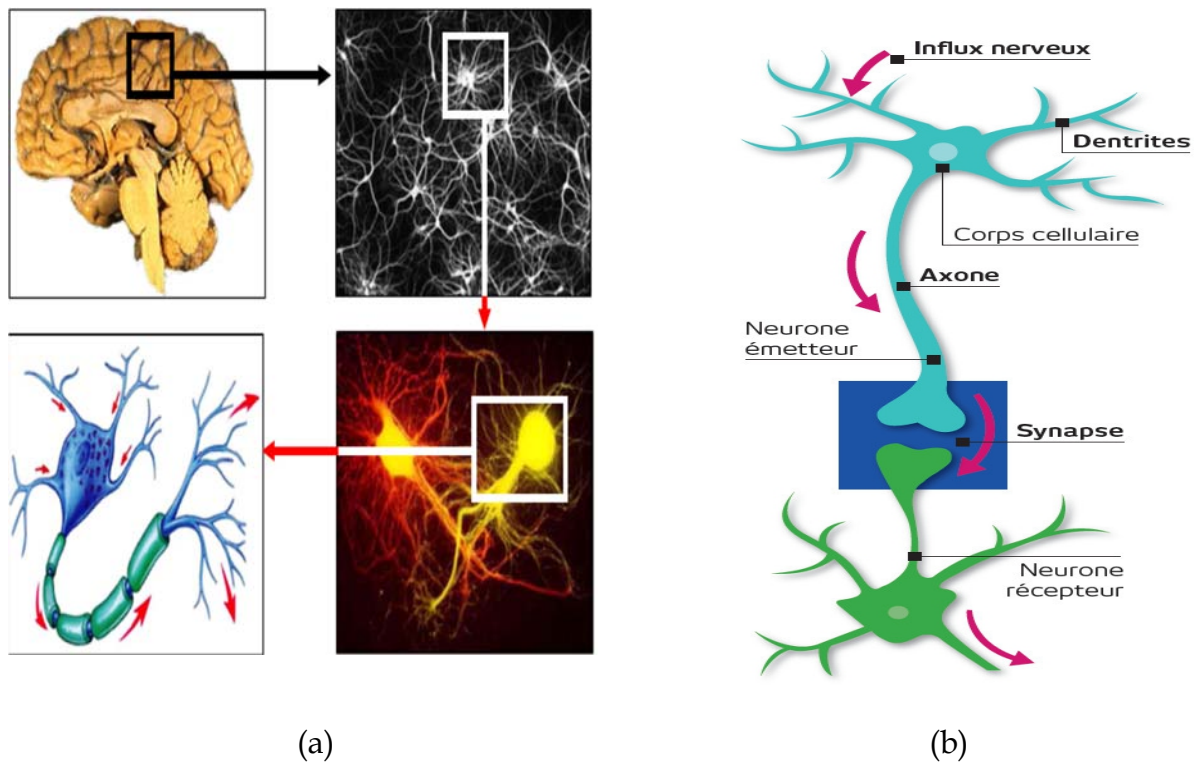


Figure 2.9: Le cerveau et le neurone biologique. (Berkane, 2010) (MILDECA, 2018)

2.2.4.1 Le fonctionnement d'un neurone

Le fonctionnement classique d'un neurone, consiste en général à recevoir et émettre des signaux électriques, est cela comme suit :

Au niveau de chaque neurone, on a une intégration des signaux reçus (qui parviennent des autres neurones) au cours du temps, c'est en quelque sorte une sommation des signaux reçus qui se produit au niveau de chaque neurone, quand cette somme dépasse un certain seuil, ce dernier émet à son tour un signal électrique. Ainsi les neurones communiquent en émettant des trains de potentiels rapides et très courts de l'ordre de quelques millisecondes.

En général, la membrane externe d'un neurone exécute cinq fonctions :

- Diffusion des signaux électriques le long de l'axone et des dendrites ;
- Libération des médiateurs à l'extrémité de l'axone ;
- Réagir à ces médiateurs chimiques au niveau des dendrites d'entrée ;
- Actionner ou ne pas actionner l'envoi d'un signal électrique après traitement des signaux issues des dendrites au niveau du corps cellulaire ;

- Permettre au neurone de reconnaître son voisinage pour se situer au cours de la formation du cerveau et trouver à quelles autres cellules voisines, il doit se connecter.

2.2.5 Le neurone formel

Un neurone formel est une représentation algébrique, généralement, non linéaire du neurone biologique. Tout comme son idole biologique, le neurone formel possède des entrées qui correspondent aux dendrites et une sortie qui incarne le signal sortant par l'axone du neurone biologique. Des coefficients numériques appelés communément les poids synaptiques associés aux entrées du neurone représentent les actions d'excitation et d'inhibition synaptiques. Une fonction d'activation (appelée aussi fonction de transfert) est utilisée pour activer ou non l'envoi d'un signal par un neurone qui vient de recevoir des entrées, elle consiste à calculer la différence entre une somme pondérée des entrées reçues et un seuil de déclenchement, si cette différence est positive, un signal est émis par le neurone, ce dernier constitue la sortie du neurone ; dans le cas contraire le neurone ne produit aucune sortie.

Le poids synaptique (W_i) ou la connexion synaptique est une valeur réelle, la sortie d'un neurone est alors multipliée par la valeur de la connexion synaptique durant le traitement effectué par le neurone récepteur.

Les poids (W_i) sont a priori inconnus, et peuvent prendre très souvent des valeurs aléatoires. L'ajustement de ces poids se fait au cours d'un processus appelé « apprentissage ». Ce dernier entraîne le réseau à travers des exemples dont on connaît déjà les sorties (cas d'apprentissage supervisé) ; les sorties réelles du réseau seront comparées à celles devant être les sorties simulées sur la base d'une minimisation d'une erreur quadratique entre valeurs effectivement mesurées et valeurs vraisemblablement simulées. Une fois le réseau est configuré, il sera capable tout seul de trouver les bonnes sorties quand on lui présente des entrées autres que ceux utilisés dans la phase d'apprentissage. Une bonne et riche base d'exemples engendre certainement un apprentissage de qualité.

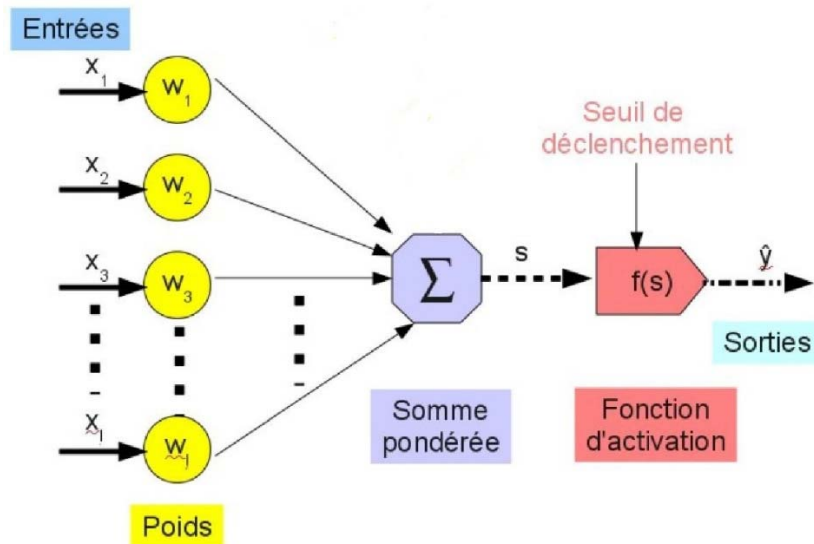


Figure 2.10 : Version basique d'un neurone formel. (Charon, 2018)

Mathématiquement, le neurone formel est représenté comme une fonction non linéaire, bornée. La valeur de sortie du neurone est calculée en fonction des poids exprimant l'importance des liaisons entre deux neurones. Les entrées de cette fonction représentent les entrées du neurone, tandis que sa valeur de retour représente la sortie (Jadouin, 1994). (Voir figure 2.10)

Les x_j sont les n signaux d'entrée, et les W_{ij} représentent les poids qui relient les neurones i, j ; L'activation pondérée « s » est donnée par :

$$s = x_1 w_{i1} + x_2 w_{i2} + \dots + x_n w_{in} = \sum x_j w_{ij} ; y = f(s)$$

La sortie finale est donnée par le seuil de déclenchement ou d'activation comme suit

$$y = \begin{cases} 1, & \text{si } s \geq 0 \\ 0, & \text{si } s < 0 \end{cases}$$

La fonction d'activation f , détermine l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Plusieurs variantes de cette fonction existent dans la littérature, on les décrira par la suite.

- Fonction Heaviside définie par :

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

- Fonction signe définie par :

$$\text{signe}(x) = \begin{cases} +1, & \text{si } x \geq 0 \\ -1, & \text{sinon} \end{cases}$$

- Fonction sigmoïde qui se définit ainsi :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

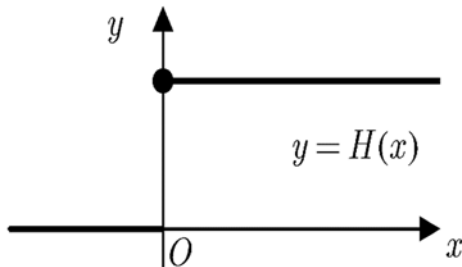


Figure 2.11 Fonction Heaviside

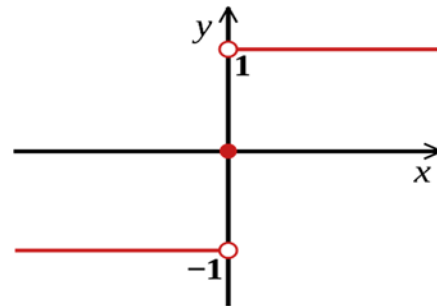


Figure 2.12: Fonction signe.

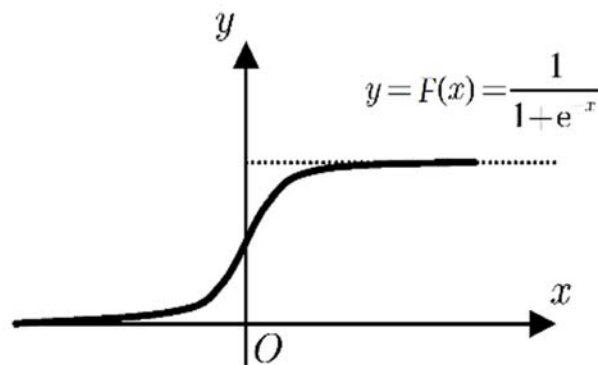


Figure 2.13 : Fonction sigmoïde.

2.2.6 Architecture des réseaux de neurones

On compte généralement dans la littérature deux grandes classes de réseaux neuromimétiques :

- La première est dite « réseaux à couches », où les neurones de chaque couche ne sont connectés qu'aux neurones de la couche suivante ;
- La seconde est appelée « réseaux récurrents » qui présentent certaine complexité par rapport à la première, où la connexité est intégrale, c'est-à-dire que tous les neurones sont connectés entre eux dans les deux sens. (Devaux, 1997)

2.2.6.1 Réseaux multicouches (feed-forward)

Les neurones sont organisés dans des rangées appelées couches où les neurones de la même couche entretiennent des relations ou connexions seulement avec ceux de la couche suivante. Par construction les neurones de la même couche ne sont jamais connectés entre eux. Habituellement, chaque neurone d'une couche établit des connexions avec tous les neurones de la couche en aval. On appelle la première rangée des neurones la couche d'entrée, les neurones de sortie forment la couche de sortie, tandis que les autres neurones formant les rangées intermédiaires forment ce que l'on appelle les couches cachées.

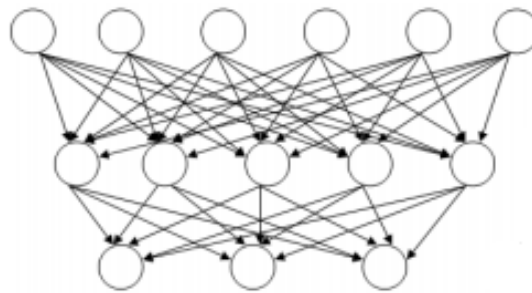


Figure 2.14: Réseau de neurones non bouclé (feed-forward).

2.2.6.2 Réseaux à connexions locales

Ce type d'architecture est un type particulier des réseaux multicouches, où chaque neurone établit des liens limités et localisés avec les neurones de la couche suivante, ce qui limite considérablement le nombre de connexions, sans pour autant ignorer la densité du réseau.

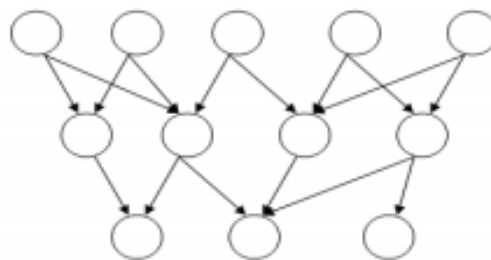


Figure 2.15 : Réseau à connexions locales.

2.2.6.3 Les réseaux de neurones récurrents (feed-back)

Les réseaux de neurones récurrents ou bouclés comme leur nom l'indiquent, permettent de d'établir des connexions même entre les neurones de la même couche contrairement aux deux premières architectures, les neurones peuvent également tisser des liens avec leurs homologues des couches suivantes. Les réseaux à connexion symétrique qui sont utilisés dans la modélisation des systèmes dynamiques par exemple constituent un exemple de ce type d'architecture. (Jadouin, 1994).

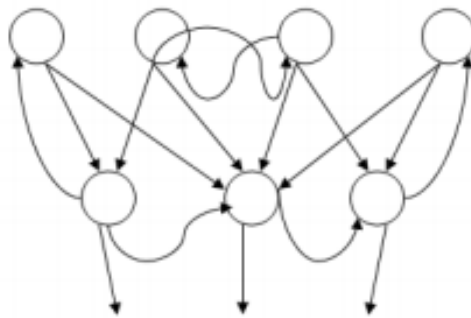


Figure 2.16: Réseau de neurones bouclé (feed-back).

2.2.6.4 Les réseaux de neurones à connexion totale

Ces réseaux sont caractérisés par une interconnexion intégrale, c'est-à-dire, chaque neurone est connecté à tous les autres neurones du réseau, il établit également une connexion réflexive à lui-même. Le réseau Hopfield est basé sur ce type d'architecture.

2.2.7 Apprentissage des réseaux de neurones

2.2.7.1 Définition

L'apprentissage est la phase la plus cruciale de la mise au point d'un réseau de neurones. Il vise à faire apprendre au réseau à trouver lui-même les réponses de ses entrées en modifiant le comportement du réseau jusqu'à ce qu'on obtienne le comportement voulu. Et pour ce faire, on doit entraîner le réseau à l'aide d'une base d'exemples du comportement à prendre les bonnes décisions, le réseau adapte ainsi d'un exemple à l'autre sa configuration en mettant à jour les poids de connexions reliant les neurones afin de découler en sortie vers les valeurs désirées.

L'apprentissage exige une base d'exemples riche et représentative appelée « échantillons d'apprentissage » et un algorithme d'apprentissage pour l'entraînement du réseau. Ce processus peut être mené de différentes façons selon différentes règles. On distingue dans la littérature trois grandes classes d'algorithmes d'apprentissage : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé, et apprentissage par renforcement.

2.2.7.2 Techniques d'apprentissage

Apprentissage supervisé

Comme son nom l'indique, ce type d'apprentissage consiste à faire apprendre un réseau à obtenir tout seul la sortie désirée. On guide le réseau en lui fournissant des données en entrée mais également les sorties désirées. Le réseau doit s'adapter en ajustant les poids de connexions reliant les neurones. Il serait ainsi capable de produire des sorties après avoir l'alimenter par des entrées, ces sorties sont ensuite comparées à celles qu'on devrait obtenir. Le perceptron est un exemple des réseaux de neurones qui utilise ce type d'apprentissage.

Apprentissage non supervise

Appelé aussi apprentissage automatique, Il consiste à faire apprendre le réseau sans guidage ou supervision à produire des sorties sans que l'on lui fournisse les sorties désirées, il tente de détecter automatiquement les régularités qui figurent dans les exemples d'apprentissage et à mettre à jour les poids synaptiques, pour que le réseau puisse donner toujours la même sortie aux exemple ayant les mêmes caractéristiques de régularité; En l'absence d'informations à priori, ce type d'apprentissage serait très sollicité, le réseau évolue de façon totalement libre sans la moindre intervention ou assistance jusqu'à ce qu'il se stabilise au sens de certains critères. On dit aussi que le réseau s'auto-organise à l'instar des cartes de Kohonen connues sous le nom « cartes-autoorganisatrices de Kohonen ».

Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est plutôt plus proche à une classe de problèmes d'apprentissage automatique. Il vise à faire apprendre le réseau à travers d'expériences, comment il doit réagir dans diverses situations, de telle façon à remporter une récompense quantitative optimale au cours du temps. Le réseau doit donc interagir avec son environnement pour qu'il obtienne une bonne récompense à chaque fois qu'il délivre une réponse satisfaisante, l'environnement lui procure une pénalité dans le cas contraire. On dit que le réseau se force à découvrir les réponses pour jouir du maximum de récompenses.

2.2.8 Les réseaux de Kohonen

Afin d'établir des modèles de représentation cognitifs, de nombreuses études ont été réalisées en analysant les systèmes cognitifs, visuels et auditifs. Cette démarche a permis de mettre au point des architectures de réseaux de neurones. Ces études ont prouvé le caractère auto-organisationnel naturel des réseaux synaptiques qui sont réparties de façon à respecter une certaine disposition topologique des régions. (Boudjemaï, 2006).

En observant le fonctionnement des cerveaux de chats, Kohonen a constaté une aire dans le cerveau spécialisée dans le traitement des signaux acoustiques. Cette aire constituée de neurones est organisée de façon à ce que chaque partie de cette aire spécifique soit sensible aux fréquences acoustiques qui lui correspondent. En effet, les neurones sensibles aux hautes fréquences sont systématiquement localisés à l'opposé de ceux sensibles aux basses fréquences. De ces constatations, Kohonen a commencé à fonder sa théorie sur les cartes auto-organisatrices. (Berkane, 2010)

On entend par auto-organisation, tout procédé capable, bien que non supervisé, de trouver une solution à un problème d'optimisation au sens d'un ensemble de critères bien définis. C'est sur cette base que (Kohonen, 1990) a ainsi défini les cartes auto-organisatrices qui portent son nom (Self Organizing Maps en anglais, SOM en abrégé). Le principe des cartes d'auto organisation est la représentation des sous-ensembles d'un certain ensemble de données bien définies par des neurones, chacun caractérisant un sous-ensemble particulier selon les points communs qui les rassemblent.

Autrement dit c'est une cartographie des objets du domaine d'application, après les avoir modéliser à l'aide d'un certain nombre de propriétés communes. C'est une sorte de classification multidimensionnelle des données. La carte auto-organisatrice de Kohonen peut être ainsi simulée comme une carte topographique dont le relief exprime l'intensité des liaisons entre les neurones qui représentent les données à classifier. Les pics au sens du relief représentent du coup les neurones gagnants parmi les stimuli représentés sur la carte. En analysant ces réponses, nous pouvons déduire la relation entre chaque stimulus (neurone d'entrée) et un neurone faisant partie de la carte de Kohonen.

Ces réseaux sont constitués de deux couches, la couche d'entrée constituée de neurones qui correspondent aux variables décrivant les observations. Tandis que la couche de sortie est organisée sous forme d'une grille (ou carte) de neurones à 2 dimensions. Chaque neurone représente un groupe d'observations similaires. Chaque neurone de la couche de sortie possède, par définition, une connexion ou une liaison pondérée plus ou moins faible avec tous les neurones de la couche d'entrée.

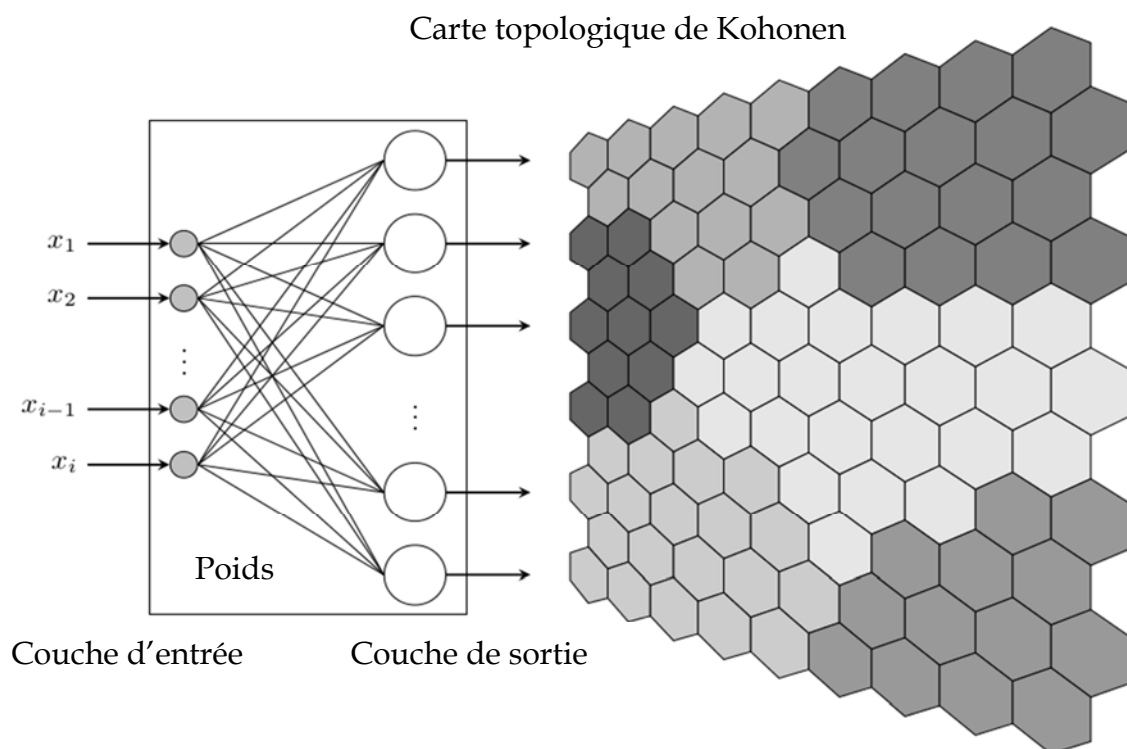


Figure 2.17 : Réseau et carte de Kohonen. (Stk, 2018)

En effet, on peut utiliser les réseaux de Kohonen pour réaliser une classification automatique ou clustering basé sur un apprentissage non supervisé ; cependant, à la différence des autres classificateurs, ce réseau produit une « carte » qui permet de visualiser la position relative des classes. Le but de cette opération étant de créer des regroupements d'individus de telle sorte que chaque groupe soit constitué d'individus présentant des observations similaires, les individus figurant dans des groupes différents ne sont pas similaires au sens des attributs d'observations. L'algorithme d'apprentissage Kohonen se fait par compétition (apprentissage compétitif), dans lequel aucun professeur n'est nécessaire, le réseau devra tout seul reconnaître les régularités dans les entrées et à les classer en se basant sur ses découvertes. En analysant de plus près, on se rend compte d'ailleurs que l'algorithme d'apprentissage est une version contournée de la méthode des K-Means.

2.2.9 Confection d'un réseau Kohonen

La mise en œuvre d'un réseau de neurones quel que soit son type commence toujours par la préparation des données d'apprentissage, de test et de validation ; c'est une étape cruciale et déterminante puisqu'elle conditionne la crédibilité et la qualité de l'apprentissage quel que soit la réputation de la technique utilisée. Ce n'est qu'ensuite, qu'on doit choisir le type du réseau adéquat qui conviendrait le plus à la problématique posée. L'élaboration du réseau de Kohonen se fait dans un ordre bien défini : Echantillonnage, choisir la structure du réseau, apprentissage de ce dernier et enfin valider la démarche par des tests et applications de certains outils de validations mathématiques.

2.2.9.1 Echantillonnage

Le processus d'élaboration du réseau Kohonen doit toujours commencer par le choix et la préparation des échantillons. Cette opération consiste à choisir élire les meilleurs représentants des regroupements censés correspondre à des classes ou des clusters à la fin de l'opération globale, elle doit être effectuée avec la plus grande attention et prudence possibles ; l'impact de cette opération sur le reste du processus est irréfutable. Ce dernier sera affecté positivement ou négativement par la qualité des

échantillons sélectionnées lors de la phase d'échantillonnage. Comme dans les cas d'analyse de données, cette étape est décisive et va aider le concepteur à déterminer le type de réseau le plus adapté pour résoudre son problème. La façon de présentation des échantillons conditionne : le type de réseau, le nombre de neurones d'entrée, le nombre de neurones de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation pour mesurer la performance du réseau.

2.2.9.2 Architecture du réseau

La structure conventionnelle d'une carte auto-organisatrice prend la forme d'une grille uni ou bidimensionnelle. Chaque nœud de cette grille représente un neurone qui est lié à un vecteur d'entrées référent. Le vecteur référent est une représentation discrète des données de l'espace d'entrée. Les vecteurs référents sont répartis sur la carte de telle sorte que la forme topologique de l'espace d'entrée soit toujours conservée en projetant leurs relations de voisinage dans la grille. La topologie de la carte est ainsi définie selon une géométrie et un voisinage topologique prédéfinis.

Le choix de l'architecture du réseau dépend étroitement du type des échantillons, une fois le type du réseau est défini. Ce choix doit prendre en considération le nombre de neurones d'entrée et ceux de sortie, ces paramètres sont fonction du phénomène à étudier. (Ammar, 2007)

Il est à noter qu'il n'existe pas une architecture optimale du réseau qui convient à résoudre tous les problèmes, l'ajustement de l'architecture se fait à travers des expériences murement réfléchies et menées.

2.2.9.3 Apprentissage du réseau

Les cartes de Kohonen adoptent l'apprentissage compétitif, dont le principe est qu'un seul neurone sera activé, après la propagation, ce dernier sera ensuite encouragé. Ainsi, les poids du neurone vainqueur et de tous les neurones de son voisinage topologique prédéfini seront modifiés selon une certaine fonction. Le neurone élu comme gagnant est celui dont le vecteur poids est le plus proche du vecteur d'entrée au sens d'une certaine distance prédéfinie. Donc, l'apprentissage consiste à rapprocher le vecteur poids des neurones vainqueurs vers le vecteur d'entrées.

La détection des régularités que présentent les échantillons d'apprentissage est l'objectif capital de l'apprentissage non supervisé des cartes de Kohonen. Pour ce faire, on va étudier l'exemple suivant :

Soit un réseau de Kohonen composé d'une couche d'entrée « E » de N neurones X_i connectés aux M neurones V_j d'une couche de sortie elle-même interconnectée. Soit $W_j^T = \{w_{i,j}\}$ le vecteur des poids des N connexions reliant les neurones de la couche d'entrée au neurone j de la couche de sortie.

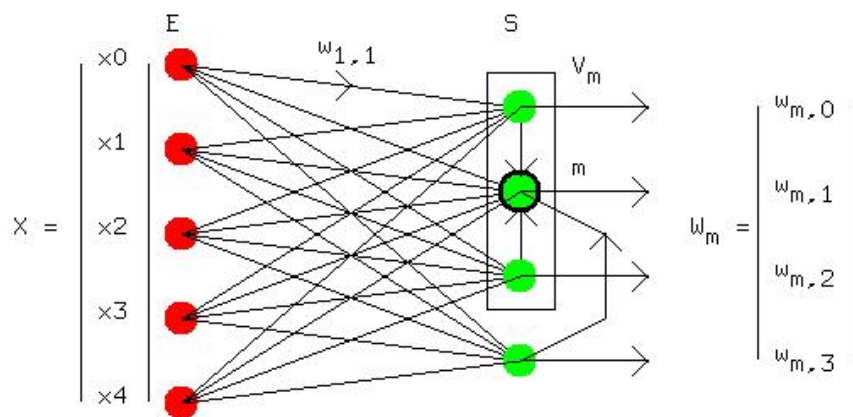


Figure 2.18 : Apprentissage d'un réseau de Kohonen. (Anyflo, 2018)

La recherche des régularités consiste à :

1- Rechercher le neurone de réponse maximale (neurone vainqueur) :

- 1.1 Des valeurs aléatoires faibles sont affectées initialement aux poids des $N * M$ connexions $\{i,j\}$;
- 1.2 Introduire le vecteur X en entrée ;
- 1.3 Calculer les distances $D_j(t)$ de chaque neurone j de sortie au vecteur d'entrée X . En cas d'utilisation de la distance euclidienne, l'activation du neurone j est donnée par :

$$D_j(t) = \sum_{i=1}^N (X_i(t) - W_{i,j}(t))^2$$

- 1.4 Sélectionner le neurone le plus proche, si m est ce neurone, son vecteur poids W_j doit vérifier : $\|X - W_m\| = \min_j(\|X - W_j\|)$

L'activation (sortie y_j) d'un neurone de sortie j est exprimée ainsi:

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{si } \|X(t) - W_j(t)\| = \min(\|X(t) - W_k(t)\|) \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

- 2- Construire une organisation autour du neurone (gagnant) de réponse maximale aperçue dans la première phase: Mettre à jour localement les poids de façon à les adapter au vecteur d'entrée X . Soit V_m un **voisinage**, dans la couche de sortie, du neurone m (au sens de la distance définie plus haut). Le vecteur w_m des poids du neurone m est pris comme centroïde de l'ensemble des vecteurs poids des neurones du voisinage V_m . n représente le pas d'apprentissage. Les poids sont corrigés comme suit :

$$w_j(t) = \begin{cases} w_j(t-1) + n * (t-1) * [X(t-1) - w_j(t-1)] & \text{si } j \in V_m \\ w_j(t-1) & \text{sinon} \end{cases}$$

2.2.10 Conclusion

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les propriétés fascinantes qu'ils possèdent. Les réseaux de neurones quoique considérés comme des structures complexes, où il est difficile de régler et d'interpréter les paramètres et dont le temps consommé pendant la phase d'apprentissage est contraignant ; ils sont, en outre, connus par leur faculté à apprendre sur la base des exemples d'apprentissage et leur capacité de généralisation. Ils sont devenus depuis leur fondation des outils puissants et très sollicités pour aborder certains problèmes dans divers domaines tels que le traitement d'images, la reconnaissance de formes, commande de processus, optimisation et approximation des fonctions inconnues par exemple. Ces réseaux connus par leur résistance aux panne offrent la possibilité de paralléliser le processus de recherche de solutions grâce à leur architecture en couches. Vu ces caractéristiques, les réseaux de neurones et plus particulièrement les cartes de Kohonen s'avèrent des outils adaptés pour effectuer la segmentation des images de télédétection. Ces dernières issues des satellites d'observation de la terre, sont plus complexes à analyser et à traiter que les images synthétiques du fait qu'elles sont bruitées dès la source et stratifiées, parfois, en des dizaines de couches (canaux) pour certains satellites. Ce problème sera abordé d'avantage au dernier chapitre, lorsqu'on va essayer d'utiliser les AG's et les cartes de Kohonen pour la mise en évidence des zones urbaines sur des images satellitaires multi-spectrales.

2.3 : Les contours actifs

2.3.1 Introduction

Le modèle classique des contours actifs (appelés également modèles déformables) a été introduit premièrement sous le nom de snakes par KASS, WITKIN et TERZOPOULOS en 1988 (Kass, 1988). Un contour actif est une courbe ou une surface élastique définie dans le domaine d'une image fermée. A partir d'un état initial donné, il a la propriété de pouvoir se déformer sous l'influence de forces externes construites à partir des images et des forces internes provenant de la courbe ou la surface elle-même en obéissant à un critère de minimisation d'énergies. Ce contour converge vers un état final définissant directement une segmentation de l'image (figure (2.19)).

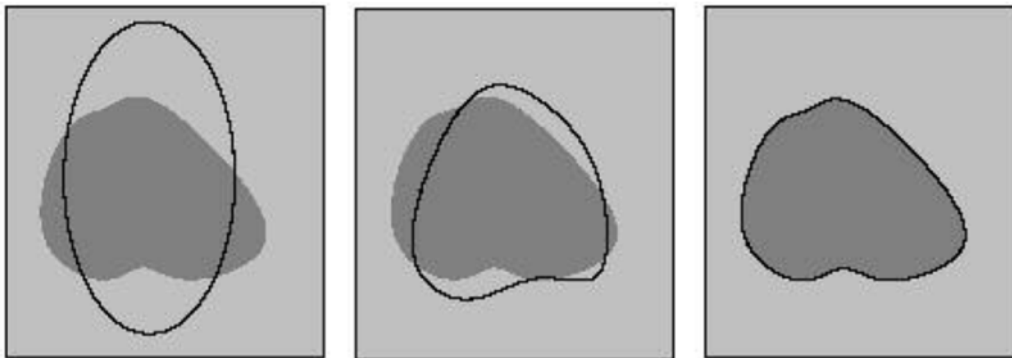


Figure 2.19 : Principe de la segmentation par contour actif. Initialisation du contour, convergence et résultat final.

Les modèles de contours actifs prennent implicitement en compte la structure des contours. Par construction, les points d'un contour actif sont connectés entre eux, ce qui supprime la phase de chaînage. L'intégration d'informations locales et l'introduction de contraintes sur la solution limite l'influence du bruit et des points aberrants et rend les contours actifs peu sensibles aux interruptions de contours. Les contraintes introduites correspondent à des connaissances sur la régularité des frontières. Ces propriétés rendent les contours actifs particulièrement attrayants, en particulier lorsque les images sont bruitées ou peu contrastées. Le recours à de tel modèle marque toutefois une rupture avec la démarche traditionnellement employée en analyse d'images. D. MARR (Marr, 1982) avait suggéré que les premières phases de

la vision humaine sont assimilables à des activités réflexes. S'inspirant de ces résultats, les techniques classiques d'extraction de contours procèdent à la détection de manière « aveugle », sans utiliser d'informations sur le contexte. Au contraire, le modèle de contours actifs s'appuie sur des connaissances a priori sur la géométrie et la régularité des objets recherchés. Cette technique n'a pas de fondements biologiques clairs ; elle permet en revanche de mieux contraindre le problème et débouche sur des interprétations plus fiables.

Les contours actifs sont particulièrement bien adaptés à la segmentation d'un objet dans une image. Loin de se limiter à cette dernière et en raison de leur caractère dynamique et de la prise en compte des déformations locales, leurs applications ont été étendues à d'autres applications telles que la stéréovision, l'analyse du mouvement, etc. Ainsi, ces contours sont devenus très populaires ces dernières années. Dans la section suivante nous nous limiterons à la présentation de quelques modèles de contours actifs qui peuvent répondre à nos exigences.

2.3.2 Le modèle classique de contours actifs (*Snakes*)

Il existe deux types de modèles de contours actifs dans la littérature actuelle (Xu, 1999) : les contours actifs paramétriques et les contours actifs géométriques.

Parmi les modèles paramétriques de contour actif, on peut considérer que les «Snakes» représentent le premier exemple de structure de contour actif. Ce modèle paramétrique classique de contours actifs introduit par KASS et al. (Kass, 1988), se présente sous la forme d'une courbe, fermée ou non, continue, dont l'initialisation est située à proximité du contour recherché et dont l'évolution s'effectue selon un processus itératif de déformation. L'appellation de snake (serpent en français) se justifie par les ondulations du contour lors de sa convergence. Le critère selon lequel le processus de déformation fait évoluer le contour a été initialement associé à la recherche d'une minimisation d'une fonctionnelle directement interprétable en termes de contraintes physiques : raideur, élasticité, attache aux données. La convergence du contour vers la frontière recherchée est alors vue comme une condition de stabilité (Chesnaud, 2000).

2.3.2.1 Energies du snake

Le contour actif est assimilé à une courbe dans le plan $C = [x(s), y(s)]^t$, continue, fermée ou non, paramétrée par son indice curviligne s (voir figure (2.20)):

$$C : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (1)$$

$$s \rightarrow v(s) = \begin{bmatrix} x(s) \\ y(s) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Où s désigne l'abscisse curviligne le long du contour, a et b les extrémités (confondues ou non) du contour et $v(s)$ le point courant de coordonnées $x(s)$, $y(s)$.

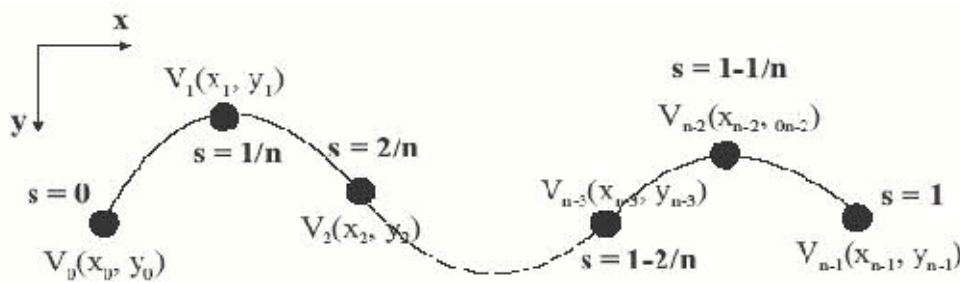


Figure 2.20: Contour actif : coordonnées cartésiennes et abscisse curviligne pour un snake de n points.

On associe une énergie à la courbe C :

$$E(C) = E_{interne}(C) + \lambda_1 E_{externe}(C) + \lambda_2 E_{interactive}(C) \quad (3)$$

On recherche alors l'état d'équilibre du snake, correspondant à un minimum de l'énergie totale définie par l'équation (3). Cette énergie se présente sous la forme d'une somme pondérée de trois termes qui traduisent des contraintes différentes et parfois contradictoires exercées sur le contour actif. En minimisant cette somme pondérée, on espère parvenir à une solution réalisant un bon compromis entre les contraintes.

L'énergie interne permet de contrôler les propriétés du snake et régularise la solution au sens des problèmes mal-posés. Le snake est considéré comme un matériau déformable, caractérisé par ses facultés d'allongement et de courbure.

Comme en mécanique, on définit alors son élasticité locale $\alpha(s)$ et sa rigidité locale $\beta(s)$ pour écrire l'énergie sous la forme :

$$E_{interne}(C) = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (4)$$

Cette énergie est dite « interne » puisqu'elle est caractéristique des propriétés physiques du contour. En effet, le terme $\left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2$ agit sur la longueur de la courbe alors que la quantité agit sur la longueur de la courbe alors que la quantité $\left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2$ agit sur la courbure. Les coefficients $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ permettent de pondérer ces propriétés le long du contour. Par simplification, ils sont souvent pris constants ; cependant, il peut être intéressant de les rendre localement adaptatifs (Chesnaud, 2000).

Ces coefficients influent directement sur les caractéristiques de la régularisation de la courbe C à travers son élasticité en tout point. Donner des valeurs élevées à α rigidifie le contour actif en s'opposant à son élongation, fixer des valeurs faibles autorise un meilleur suivi des frontières de l'image mais augmente la sensibilité au bruit sur ces frontières.

Le même compromis existe vis-à-vis de la courbure du contour avec le paramètre β . Plus sa valeur est faible, plus le contour actif est libre de présenter des ondulations ; plus sa valeur est importante et plus le contour actif prend une apparence plus lisse.

L'énergie externe traduit les forces exercées par l'image sur le contour actif :

C'est ce terme qui traduit l'attache aux données. KASS et al. (Kass, 1988] ont proposé d'utiliser :

$$E_{externe}(C) = - \int_a^b |\nabla I(v(s))|^2 ds \quad (5)$$

$$E_{ext}(x(s)) = E_{externe}(C) = - \int_a^b |\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 ds \quad (6)$$

Où a et b sont les abscisses curvilignes, éventuellement confondues, des extrémités de la courbe. ∇ représente l'image de puissance (ou l'image gradient) obtenu après application de l'opérateur gradient sur l'image I . Pour minimiser cette énergie, le contour actif va tendre à recouvrir les lignes de fortes intensités dans l'image ∇ et par suite, localiser les contours dans l'image I . Cette méthode relève donc de l'approche contour puisque le *snake* agit comme un extracteur de bords sur l'image de puissance de contours.

La deuxième expression de E_{externe} prend le module du gradient de l'image I convoluée avec une gaussienne d'écart type σ . Le but est d'étendre la région d'attraction du snake par les contours. Plus σ est grand, plus la région d'attraction est plus large mais au détriment de la convergence qui devient faible.

L'énergie interactive est présente lorsque la segmentation est semi-supervisée avec une assistance directe de l'utilisateur. Il lui est alors possible d'introduire de manière interactive des informations de haut niveau telles que la présence de frontières préalablement détectées ou de points de passage obligé, par l'intermédiaire de potentiels simulant des forces d'attraction-répulsion sur le contour actif (Chesnaud, 2000). Cette énergie sera laissée de côté dans les problèmes de détection de contours automatique.

D'un point de vue numérique, le problème revient maintenant à minimiser la fonctionnelle :

$$E(C) = \int_a^b \left[\alpha(s) \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 - |\nabla I(v(s))|^2 \right] ds \quad (7)$$

En adoptant une approche de type modèle stationnaire, ce problème de minimisation peut se ramener à la résolution d'une équation aux dérivées partielles (équation d'Euler-Lagrange). Pour une résolution numérique, on passe alors par une phase de discrétisation du problème et on est finalement amené à résoudre un système d'équations linéaire du type : $A x = b$. Comme la matrice du système A est singulière, il ne peut pas être résolu directement et il est nécessaire de mettre en œuvre un algorithme de résolution itératif pour approcher la solution. (Chesnaud, 2000) explique formellement ce passage dans sa thèse.

2.3.3 Limites et améliorations proposées dans la littérature

Le modèle proposé par KASS et al. (Kass, 1988) a séduit et a suscité un vif intérêt dans la communauté des traiteurs de l'image. Cependant (Berger, 1991) a mis en évidence la difficulté du choix des différents paramètres, ainsi que l'influence prépondérante de l'initialisation sur la convergence du contour actif.

Ce modèle peut être classé parmi les approches contour du moment que l'information recherchée est exclusivement une information contour. Il est donc bien adapté à une

certaine classe de problèmes, comme il peut échouer dans le cas où le bruit présent est important. Il est très sensible à l'initialisation car il n'est pas capable de gérer automatiquement les changements de topologie de la courbe déformable lorsque des implémentations directes sont employées. Par conséquent, les résultats ne sont satisfaisants, en pratique, que dans le cas où l'initialisation est effectuée au voisinage de la solution cherchée, ce qui n'est pas toujours possible.

Récemment, afin de surmonter ces faiblesses, de nombreuses études ont proposé des améliorations remarquables au modèle initial. A titre d'exemple, afin de diminuer la sensibilité à l'initialisation, une force de pression a été proposée pour « gonfler » le snake comme un ballon (Cohen, 1991). Cette « force ballon » permet d'améliorer la convergence du snake vers son objectif. En effet, la courbe peut franchir des contours peu marqués afin de s'arrêter sur des contours plus marqués. Cependant, cette force rend moins facile l'obtention du point d'équilibre. Dans (Xu, 1999), une autre force externe appelée Gradient Vector Flow (GVF), fut proposée.

Chapitre 3

Téledétection des structures géologiques circulaires

3.1 Problématique et objectifs

Auparavant, les géologues se servaient de beaucoup moins d'outils dans leur traitement de données de terrains. De nos jours, l'évolution dans le traitement d'images conduit à de nombreuses applications dans le domaine des sciences de la terre. Ainsi, la détection de contours voire la reconnaissance de formes dans le domaine de la cartographie géologique et plus particulièrement dans la recherche minière est très importante car un certain nombre de formes d'un relief ou d'un paysage sont suffisamment caractéristiques pour être directement associées à des événements géologiques particuliers divers : cas d'une intrusion granitique ou d'un impact météorite à la surface d'un affleurement géologique ou d'un accident tectonique de type linéament. Ces derniers sont régulièrement des indicateurs indirects des éléments miniers utiles. L'intérêt minier de ces éléments peut être défini comme une anomalie de réflectance. Cette réflectance peut être circulaire et serait centrée sur un dôme granitique qui est lié à une particularité géochimique d'un élément minéral quelconque, car il existe une bonne convergence entre cette structure et une anomalie géochimique. Les linéaments fournissent aussi des guides qui peuvent orienter et faciliter de nouvelles reconnaissances et prospections de terrain (Scanvic, 1983).

La détection de contours dans les images est un problème qui a motivé de nombreux axes de recherche sans jamais donner de solutions parfaites, en raison des propriétés des images. Les premières approches étaient fondées sur la détection de zones de fort gradient. Cependant, de nombreux problèmes empêchent une détection efficace : les contours sont parfois peu contrastés, la présence de bruit entraîne un taux de fausses alarmes élevé. L'approche des contours actifs ou snakes introduite originellement par Kass et al. en 1987 (Kass, 1988) a permis de résoudre certains de ces problèmes, reposant sur le paradigme qu'une méthode qui fournit différentes réponses possibles et qui dépend du choix de certains termes est meilleure qu'une méthode apportant une seule réponse.

Cette méthode a rencontré beaucoup de succès grâce à sa capacité à intégrer les deux étapes classiques de détection de contours en une seule (extraction et chaînage). En effet, par construction, les points d'un contour actif sont connectés entre eux, ce qui supprime la phase de chaînage. Ce modèle s'appuie de plus sur une accumulation des informations locales de l'image, ce qui limite l'influence du bruit. Les approches classiques combinent une détection globale des points contours et un processus de chaînage (souvent basé sur des informations locales de l'image). L'autre intérêt de cette approche est de transformer un processus complexe de minimisation de fonctionnelle d'énergie en l'itération d'un système matriciel linéaire.

On distingue généralement deux types de modèles de contours actifs : les modèles dits paramétriques où la déformation du contour est définie par une fonction paramétrique, et les modèles dits géométriques pour lesquels la déformation est définie de manière implicite par une fonction de niveau d'une fonction de plus grande dimension.

L'approche classique des contours actifs paramétriques consiste à déformer une courbe vers les bords de l'objet à détecter. Mathématiquement, cette approche repose sur une minimisation d'une fonctionnelle d'énergie de sorte que son minimum soit obtenu aux frontières de l'objet cherché. Cette fonctionnelle est composée essentiellement de deux termes ; l'un contrôle la régularité de la courbe (force interne) et l'autre tente de l'attirer en vue de la superposer aux frontières de l'objet cherché (force externe).

Au fil des années, de nombreuses améliorations ont été apportées au modèle initial de contours actifs. En effet, celui-ci présentait de nombreux inconvénients : sensibilité à l'initialisation, au bruit, réglage difficile des différents paramètres, fausses détections dues à la présence de minima locaux de la fonctionnelle, faible convergence vers les régions à concavité et incapacité de gérer automatiquement les changements de la topologie de la courbe déformable, cette dernière propriété exige que l'initialisation soit faite au voisinage du contour. Ceci pose problème lorsque plusieurs objets doivent être simultanément détectés. De plus, cette approche est non intrinsèque du fait que l'énergie dépende de la paramétrisation de la courbe et n'est pas directement liée à la géométrie des objets.

L'objectif de ce chapitre est d'étudier la délimitation des structures géologiques circulaires sur des images satellitaires optique et radar. Les particularités de cet objectif et des objets à délimiter nous ont poussés à l'adoption des modèles de contours actifs paramétriques, en particulier le modèle Flux du Vecteur Gradient (Gradient Vector Flow : GVF), introduit par Chenyang Xu et J. Lee Prince (Xu, 1997). Ces derniers ont gardé le même principe de minimisation d'énergies du contour actif classique (snake), sauf qu'ils ont conçu une nouvelle force externe qui remplace celle du modèle classique (snake) et qui possède un champ d'attractivité de telle ampleur qu'il peut pénétrer lors de l'évolution dans des régions à concavité, ce qui caractérise très souvent les cibles à détecter dans notre cas.

Au fil de ce chapitre, nous étudions le modèle GVF (Gradient Vector Flow en anglais, GVF). Nous procédons ensuite à son implémentation et à son application sur des images de téledétection active ERS-1 afin de délimiter la structure géologique présente sur ces images.

3.2 Comportement des contours déformables traditionnels

Un exemple du comportement d'un contour déformable traditionnel est présenté dans la figure (3.1). La figure (3.1.a) montre une image (64x64 pixels) d'un objet en forme de U (en gris) ayant une frontière concave. Cette même figure montre une séquence de courbes (en noir) représentant la progression itérative du contour déformable traditionnel ($a=0.6$, $\beta=0.0$) qui est initialisé à l'extérieur de l'objet tout en restant à l'intérieur du champ de force potentielle. Le champ de force potentielle où $\sigma=1.0$, est montrée sur la figure (3.1.b). Il est à noter que la solution finale dans la figure (3.1.a) résout les équations d'Euler de la formulation du contour déformable, mais ne converge pas vers la région concave.

L'origine de la faible convergence du contour actif classique est expliquée par la figure (3.1.c), où un plan rapproché du champ de force externe au niveau de la frontière concave est représenté. Bien que les forces externes soient dirigées correctement vers les frontières de l'objet, au niveau de la concavité, ces forces se dirigent horizontalement dans des directions opposées. Par conséquent, le contour actif est séparé vers chacun des doigts de la forme U, mais il n'est pas conçu pour progresser en bas de la concavité. Il n'existe aucun choix de a et β quant à la résolution de ce

problème (Xu, 1999).

Dans la figure (3.1.b), on remarque que l'importance de la force externe s'éteint rapidement loin des frontières de l'objet, c'est à dire que la zone d'attraction des forces externes est limitée. L'accroissement de σ dans l'équation (2), fait élargir la zone d'attraction du GVF, mais la localisation des contours devient moins précise. Une valeur trop grande de σ peut faire disparaître les concavités (Xu, 1999).

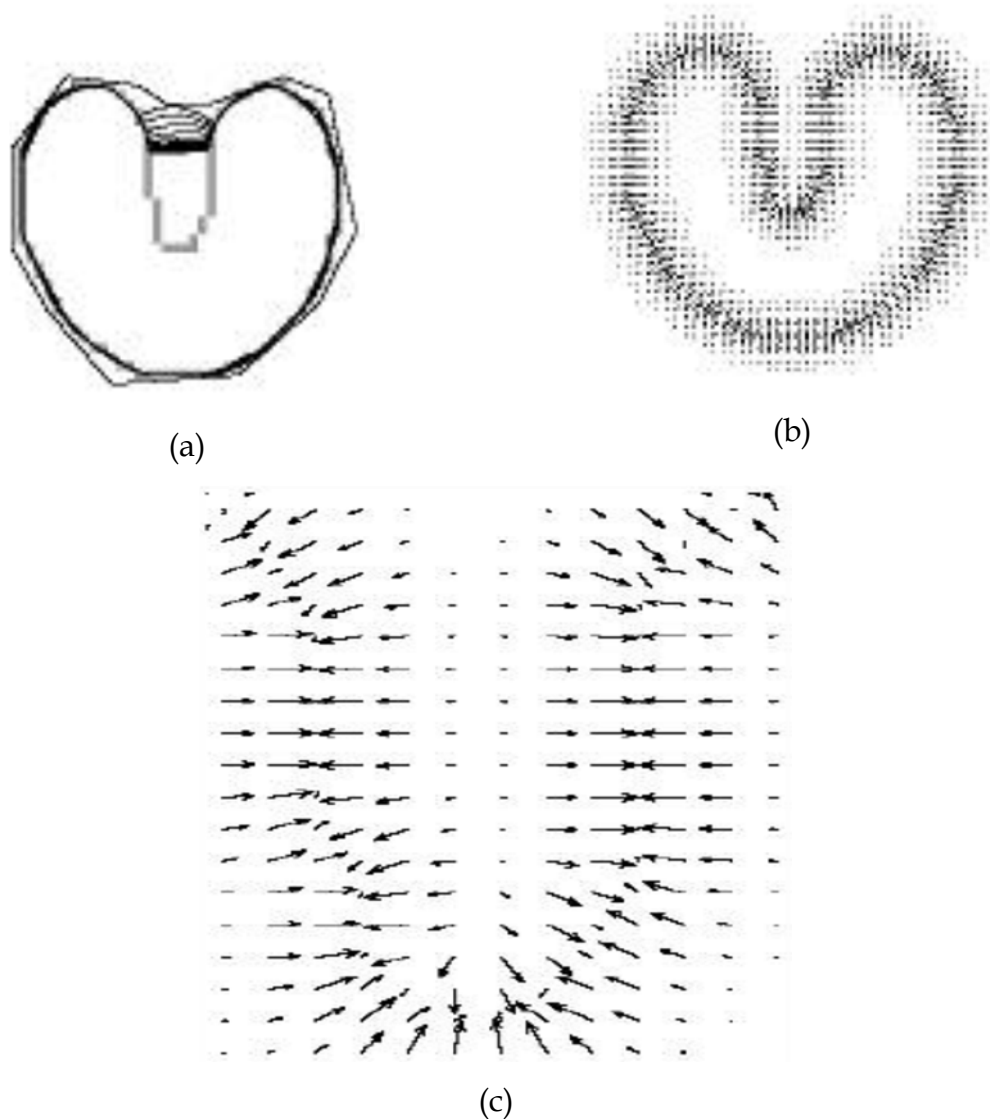


Figure 3.1 : (a) Convergence du snake utilisant (b) forces potentielles traditionnelles, et (c) plan rapproché montrant la concavité des frontières.

Le schéma présenté dans la figure (3.2) illustre le problème de concavité au niveau du pôle P_i du contour déformable initial qui n'est pas très proche des frontières de l'objet à détecter. Le champ de vecteurs est presque nul dans son voisinage, contrairement au

pôle précédent et au pôle suivant qui vont se déplacer vers les frontières sous l'effet de l'énergie interne.

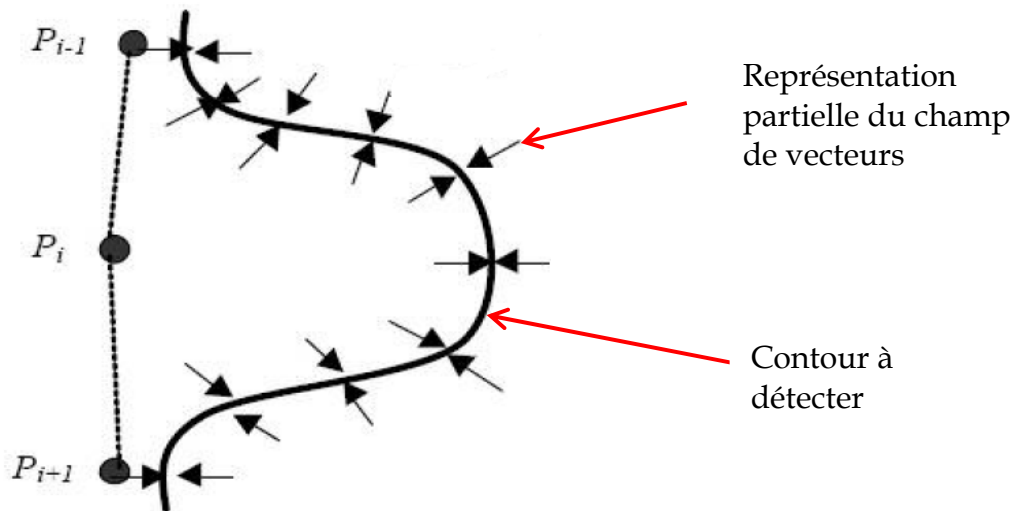


Figure 3.2 : Problème de la concavité.

Cohen et al. (Cohen, 1991) ont proposé un modèle de force externe qui élargit de manière significative la zone d'attraction d'un contour actif classique. Ces forces externes sont le négatif du gradient d'une fonction potentielle qui est calculée en utilisant une carte de distance Euclidienne (Xu, 1999).

3.2.1 Equation d'équilibre de forces généralisée

La solution proposée dans les figures (3.1) satisfait les équations d'Euler (3) pour son modèle d'énergie :

$$\propto x'' - \beta''''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (8)$$

Par conséquent, la configuration finale faible peut être attribuée à la convergence vers un minimum local de la fonction objective (équation (3)) (Xu, 1998).

Plusieurs chercheurs ont proposé des solutions à ce problème en formulant des contours actifs directement à partir d'une équation d'équilibre de forces dans laquelle la force externe standard $F_{ext}^{(p)}$ est remplacée par une force externe plus générale F_{ext}^g définie comme suit :

$$F_{int} + F_{ext}^g = 0 \quad (9)$$

Le choix de F_{ext}^g peut avoir un impact profond sur l'implémentation et le comportement du modèle déformable. Les forces externes F_{ext} peuvent être divisées en deux classes,

statique et dynamique. Les forces statiques sont celles calculées à partir de la donnée image, et ne changent pas suite à la progression du contour déformable. Les forces potentielles classiques du snake sont des forces externes statiques. Les forces dynamiques sont celles qui changent au fur et à mesure que le contour déformable se déforme (Xu, 1998).

Plusieurs types de forces dynamiques ont été proposés dans la littérature pour essayer d'améliorer les forces potentielles classiques. Par exemple les forces utilisées dans les modèles déformables multi résolution (Leroy, 1996) et les forces de pression utilisées dans les ballons (Cohen, 1991) sont des forces dynamiques externes. Cependant, l'utilisation des schémas multi résolution et des forces de pression complique d'avantage l'implémentation des contours actifs.

XU et PRINCE (Xu, 1997) ont introduit un nouveau type de force externe statique, indépendant du temps et de la position du contour actif lui-même. Le fondement mathématique de cette nouvelle force vient du théorème de Helmholtz (Xu, 1999), qui déclare que le champ vecteur statique le plus général peut être décomposé en deux composantes : une composante irrotationnelle (sans courbure) et une composante solénoïdale (sans divergence). Une force potentielle externe générée à partir de la formulation variationnelle du snake traditionnel doit contribuer dans l'équation d'équilibre de forces (Equation (3)) comme champ irrotationnel statique, puisqu'elle est le gradient d'une fonction potentielle. Par conséquent, un champ statique plus général F_{ext} peut être obtenu en permettant la possibilité qu'il contienne deux composantes irrotationnelle et solénoïdale (Xu, 1998).

Dans la section suivante, nous détaillons l'approche proposée par XU et PRINCE dans laquelle le champ de force externe a été conçu pour avoir les propriétés désirées suivantes : une zone d'attraction plus large et une présence de forces se dirigeant vers les concavités des frontières. La formulation résultante produit des champs de force externe qui sont censés avoir les deux composantes irrotationnelle et solénoïdale (Xu, 1998).

3.3 Le contour actif Flux du Vecteur Gradient

Le flux de vecteurs gradients a été introduit par XU et PRINCE (Xu, 1998) pour surmonter l'obstacle du rayon d'action limité des forces externes classiques utilisées. Ce problème est dû à une définition locale de la force et à l'absence d'un mécanisme

de propagation de cette information (Esteban, 2004). Pour résoudre ce problème, et pour toutes les forces dérivées du gradient d'un champ scalaire, ces auteurs proposent de générer un champ de vecteurs qui propage l'information du gradient. Ce champ est appelé GVF (Gradient Vector Flow en anglais). Le GVF d'un champ scalaire f est défini comme le champ de vecteurs $V = [u, v]$ qui minimise la fonctionnelle d'énergie (Equation (7)).

L'approche développée par XU et PRINCE consiste donc à utiliser une équation d'équilibre de forces comme un point de départ pour la conception du modèle déformable GVF. Le champ GVF est équivalent à une force externe statique $F_{ext} = v(x, y)$. Pour obtenir une équation dynamique correspondante au snake, ces derniers ont remplacé la force potentielle $-\nabla E_{ext}$ par $v(x, y)$ et ils ont obtenu l'équation suivante:

$$x_t(s, t) = \alpha x''(s, t) - \beta x'''(s, t) + v \quad (10)$$

On appelle la courbe paramétrique qui permet de résoudre l'équation ci-dessus, le snake du Flux du vecteur gradient. On la résout par un processus itératif après discrétisation de façon identique aux contours actifs classiques (snakes).

Bien que la configuration finale d'un contour actif GVF satisfait l'équation d'équilibre de forces (équation (11)), en général, cette dernière, ne représente pas les équations d'Euler du problème de minimisation d'énergie (équation (7)).

$$F_{int} + F_{ext}^p = 0 \quad (11)$$

Ceci est dû au fait que $v(x, y)$ ne sera pas généralement, un champ irrotationnel. La perte de cette propriété d'optimalité est, cependant, bien compensée par la performance améliorée du contour actif GVF (Xu, 1998).

3.3.1 Carte de contours

On définit une carte de contour $f(x, y)$ comme une dérivée de l'image $I(x, y)$. Cette carte permet de caractériser les zones d'intérêt dans l'image par les grandes valeurs :

$$f(x, y) = -E_{ext}(x, y) \quad (12)$$

Où $E_{ext}(x, y)$ est l'énergie externe définie dans les équations (5) et (6). Il vient alors que ∇f pointe vers ces régions d'intérêt caractérisées par de forts gradients. La carte de

contours possède trois propriétés importantes (Xu, 1998) :

1. Les vecteurs gradients des cartes de contours ∇f pointent vers les frontières des objets, et sont normaux aux contours ;
2. L'amplitude des vecteurs gradients est importante dans le voisinage immédiat des contours ;
3. Dans les régions homogènes où les $I(x,y)$ sont presque inchangées, ∇f est presque nul.

L'effet des propriétés citées ci-dessus sur le comportement du snake traditionnel quand le gradient de la carte de contours est utilisé comme une force externe est comme suit :

- L'effet de la première propriété est trivial, le snake initialisé près du bord convergera vers une configuration stable dans le voisinage immédiat de ce bord ;
- Quant à la deuxième propriété, la zone d'attraction sera en général très réduite ;
- Pour la troisième propriété, les régions homogènes n'auront aucunes forces externes à exercer sur les contours déformables initiaux.

Les deux dernières propriétés sont indésirables dans certains cas où l'image est fortement bruitée ou faiblement contrastée. L'approche GVF a pour objectif d'étendre la zone d'influence des gradients par un processus informatique de diffusion. Ce qui permet aux vecteurs gradients de pointer vers des régions à concavités (Xu, 1999).

3.3.2 Flux du vecteur gradient (Gradient Vector Flow)

XU et PRINCE (Xu, 1997) ont introduit ce nouveau type de gradient pour essayer de résoudre certains problèmes des contours actifs classiques : ceux liés à l'initialisation et à leur difficulté à suivre des contours à formes non convexes (concaves). Une nouvelle force externe, obtenue par diffusion isotropique du flux externe, a donc été proposée permettant ainsi d'augmenter la distance d'attraction des zones de fort gradient et d'attirer les points du snake dans des parties inaccessibles précédemment (non convexes). Les auteurs procèdent par normalisation préalable puis par diffusion isotropique du champ de force externe afin de lisser le bruit et de diffuser les fortes valeurs du flux externe. Ceci autorise des initialisations à l'intérieur des objets, la

diffusion du champ externe assure la dilatation du contour actif vers les frontières de l'objet.

La nouvelle définition de l'énergie externe est basée sur le calcul préalable du module du champ des vecteurs gradients $\|\nabla I\|$ dérivés de l'image I . L'énergie externe s'exprime ainsi à travers le champ de flux du vecteur gradient : $V = [u(x, y) \ v(x, y)]^T$ qui joue le rôle de force externe. Ce champ doit minimiser l'énergie définie par l'équation suivante :

$$\xi = \iint_I \mu \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 \, dx dy \quad (13)$$

Lorsque les variations de l'amplitude des gradients ∇f sont fortes, le second terme domine l'intégrale et son minimum est atteint pour $V = \nabla f$ et l'énergie externe sera alors équivalente à f . Inversement, si ces variations sont faibles, le second terme est négligeable et la minimisation de ξ revient à minimiser la somme des carrés des dérivées spatiales u_x, u_y, v_x et v_y des composantes de V . Le coefficient μ pondère l'influence respective des deux termes et doit être réglé en fonction de la quantité de bruit présente dans l'image : μ doit être d'autant plus grand que le bruit est important.

Cette démarche prouve son efficacité en permettant aux GVF-snakes de se caler sur les frontières à concavité dont l'attraction n'est plus masquée. Notons que le champ vecteur qui minimise l'énergie ξ n'est ni entièrement irrotationnel ni entièrement solénoïdal (Angella, 2001). Après calcul de variations (Courant, 1953), on constate que V satisfait aux équations d'Euler suivantes :

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x) (f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (14)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y) (f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (15)$$

Où ∇^2 est l'opérateur Laplacien, et f_x, f_y désignent les dérivées par rapport à x et à y respectivement. On peut déduire facilement que pour les régions homogènes (où $I(x, y)$ est presque constant), le second terme dans chaque équation est proche de zéro du moment que le gradient de f est presque nul. Par conséquent, dans une telle région, u et v sont déterminés chacun par l'équation de Laplace, et le champ GVF résultant est interpolé à partir de la région des frontières, reflétant une concurrence parmi les

vecteurs des contours, ce qui permet aux vecteurs GVF de se diriger vers les frontières à concavités.

3.3.3 Schéma Numérique

Les équations (14) et (15) peuvent être résolues en considérant u et v comme des fonctions du temps, t , comme suit :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - [u(x, y, t) - f_x(x, y)] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (16)$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - [v(x, y, t) - f_y(x, y)] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (17)$$

A l'état d'équilibre, la solution de ces équations paraboliques linéaires est la solution désirée des équations d'Euler (14) et (15). Remarquons que ces équations sont découplées, et par conséquent, elles peuvent être résolues en tant qu'équations différentielles partielles scalaires séparées de u et v .

On appelle les équations (16) et (17) des *équations de diffusion généralisées* (Xu, 1999).

Par convention, on les réécrit de la manière suivante :

$$u_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - b(x, y) u(x, y, t) + c^1(x, y) \quad (18)$$

$$v_t(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - b(x, y) v(x, y, t) + c^2(x, y) \quad (19)$$

Où

$$b(x, y) = f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2$$

$$c^1(x, y) = b(x, y) f_x(x, y)$$

$$c^2(x, y) = b(x, y) f_y(x, y)$$

Il faut noter que n'importe quel opérateur gradient peut être appliqué sur l'image pour calculer f_x et f_y . Les différences finies ont été employées dans le processus de calcul. Les coefficients $b(x, y)$, $c^1(x, y)$ et $c^2(x, y)$ sont calculés et restent inchangés pendant tout le processus itératif.

Pour lancer une résolution itérative, on remplace x , y et t par les indices i , j et n . En considérant Δx , Δy comme le pas inter pixels, et Δt comme le pas inter itérations, les dérivées partielles peuvent être approximées comme suit :

$$\begin{aligned}
u_t &= \frac{1}{\Delta t} (u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n) \\
v_t &= \frac{1}{\Delta t} (v_{i,j}^{n+1} - v_{i,j}^n) \\
\nabla^2 u &= \frac{1}{\Delta x \Delta y} (u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j}) \\
\nabla^2 v &= \frac{1}{\Delta x \Delta y} (v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1} - 4v_{i,j})
\end{aligned}$$

La substitution de ces approximations dans les équations (18) et (19) donne la solution itérative du GVF :

$$u_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r(u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + c_{i,j}^1 \Delta t \quad (20)$$

$$v_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) v_{i,j}^n + r(v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{i,j}^n) + c_{i,j}^2 \Delta t \quad (21)$$

Avec

$$r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y} \quad (22)$$

Étant donné que b , c^1 et c^2 sont liés entre eux, le système d'équations (20), (21) est stable chaque fois que la restriction de la taille du pas de Courant-Friedrichs-Lewy est toujours maintenue (Xu, 1998); c'est à dire que la condition $r < 1/4$ est toujours vérifiée. Puisque, Δx , Δy et Δt sont fixés et en utilisant l'équation (22) qui définit r , on constate que le pas du temps Δt doit vérifier la condition (23) pour garantir une bonne convergence du GVF :

$$\Delta t \leq \frac{\Delta x \Delta y}{4\mu} \quad (23)$$

3.4 Implantation du modèle déformable GVF

La méthodologie que nous avons suivie se scinde en deux étapes. En premier lieu, nous étudierons le comportement du modèle de contours déformables GVF introduit dans la section précédente et sa capacité à détecter des objets à frontières concaves sur une variété d'images synthétiques. Ensuite, nous allons étaler l'application de ce modèle aux images satellitaires réelles d'ERS-1 et d'ALSAT-1 dans le but de délimiter les structures géologiques circulaires.

Pour le calcul du GVF sur des images en niveaux de gris, on doit calculer la fonction carte de contours. Cette dernière se présente généralement sous deux formes :

$$f^1(x, y) = | \nabla I(x, y) | \text{ ou } f^2 = | [G_\sigma(x, y) * I(x, y)] |.$$

f^2 est recommandée si le bruit présent dans l'image est important. Le choix du filtre gaussien G_σ n'est pas pris au hasard : les filtres Gaussiens présentent plusieurs avantages par rapport aux filtres pondérés classiques, ce sont (Leger, 2002) :

- La symétrie relativement à la rotation : le filtrage est le même dans toutes les directions, ce qui ne privilégie pas certaines directions par rapport aux autres ;
- Fonction à un seul lobe : le pixel filtré est combinaison linéaire de ses plus proches voisins, ce qui modifie peu les caractéristiques locales (contours) de l'image ;
- La transformée de Fourier d'une Gaussienne a un seul lobe : l'image filtrée n'est pas altérée par la contribution de fréquences parasites ;
- La largeur, et donc le degré de lissage, d'un filtre Gaussien est fonction du seul paramètre σ . Une forte valeur de σ implique un filtrage plus important ;
- Les filtres Gaussiens sont séparables : un filtre 2D est équivalent à la convolution de deux filtres 1D.

Une justification mathématique de l'emploi d'un lissage par une gaussienne a été formulée par CANNY (Canny, 1986). Ce dernier a montré que la dérivée première d'un filtre gaussien fournit une valeur proche de la valeur optimale pour le critère par lequel il a proposé de définir un bon détecteur de contours.

Les étapes à suivre pour appliquer le modèle GVF sur des images binaires et en niveaux de gris sont énumérées et ordonnées sous forme d'organigramme.

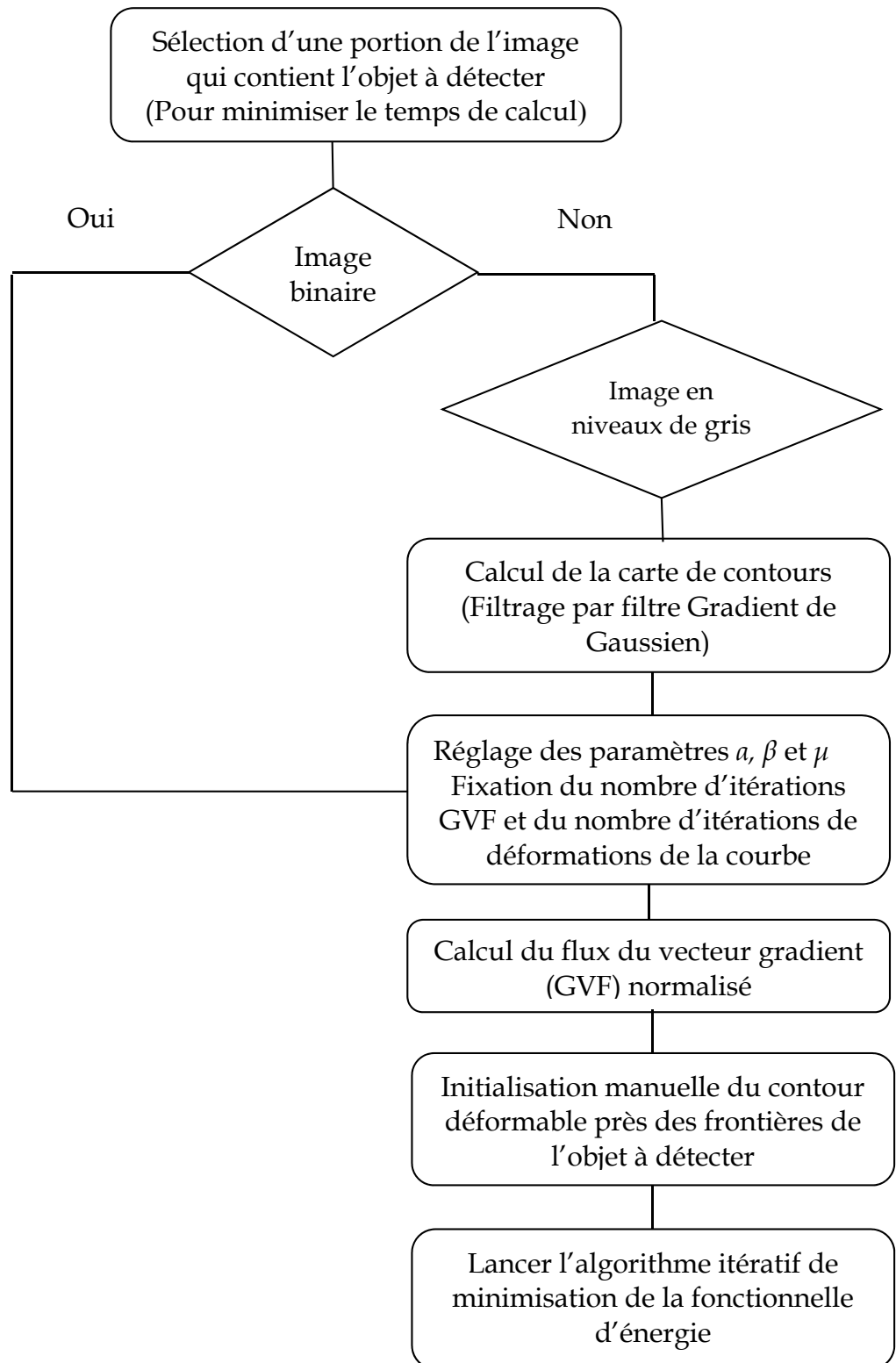


Figure 3.3 : Etapes d'application du modèle GVF sur des images binaires et en niveaux de gris.

3.5 Expérimentation du modèle de contours déformables GVF

L'utilisation d'images synthétiques constitue un outil très intéressant pour valider une méthode de traitement d'images. C'est pourquoi, nous avons jugé utile de valider le modèle de contours déformables GVF sur des images test synthétiques pour étudier la performance de celui-ci et démontrer ses différentes propriétés.

Au début, nous avons considéré une image 2D synthétique bruitée de taille 220x203 pixels et représentant une structure circulaire à frontière grossière (figure (3.4)). La figure (3.5) montre le résultat de l'application du filtre Gaussien sur l'image, tandis que la figure (3.6) illustre le champ du vecteur Gradient.

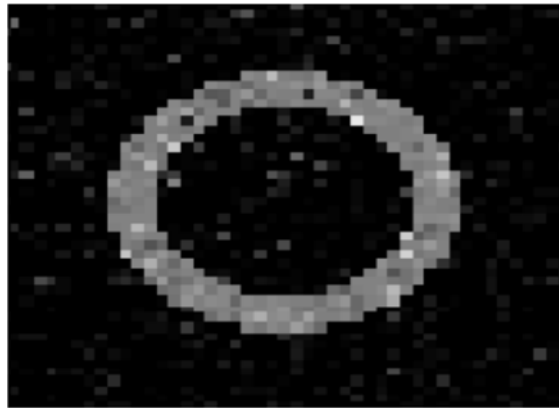


Figure 3.4 : Image synthétique bruitée de taille 220 x 203 pixels représentant une structure circulaire à frontière grossière.

Le choix des paramètres α (élasticité), β (rigidité) de la courbe initiale (contour initial) et le coefficient μ doit tenir compte de la régularité de la forme de la cible et de la quantité de bruit. La cible à détecter dans cette image est de forme circulaire régulière. Par conséquent, la courbe initiale doit être beaucoup plus élastique que rigide ($\alpha= 0.05$, $\beta=0.01$). La présence du bruit sur l'image exige une valeur un peu élevée pour le coefficient μ ($\mu= 0.2$) sachant que μ prend usuellement la valeur 0.1 pour des images très faiblement bruitées où les cibles sont clairement contrastées.

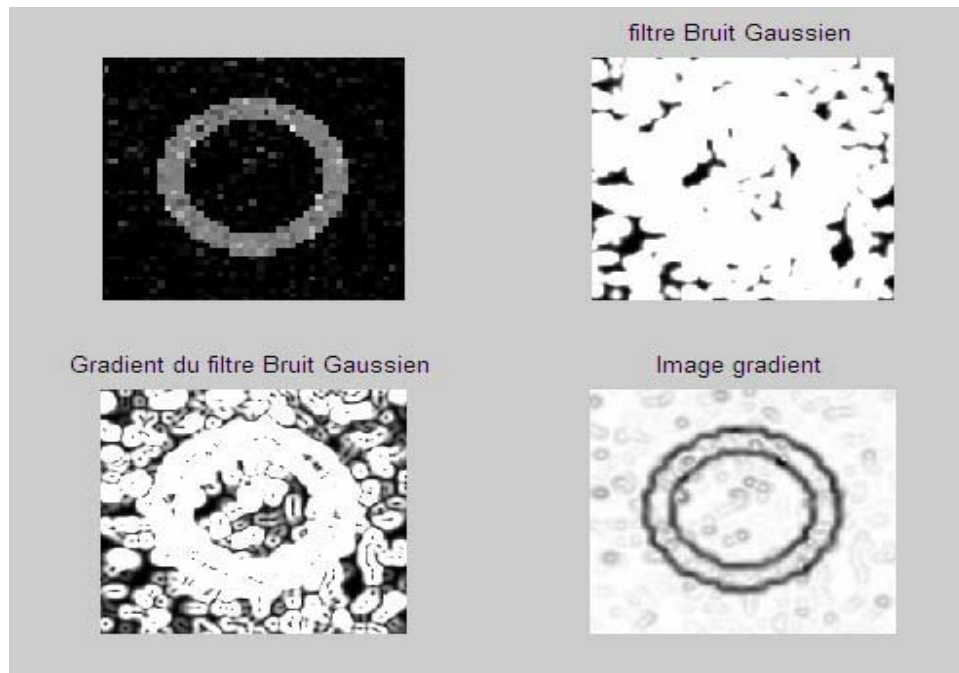


Figure 3.5 : Application du filtre bruit gaussien, gradient du filtre bruit gaussien, et filtre gradient.

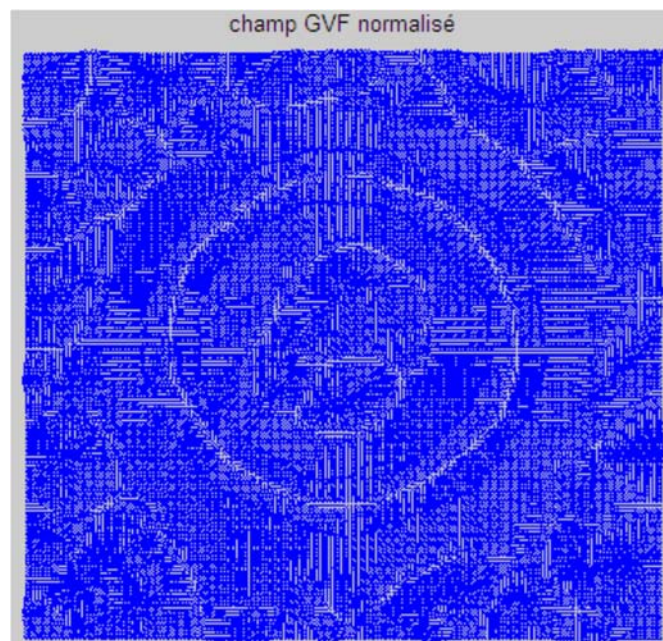


Figure 3.6 : Champs du vecteur gradient normalisé avec $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.01$, $\mu=0.2$

La figure (3.7) illustre le processus de détection de la structure circulaire. Dans la figure (3.7.a) nous présentons la courbe initiale à l'instant $t=0$, cette courbe est située à l'extérieur l'objet. L'évolution s'effectue ainsi vers l'intérieur de la courbe. Le résultat est atteint après 200 itérations. Ce résultat est présenté dans la figure (3.7.b), il montre

clairement que la délimitation de la structure circulaire de l'extérieur s'est effectuée avec succès.

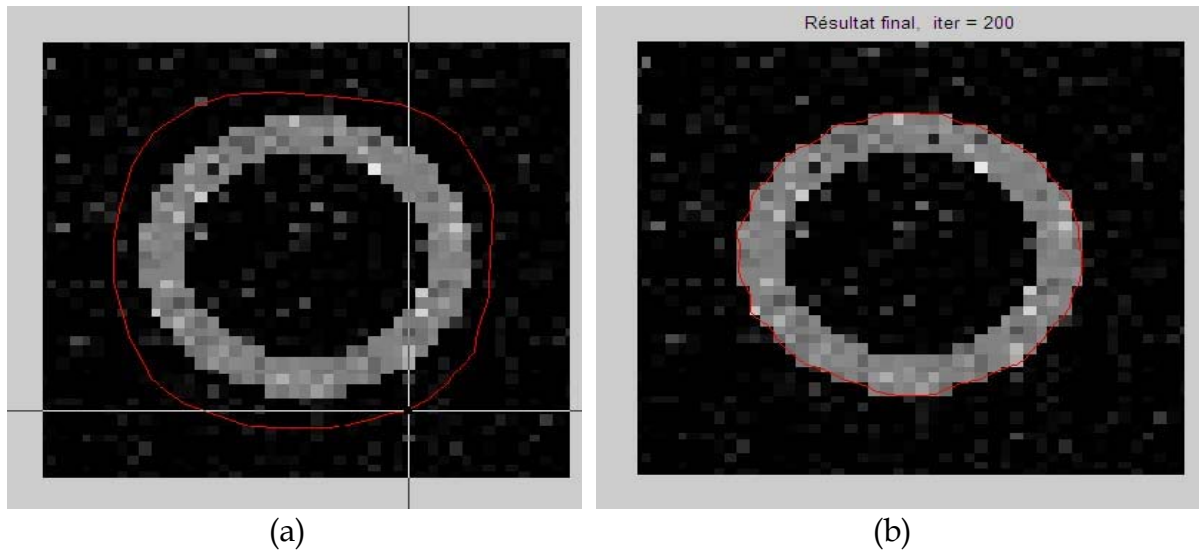


Figure 3.7 : a) Initialisation du contour b) contour final (en rouge) de l'objet à détecter.

Nous avons considéré ensuite une image 2D synthétique bruitée représentant une structure à frontière discontinue et concave (figure (3.8.a)) pour simuler les caractéristiques réelles des images de télédétection. La figure (3.8.b) montre le résultat de l'application du modèle de contours actifs GVF sur cette image. Comme nous pouvons le constater, la détection de la structure par le GVF est probante.

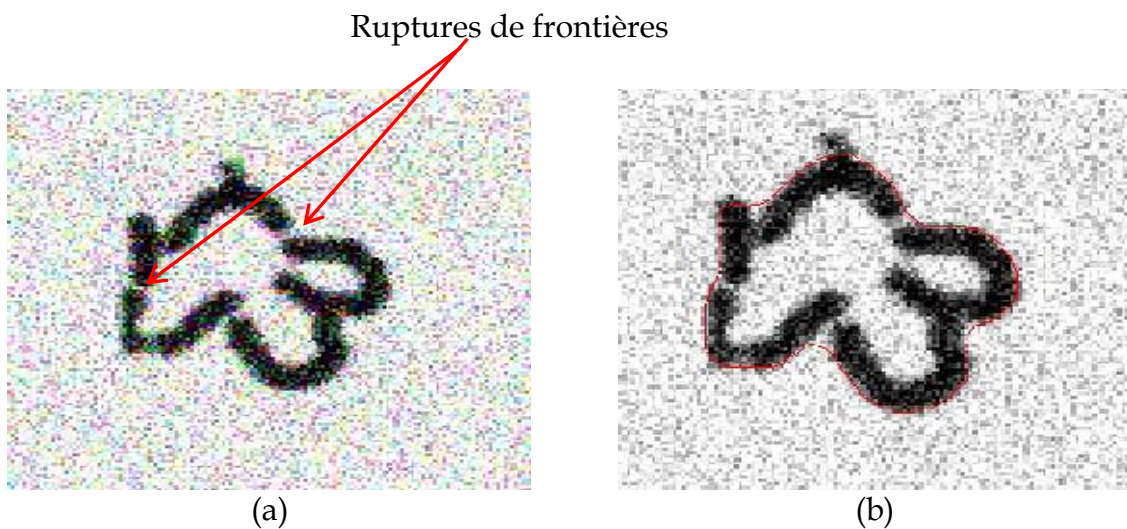


Figure 3.8 : a) Une structure fermée à frontière discontinue et concave (147x141 pixels) b) Le contour déformable GVF a réussi à détecter les frontières de la cible.
 $\alpha = 0.5, \beta = 0.00, \mu = 0.1$

Enfin, nous avons aussi considéré une image 2D synthétique bruitée représentant un objet de forme circulaire englobant deux autres objets (figure (3.9.a)). La figure (3.9.b) montre le résultat de l'application du modèle GVF sur cette image. Nous remarquons ainsi que le contour déformable n'a détecté que la frontière externe de l'objet de forme circulaire. Cette propriété permet d'éviter une sur segmentation de l'image dans le cas des structures géologiques.

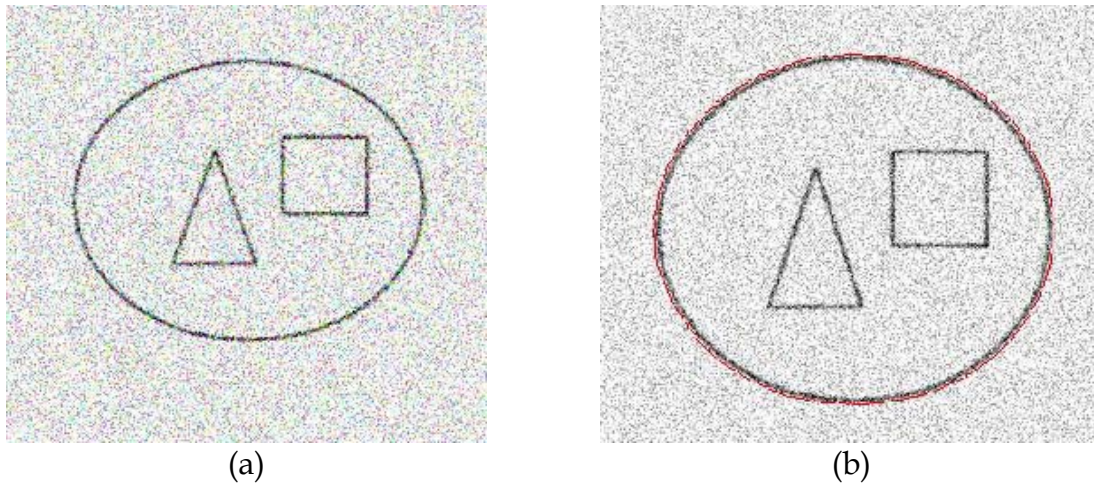


Figure 3.9 : a) Objet de forme circulaire englobant deux autres objets (350x350 pixels)
b) Le contour déformable GVF (en rouge) ne détecte que les frontières externes des objets ce qui permet d'éviter une sur segmentation de l'image. $\alpha= 0.5$, $\beta= 0.00$, $\mu= 0.1$

Les résultats obtenus sur une diversité d'images synthétiques montrent que le modèle GVF arrive même à détecter les contours des structures de formes irrégulières et à frontières grossières et discontinues. Ce modèle pénètre facilement dans les régions concaves.

Les structures géologiques sur les images de téledétection présentent très souvent les mêmes caractéristiques. Ces dernières ne sont pas assez homogènes et présentent des régions "trous" à l'intérieur de la structure globale. Ce modèle de contour convient donc à notre problème, puisqu'il permet d'éviter dans notre cas la sur segmentation de la cible.

3.6 Application du modèle GVF sur des images satellitaires

Dans ce qui suit nous allons faire une démonstration de force du modèle GVF en l'appliquant sur de vraies images satellitaires du capteur actif ERS-1. Nous allons ensuite discuter les résultats obtenus. Le choix de l'imagerie radar active est justifié simplement par la faculté des ondes radar à pénétrer le sol et le sable jusqu'à 5 mètres, et du coup la télédétection active est la mieux placée pour mettre en évidence les structures géologiques en particulier dans les zones désertiques du sud Algérien, où les dunes de sables peuvent couvrir des parties importantes de ces structures géologiques. L'imagerie de télédétection optique ou passive peut être bénéfique seulement si les structures à détecter sur le sol sont entièrement apparentes. Dans le cas contraire, le recours aux images radar est certainement avantageux puisqu'on peut imager jour et nuit même les parties cachées de certaines structures géologiques (voir figures 3.11 et 3.12)

3.6.1 Présentation de la zone test

La région test appartient au Hoggar central polycyclique (voir figure (3.10)). Lithologiquement, elle se caractérise par une série volcano-sédimentaire dite assise supérieur présentant des roches volcanites acides de type rhyolites, dacites, tuffs etc. Dans le complexe Afedafeda, affleurent des granodiorites, diorites quartziques, granites calco alcalins et parfois Monzonitiques. Des formations géologiques de formes circulaires à subcirculaires de l'unité plutonique Panafricaine offrent un granite intrusif à contour circonscrit de type Taourirts (jeunes). Ce dernier affleure dans la partie Nord-Ouest de la région de Tin Felki (Adrar Tikertine). Il est à noter que la carte de la figure (3.10) manque de légende de source, un détail qui est très important aux yeux des géologues. Nous sommes arrivés seulement à identifier la structure d'Adrar Tikertine sans avoir plus de détails qui nous aident à bien lire la carte.

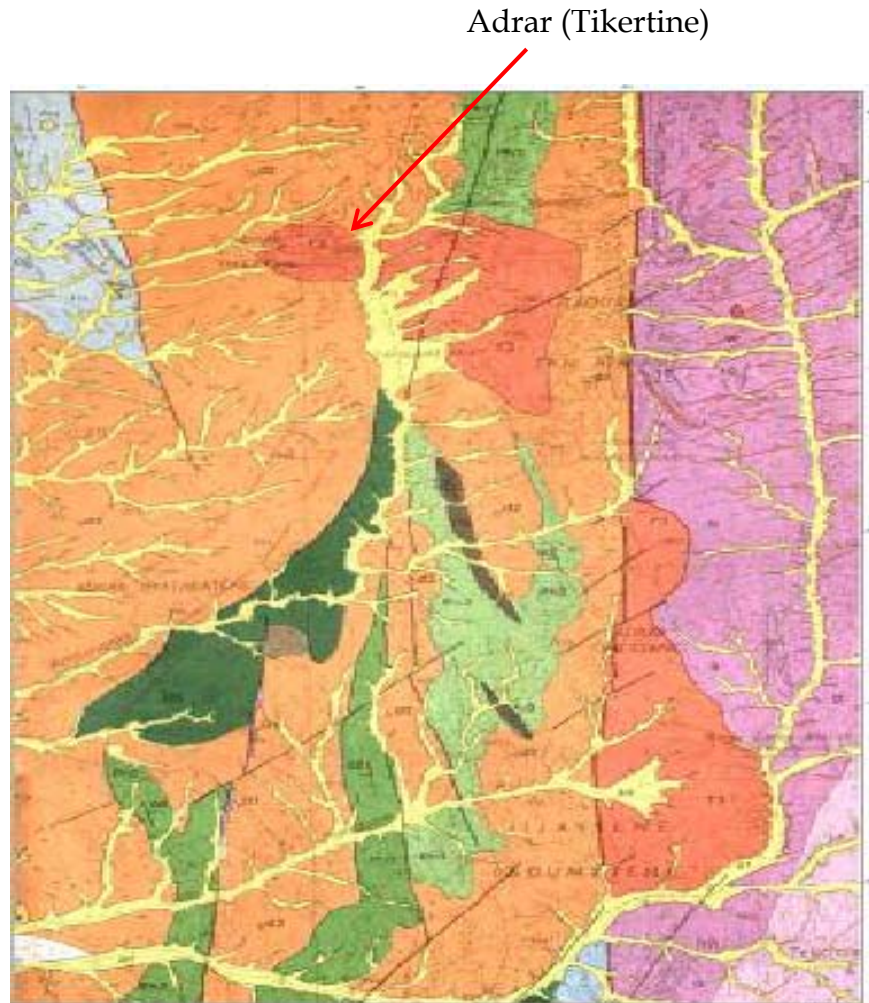
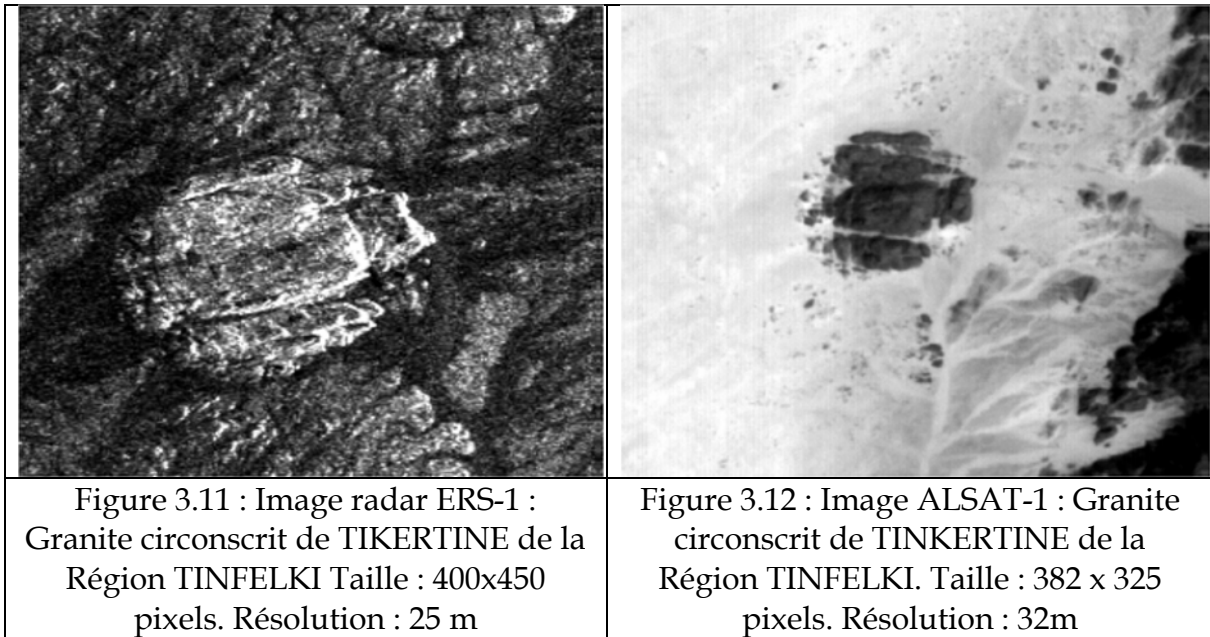


Figure 3.10 : Carte géologique de la région de TinFelki (Hoggar Central polycyclique) à l'échelle du 1/200.000^{ème}

3.6.2 Présentation des images utilisées

Les images que nous avons utilisées dans ce mémoire sont les suivantes :

- **Une image radar** : de résolution 25 mètres fournie par le satellite européen ERS-1. Elle représente le Granite circonscrit de TINKERTINE de la région de TinFelki au Hoggar central. Ses dimensions sont de 400x450 pixels (figure (3.11)).
- **Une image optique** : de résolution 32m fournie par le premier satellite algérien ALSAT-1. Elle représente aussi le Granite circonscrit de TINKERTINE de la région de TinFelki au Hoggar central. Ses dimensions sont de 382 x 325 pixels (figure 3.12)).



3.6.3 Résultats obtenus sur l'image radar ERS-1

L'application du modèle de contours déformables GVF sur l'image radar ERS-1 a mené aux résultats suivants. La figure (3.13) illustre le champ du vecteur Gradient GVF normalisé de l'image ERS-1. C'est l'étape qui est la plus essentielle, elle permet de générer le champ force externe avec qui la force interne du contour déformable doit se régulariser pour minimiser au maximum l'énergie totale. Autrement dit, le contour doit se caler (en fonction de ses paramètres physiques de courbure a et de rigidité β) le plus parfaitement possible sur les zones où le champ GVF est maximal.

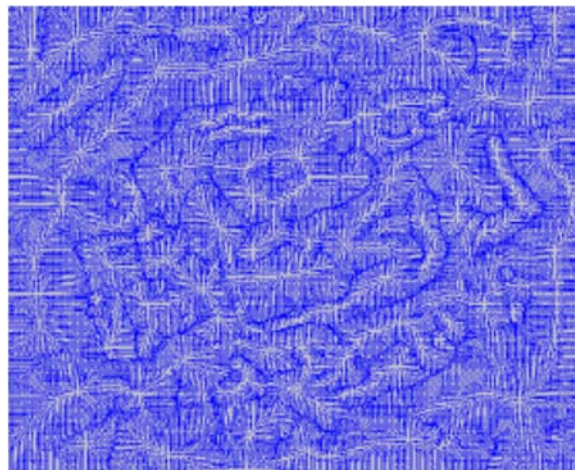


Figure 3.13 : Champ GVF normalisé (image ERS-1).

La figure (3.14) montre la courbe initiale à $t=0$ englobant l'objet de l'extérieur. L'évolution s'effectue ainsi vers l'intérieur de la courbe. La figure (3.15) illustre le

processus de détection de la structure circulaire. Le résultat est atteint après 200 itérations. Il est présenté dans la figure (3.16) qui montre assurément que la délimitation de la structure circulaire de l'extérieur reste convaincante.

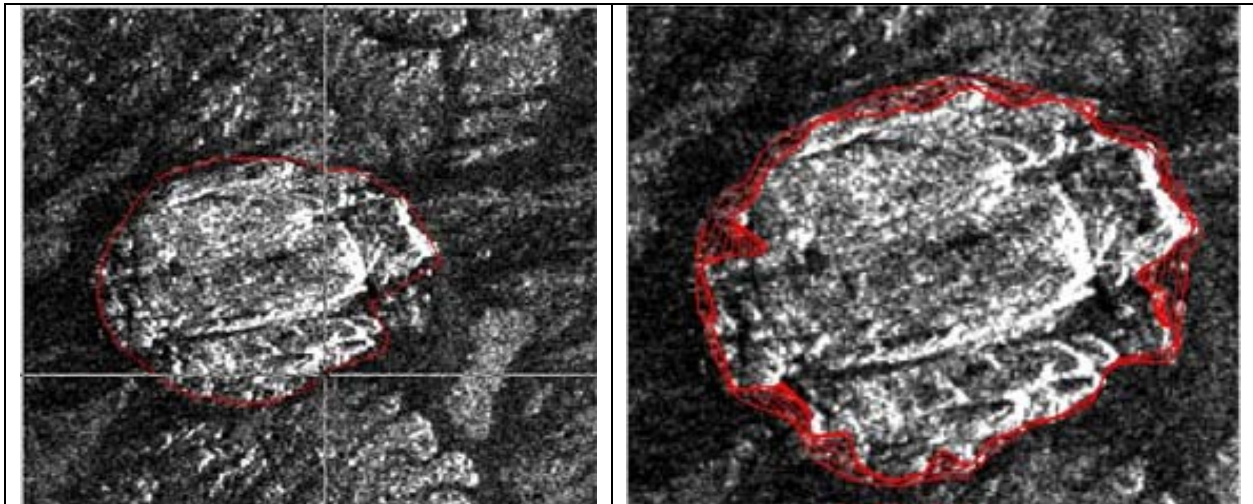


Figure 3.14 : Initialisation du contour (image ERS-1).

Figure 3.15 : Progression du contour déformable (image ERS-1).

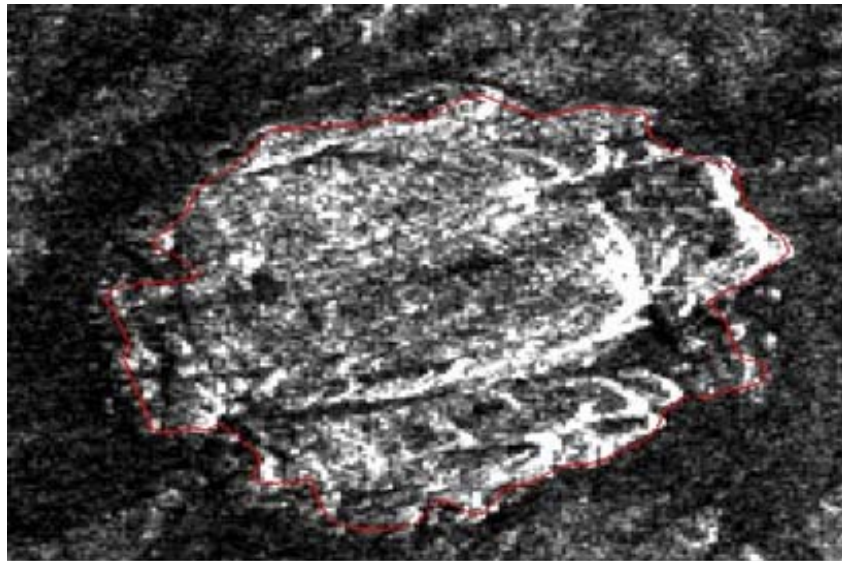


Figure 3.16 : Convergence du polygone déformable vers la frontière de la structure circulaire du Granite circonscrit de TINKERTINE à l'itération 200.

Nous avons essayé d'appliquer le détecteur de contour classique de Canny sur l'image ERS-1 (voir figure 3.17), pour montrer la suprématie et l'efficacité des modèles déformables quant aux approches classiques de détection de contours.

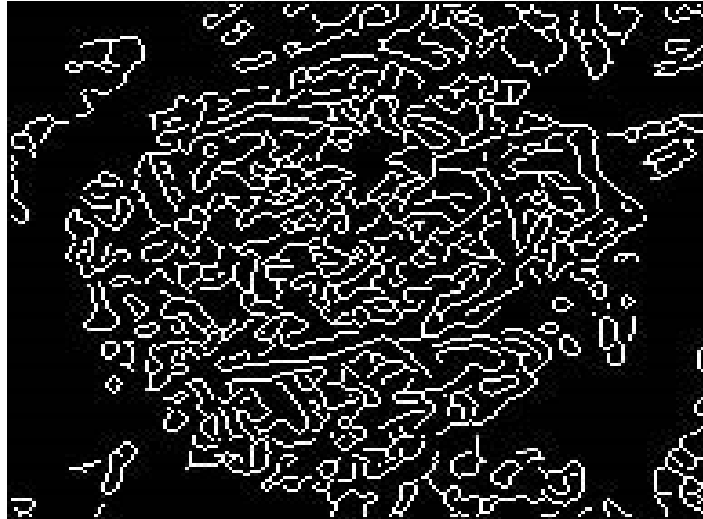


Figure 3.17 : Résultat de l'application du détecteur de Canny sur l'image ERS-1.

En comparant ce résultat avec celui du modèle de contours déformables GVF de la figure (3.16), nous pouvons voir que l'apport des contours déformables est très clair. En effet, nous remarquons que l'application du détecteur de CANNY au granite circonscrit de TINKERTINE donne des contours connexes qui ne sont pas réalistes et ne reflètent pas la réalité de circularité et de fermeture de la structure, de plus elle engendre une sur-segmentation de l'image. La fermeture des contours est une tâche très ardue pour les détecteurs classiques car de nombreuses erreurs sur lesquelles il est difficile de revenir, peuvent être commises. La fusion de deux contours distincts en est un exemple. A l'opposé, les modèles de contours actifs prennent implicitement en compte la structure des contours. Par construction, les points d'un contour actif sont connectés entre eux, ce qui supprime la tâche du chaînage.

3.6.4 Discussion

Dans le désert du sud Algérien (Hoggar Central Polycyclique) le voile sableux peut cacher une partie significative de la cible étudiée. Ce même voile sableux a tendance à présenter la cible comme une structure fragmentée ou discontinue en mode optique.

Ce problème n'est pas gênant pour les images radar ERS-1, vu les caractéristiques physiques des ondes radar. L'imagerie radar est la plus adaptée pour détecter les structures géologiques, quoique des fois, ces structures ont des formes très irrégulières. Les ondes radar pénètrent sous le sol jusqu'à environ 5 mètres, et sont de

ce fait les mieux placées pour caractériser et représenter fidèlement la géométrie des objets.

La technique de détection de contours utilisée a apporté ses fruits, les contours actifs ont réussi à détecter la structure géologique circulaire, en délimitant ses frontières, sans tomber dans les pièges de la sur-segmentation et du bruit intrinsèque. L'utilisation d'une approche classique de détection de contours aurait donné certainement un résultat sur-segmenté comme c'est le cas du filtre de Canny, ce problème est inévitable vu les caractéristiques spectrales et géométriques de la structure à détecter elle-même qui se présente comme un archipel de fragments dont il est très difficile à le chaîner ou connecter. Le filtrage du bruit par utilisation de masques conventionnels tels que les masques de Prewitt et Sobel serait lui aussi insuffisant pour éliminer une partie importante du bruit. Ces deux problèmes dont on ne dispose pas de recette magique dans le menu des détecteurs classiques, peuvent être facilement surmontés grâce à la philosophie du modèle déformable GVF qui a réussi à éviter le bruit des images radar et à délimiter la structure de l'extérieur par une courbe déformable sans tomber dans le piège de sur-segmentation. Le contour initial placé près des frontières de la structure à détecter commence à se déformer et s'attire vers les zones de forts gradients dont le flux a été propagé par le concept du Gradient Vector Flow qui vise à minimiser au maximum une fonctionnelle d'énergie. Le « snake » se déplace vers les bords de la cible et épouse à la fin ses frontières extérieures. Ce qui peut être interprété mathématiquement par une convergence vers un minima proche de zéro de la somme des énergies antagonistes interne du contour (élasticité et rigidité de la corde) et externe (gradient) de l'image sur ces frontières.

3.7 Conclusion

La détection de contours a été toujours un problème qui a séduit de nombreux axes de recherche sans jamais donner de solutions parfaites, en raison des propriétés des images. Les premières approches étaient fondées sur la détection de zones de fort gradient. Elles souffraient de beaucoup de lacunes, les contours sont parfois peu contrastés, la présence de bruit entraîne un taux élevé de fausses alarmes, ceux qui limitaient leur efficacité de détection.

L'approche des contours actifs ou snakes a permis de résoudre certaines de ces difficultés. Elle repose sur le paradigme qu'une méthode qui fournit différentes réponses possibles et qui dépend du choix de certains termes est meilleure qu'une méthode apportant une seule réponse. Son principe est simple, il consiste à déformer une courbe vers les bords de l'objet à détecter, en minimisant une fonctionnelle d'énergie définie en fonction de l'image et ayant pour effet de régulariser la courbe. Le succès de cette méthode dans le passé est dû à sa capacité à intégrer les deux étapes classiques de détection de contours en une seule (extraction et chaînage). Les approches classiques combinent une détection globale des points contours et un processus de chaînage qui est souvent basé sur des informations locales de l'image.

La particularité de notre objectif et des objets à délimiter nous ont poussés à l'adoption du modèle Flux du Vecteur Gradient (Gradient Vector Flow). Les modèles géométrique et géodésique, quoique plus récents, sont mis à l'écart. Ce choix a été motivé par le fait que les structures géologiques circulaires présentent souvent des discontinuités de frontières, des régions hétérogènes à l'intérieur même de ces structures avec un contraste parfois très faible et un bruit important. De ce fait, l'application de ces modèles s'avère non fructueuse, et engendre inévitablement une sur segmentation de la cible, ce qui est indésirable.

Les avantages apportés par le modèle GVF par rapport aux contours actifs classiques en termes de convergence vers des régions concaves et sensibilité inférieure au bruit sont prouvées. Ce modèle permet de détecter un objet à la fois, cette propriété, contrairement aux modèles précédents, permet d'éviter une sur segmentation de la cible même si elle apparaît morcelée. En outre, elle permet de délimiter la cible de l'extérieur et donne un résultat unique.

Cependant, le choix de ce modèle n'est pas exempt de critiques. La mise en œuvre des contours actifs soulève deux difficultés : le choix du contour initial et celui de l'opérateur gradient qui va pousser ou tirer le contour actif vers les frontières de la structure en épousant au mieux tous les détails de celles-ci. Quant au contour initial, il doit être choisi au plus près du contour à détecter pour limiter le nombre d'itérations et surtout assurer la convergence du processus vers la solution la plus réaliste.

Chapitre 4

Téledétection des zones urbaines

4.1 Etat de l'art

Avec l'avancée rapide des moyens et des techniques d'observation de la Terre (capteurs, satellites et données), la télédétection "urbaine" ou "applications de télédétection urbaine" a connu rapidement un essor en popularité auprès des spécialistes de l'urbanisme et les administrations chargées de l'aménagement du territoire.

La télédétection spatiale permet de mieux comprendre le sujet urbain et ses enjeux, quoique le recours à cette technique soit souvent remis en cause par la complexité de l'environnement urbain lui-même. (Xiaojun, 2011)

Des études antérieures ont abordé le thème urbain sur des images de télédétection, notamment le travail de (Antoine, 2009), il a développé une méthode capable de détecter et de quantifier les changements dans des petites zones sur des images satellite de très haute résolution spatiale (VHR : Very High Resolution), ces images sont acquises en des dates différentes et provenant de sources différentes. Le principe de la méthode est de comparer les propriétés texturales des objets d'intérêt. L'auteur a essayé d'abord d'extraire des objets par une segmentation qui repose sur le principe de croissance de régions afin de comparer leurs textures respectives.

Dans la même optique, un autre travail a été mené par (Ashish, 2010) qui a utilisé une technique basée sur le clustering flou qui prend en considération la corrélation spatiale entre les pixels voisins de l'image différence de deux images prises sur le même site géographique mais en des dates différentes.

Utilisant toujours les données du satellite VHR, (Tobias, 2017) a proposé une nouvelle approche basée sur les objets pour la détection non supervisée des changements en se concentrant sur les bâtiments individuels. Il a d'abord appliqué une analyse en composantes principales (ACP) avec une procédure unique pour déterminer le nombre de composantes principales pertinentes en tant que prédécesseur pour la détection de changements ; Puis il a utilisé les K-Means pour discriminer les bâtiments qui ont subi des changements de ceux qui ne l'ont pas.

(Andrew, 2017) a utilisé une technique différente appelée Import Vector Machine (IVM) qui s'appuie sur la technique populaire de la machine à vecteurs de support (Support Vector Machine- SVM). (Ribana, 2012). Pour obtenir une classification

optimale, l'algorithme IVM explore tous les sous-ensembles possibles de données d'apprentissage pour une sélection optimale. Ces IVM (vecteurs importés) sont obtenus en ajoutant successivement des échantillons de données d'apprentissage jusqu'à ce qu'un critère de convergence donné soit satisfait (Ribana, 2012). Les données échantillons sont sélectionnées en fonction de leur contribution à la solution de classification.

4.2 Problématique et Objectifs

Notre travail, ne vise pas à étudier les changements dans le thème urbain sur les images satellitaires multi-temporelles. L'objectif principal de notre travail est de proposer une méthodologie qui permet une meilleure détection des zones urbaines sur des images satellitaires multi-spectrales du capteur LANDSAT. Pour ce faire, on doit se doter de deux moyens essentiels :

- 1- Préparer les meilleurs échantillons au sens de la représentativité optimale qui vont servir pour entraîner le modèle classificatoire quel que soit son type ;
- 2- Utiliser un modèle classificatoire efficace et convenable à la nature des données à classifier (données images satellitaires).

Généralement, en télédétection, le prélèvement de bons échantillons nécessite l'engagement d'un expert en analyse des images de télédétection qui ne sélectionne les échantillons d'apprentissage qu'après avoir fait une analyse précise et pointue des pixels qui vont servir comme échantillons d'apprentissage, c'est un travail minutieux et qui demande parfois une vérification en amont sur site.

Les images de télédétection sont de nature des images très bruitées. Elles présentent différents types de bruit : Un bruit intrinsèque lié au matériel d'acquisition lui-même car engendré par les capteurs des stellites), et un autre extrinsèque lié aux contraintes atmosphériques et climatiques le jour d'acquisition de l'image. Ces bruits sont généralement atténués lors de la phase de prétraitement, car il est impossible de les supprimer définitivement.

En réalité, les espaces suburbains sont très souvent très hétérogènes et soumis à des changements brusques et irréguliers dans le temps et l'espace (Antoine, 2009) ce qui

rend l'analyse et l'extraction d'informations utiles à partir de ces espaces sur des images satellitaires difficiles.

De ce fait, le processus de classification devient un traitement très délicat qui dépend fortement de la phase d'échantillonnage. Préparer de bons échantillons conduit certainement à un bon apprentissage du modèle classificatoire et par suite à une bonne classification surtout lorsqu'il s'agit des images de nature complexe et très bruitées telles que les images satellitaires. Par contre, l'utilisation de mauvais échantillons va altérer indéniablement le processus d'apprentissage et donc la qualité de la classification quel que soit l'efficacité et la réputation de la technique utilisée. Donc un apprentissage optimal conduirait certainement à une classification optimale par un modèle classificatoire adéquat.

4.3 L'approche adoptée

L'idée principale de notre travail est de trouver un moyen efficace qui permet d'améliorer et d'augmenter le nombre de données d'échantillons afin de perfectionner le processus d'apprentissage et booster ainsi le processus classificatoire. (Voir figure 4.1)

Etant donné que la qualité de la classification dépend étroitement de la qualité de l'échantillonnage, nous avons eu l'idée d'améliorer la quantité et la qualité des échantillons d'un groupe initial et crédible d'échantillons prélevés manuellement en utilisant le concept de l'évolution naturelle des espèces sur lequel est fondée l'idée des algorithmes génétiques (AG's) (Holland, 1975). Nous considérons ces échantillons qui sont majoritairement fictifs comme les meilleurs représentants des différentes classes, ils seront ensuite injectés dans le processus de classification par les cartes auto organisatrices de Kohonen.

L'adoption des cartes de Kohonen ou (SOM : Self Organizing Map en anglais) comme outil de classification est justifiée simplement par leur utilisation dans l'auto-adaptation des poids, qui convergent finalement vers une configuration optimale. (Thomas, 2001)

Les réseaux de neurones sont connus par : leur faculté d'adaptation qui se manifeste dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de

tenir compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données, cette faculté présente un intérêt déterminant pour les problèmes évolutifs.

La capacité de généralisation des réseaux de neurones se traduit par la capacité d'un système à apprendre et à retrouver, à partir d'un ensemble d'exemples, des règles sous-jacentes ou à mimer des comportements qui permettent de résoudre un problème et le parallélisme qui se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones qui sont considérés comme un ensemble d'entités élémentaires qui travaillent simultanément. Le parallélisme permet une rapidité de calcul.

Les cartes de Kohonen ont prouvé leur efficacité, notamment dans le cas d'images faiblement homogènes qui présentent des déficiences telles que le manque de contraste et la présence du bruit et du flou qui caractérisent les données satellitaires, ce qui rend très difficile la discrimination des objets.

Afin de réduire considérablement la complexité de la tâche d'analyse des images satellitaires, des études antérieures ont fait recours à l'analyse en composantes principales (ACP) pour réduire la dimension des données satellitaires de 7 canaux thématiques LANDSAT à seulement 3 canaux thématiques (TM4, TM3 et TM1).

A la fin, nous allons essayer de valider l'approche que nous avons adoptée en appliquant deux mesures connues (Validity Measure (Legany, 2006) et Davies-Bouldin Index (Davies, 1979) pour prouver la contribution des algorithmes génétiques dans la phase d'échantillonnage quant à la qualité des résultats du processus classificatoire en général.

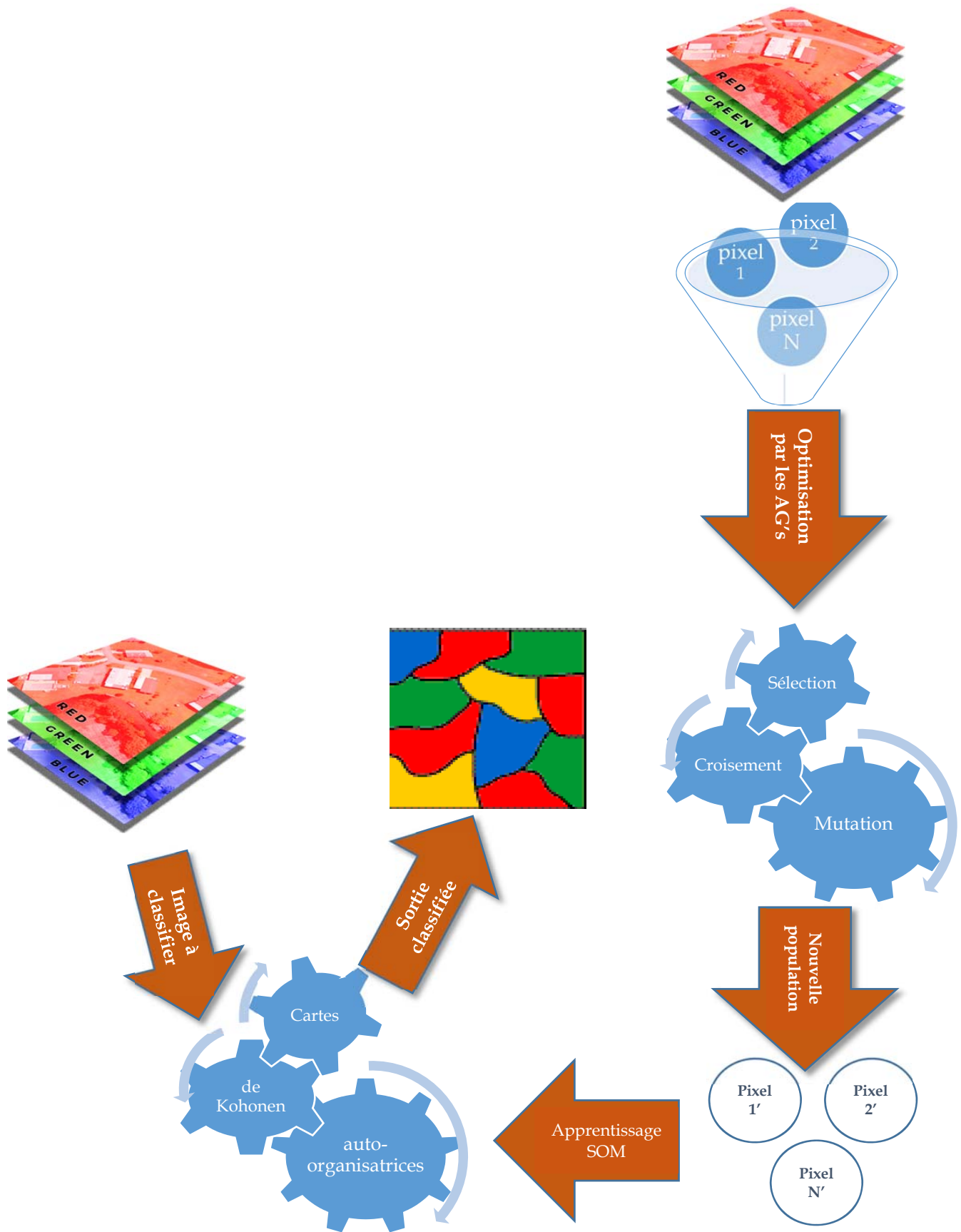


Figure 4.1 : Schéma de l'approche adoptée.

4.3.1 Les Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes évolutionnaires d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisements, mutations, sélections, etc...

Ils sont conçus en utilisant le mécanisme de sélection naturelle de Darwin et les méthodes combinées de Mendel pour résoudre des problèmes et gérer des situations difficiles telles que des situations imprévues, des environnements inconnus, des contraintes indéterminées induites par l'environnement.

La technique des AG's fonctionne sur une population de nombreuses solutions potentielles différentes. Il élimine les éléments les plus faibles pour favoriser la conservation et la reproduction des individus les plus « performants » (les plus aptes, les mieux adaptés).

La recombinaison (reproduction par hybridation génétique) des individus les plus forts permet de donner naissance à des individus encore meilleurs d'une génération à l'autre.

Notre stratégie est basée sur l'utilisation de ces caractéristiques qui font la force des algorithmes génétiques pour préparer de bons échantillons au processus de classification. (Holland, 1975)

4.3.1.1 Conception d'un algorithme génétique

La simplicité et l'efficacité sont deux des caractéristiques les plus attrayantes des algorithmes génériques. La mise en œuvre d'un algorithme génétique nécessite (Harrat, 2003), (Goldberg, 1994) :

- 1- Une représentation génétique du problème, c'est-à-dire un codage approprié des solutions sous forme de chromosomes. Cette étape associe à chaque point de l'espace de recherche une structure de données. Elle a généralement lieu après une phase de modélisation mathématique du problème. La qualité du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques ;
- 2- Un mécanisme pour générer la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire une population non homogène qui servira de base aux générations futures. Le choix de la population initiale est important car il

influence la vitesse de la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où rien n'est connu sur le problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur l'ensemble de la zone de recherche ;

- 3- Une fonction d'évaluation appelée « fitness » dédiée pour mesurer la force de chaque chromosome ;
- 4- Un mode de sélection des chromosomes à reproduire ;
- 5- Des opérateurs qui servent à diversifier la population au fil des générations et à explorer l'espace de recherche : un opérateur de croisement recompose les gènes des individus existants dans la population et un opérateur de mutation qui vise à garantir l'exploration de l'espace de recherche ;
- 6- Des valeurs de paramètres utilisés par l'algorithme tels que : la taille de la population, le nombre total de générations ou un critère d'arrêt, ainsi que les probabilités de croisement et de mutation.

4.3.1.2 Détails d'implantation

La préparation des échantillons est une opération cruciale et très délicate, elle doit être effectuée par un expert en télédétection, car la qualité de ces échantillons influence sans doute la qualité du processus de classification. Les mauvais échantillons conduisent certainement à des résultats erronés quelle que soit l'efficacité et la puissance de la méthode de classification.

Notre objectif est de tirer pleinement profit des algorithmes génétiques pour pouvoir préparer les meilleurs échantillons les plus optimaux en minimisant la distance entre les pixels d'une même population (classe candidate) et en maximisant la distance entre les centroïdes de ces populations.

Ces populations ainsi générées doivent toujours garder le même centroïde résultant de la sélection manuelle des échantillons, il convient de noter que les pixels générés lors de cette phase sont pour la plupart fictifs.

L'algorithme que nous avons adopté utilise le codage réel suivant :

L'individu est composé de 30 gènes (Voir figure 4.2), chaque gène a une valeur de pixel rouge ou vert ou bleu, 15 gènes pour des échantillons urbains (5 pixels) et 15 gènes

pour des échantillons non-urbains. Chaque pixel est représenté par un vecteur de trois valeurs comprises entre 0 et 255.

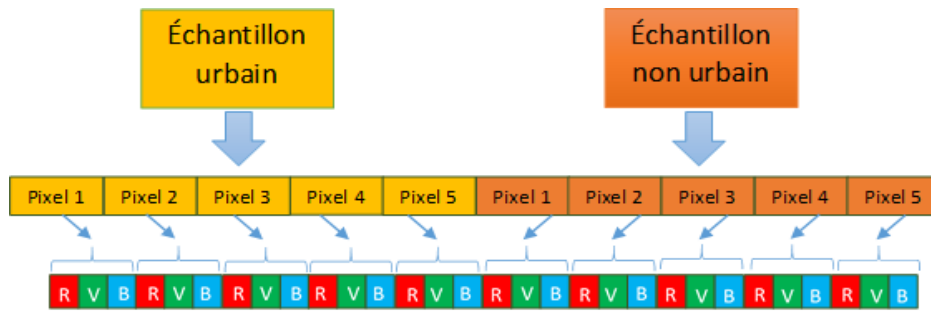


Figure 4.2 : Codage des individus.

Choix de paramètres

Les valeurs des paramètres des AG's dépendent fortement du problème à étudier. Ainsi, il n'y a pas de paramètres appropriés pour résoudre tous les problèmes qui peuvent être posés à un algorithme génétique. Cependant, certaines valeurs sont souvent utilisées (définies dans la littérature) et peuvent être de bons points de départ pour lancer une recherche de solution en utilisant un AG.

Partant du principe que les valeurs des paramètres des différents opérateurs sont elles-mêmes inconnues et indéfiniment améliorées seulement que par les expériences. Certains auteurs, tels que (Novkovic et al, 1997) ont proposé d'utiliser une sorte de Meta algorithme génétique composé de deux algorithmes : l'un pour trouver l'individu optimal et l'autre pour trouver les valeurs optimales des paramètres. Ces deux algorithmes tourneraient alors simultanément ou séquentiellement. Cependant, il est inévitable que le temps de calcul augmente en conséquence. (Thomas, 2004)

En 2003, les mêmes auteurs (Nokovic, 2003) ont proposé un nouvel algorithme appelé Algorithme génétique à paramètres aléatoires auto-générés (GAR), le GAR comprends la partie « résiduelle génétique : Genetic Residual » du chromosome.

Le GR est décodé séparément, il n'affecte pas la valeur de fitness, et il fournit des paramètres aléatoires pour l'algorithme. Essentiellement, on peut considérer le GAR comme deux AG fonctionnant en parallèle : l'un fournissant des probabilités aléatoires de croisement et de mutation (le GR) plutôt que le programmeur les règle, tandis que l'autre code le problème en question, ce dernier est appelé la partie « active » de la chaîne par (Nokovic, 2003).

1- La probabilité de croisement : choisir la valeur appropriée pour la probabilité de croisement P_c ainsi que la probabilité de mutation P_m dépend de la fonction d'évaluation fitness. Son choix est généralement heuristique, plus la valeur de P_c est élevée, et plus la population subit des changements majeurs. En général, les valeurs acceptées sont comprises entre 0,5 et 0,9. (Thomas, 2001)

2- La probabilité de mutation est sélectionnée dans l'intervalle [0.001, 0.01]. P_m doit être faible car un taux élevé peut conduire à une solution sous-optimale.

3- La fonction d'évaluation fitness (F) : elle est définie comme la distance Euclidienne entre les deux centroïdes des régions urbaines et non-urbaines : centroïde1 ($R1, V1, B1$) et centroïde2 ($R2, V2, B2$) où les composantes R, V et B sont les valeurs Rouge, Vert et Bleu du pixel centroïde.

$$F = \sqrt{(R2 - R1)^2 + (V2 - V1)^2 + (B2 - B1)^2} \quad (24)$$

Dans notre cas, nous fixons expérimentalement la probabilité de croisement à 0,5 et le taux de mutation à 0,0015.

4.3.1.3 Les étapes du processus d'Algorithme génétique

1. Initialisation : générer aléatoirement une population de n individus (pixels);
2. Evaluation : calculer la fonction de fitness $f(x)$ pour chaque individu x de la population ;
3. Sélection : dans notre cas, nous utilisons le mode de sélection par tournoi : nous choisissons deux individus ou plus et sélectionnons le plus fort. Ce processus est répété plusieurs fois jusqu'à l'obtention de N individus ($N = 50$). (L'avantage d'une telle sélection est d'empêcher qu'un individu très fort soit sélectionné plusieurs fois) (Harrat, 2003).
4. Croisement : appliquer l'opérateur de croisement réel sur les parents avec la probabilité de croisement P_c associée pour donner des enfants. S'il n'y a pas de croisement, les enfants seront une copie identique de leurs parents ; (Hang, 2016)
- 5- Mutation : appliquer l'opérateur de mutation P_m sur les enfants avec la probabilité de mutation associée ;
- 6- Accepter : placer les enfants dans la nouvelle population ;
- 7- Remplacer : utiliser la population générée pour réitérer l'algorithme ;

8- Test : si la condition d'arrêt est satisfaite, arrêter et retourner la meilleure solution. Sinon, passer à l'étape 2.

A la fin de l'application des AG's, nous aurons les meilleurs pixels échantillons, ces échantillons vont servir à entraîner les cartes de Kohonen que nous allons utiliser pour classifier l'ensemble des pixels de l'image satellitaire, chaque pixel étant caractérisé par trois valeurs comprises entre 0 et 255 dans le vert, le rouge et le bleu.

4.3.2 Les cartes de Kohonen

Le modèle des cartes auto organisatrices de Kohonen que nous avons adopté utilise l'apprentissage compétitif, cela signifie qu'un seul neurone sera activé, après la propagation, ce dernier sera alors encouragé (cela signifie que seul le neurone gagnant selon une certaine fonction, ainsi que certains nœuds de son voisinage, verront leur poids modifié). Le neurone gagnant est calculé en choisissant celui dont le vecteur de poids est le plus proche du vecteur d'entrée selon la distance Euclidienne. L'apprentissage consiste à rapprocher les poids des neurones gagnants vers les valeurs d'entrée.

Les cartes de Kohonen sont utiles dans le cas d'une classification automatique (clustering). En effet, les neurones de la couche de Kohonen sont utilisés comme indicateurs d'appartenance à une classe donnée.

Pour un certain neurone, le vecteur de poids W (Weight : poids en anglais) qui lui est associé indique le représentant de la classe que ce neurone a pour tâche de symboliser. Ce neurone ne sera activé que si l'élément présenté au réseau est plus proche du représentant de cette classe et que les représentants des autres classes sont plus ou moins éloignés.

Bien entendu, le problème d'utilisation des cartes de Kohonen pour effectuer une classification automatique consiste à fixer le nombre de classes et, en même temps, le nombre de neurones dans la couche de Kohonen.

Concernant la dynamique, l'activation du réseau de Kohonen en appliquant le vecteur d'entrée X revient à trouver le neurone gagnant j (recherche de la distance Euclidienne minimale) :

$$j(p) = \min_i \{ \|X - W_i(p)\| \}; i = 1, 2, \dots, n \quad (25)$$

Où i est une variable entière parcourant la couche de sortie et n représente le nombre de neurones de la couche de décision (sortie).

L'apprentissage est réalisé de la manière suivante (Jadouin, 1994) :

$$\nabla W_i k(p+1) = \begin{cases} \alpha * [Xk - W_i k(p)], & i \in A_j(p) \\ 0, & i \notin A_j(p) \end{cases} \quad (26)$$

Où :

$A_j(p)$: représente le voisinage du neurone gagnant j .

p : le numéro de l'itération.

k : parcourt tous les neurones de la couche d'entrée.

a : Le pas d'apprentissage.

W_i : Le vecteur poids associé au neurone de sortie i .

4.3.2.1 Configuration du réseau de Kohonen

Contrairement à ce que pensent les débutants, le choix du type de réseau ne sera effectué qu'après avoir préparé les échantillons qui vont servir comme données d'apprentissage ainsi que les échantillons de test et de validation. Pour mieux comprendre le processus de configuration du réseau, nous allons clarifier quatre étapes qui devraient expliquer la création d'un réseau de neurones.

Elaboration de la structure du réseau

Le type des échantillons est un facteur décisif dans le choix de la structure de réseau (Sylvain, 2000). On commence par choisir le type de réseau : un réseau de Kohonen, un perceptron multicouche ou un réseau Hopfield par exemple. Le choix, par exemple, du nombre de neurones de la couche cachée dans le cas d'un perceptron est primordial. Evidemment, tester toutes les possibilités quant au nombre de neurones de chaque couche est le meilleur chemin pour aboutir à des meilleurs résultats.

Topologie du réseau

Les principes de base du processus de réseau, inspirés par les observations biologiques sur la commande des neurones, ont été introduits en 1981 par Teuvo Kohonen (Kohonen, 1990).

Le concept de voisinage est souvent utilisé pour avoir une carte régulière des changements et pour éviter le phénomène de bruit. Ainsi, chaque entrée du réseau neuronal n'est pas un pixel isolé, mais un pixel accompagné des pixels de son voisinage, (Alexandre, 2008)

Le réseau que nous avons adopté utilise un voisinage de topologie linéaire avec un rayon égal à 1 dans lequel chaque neurone (pixel) est connecté à 2 voisins. (Voir figure 4.3)

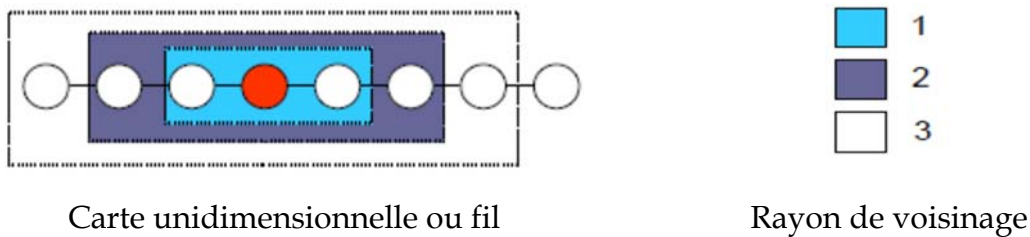


Figure 4.3 : Topologie et voisinage.

Préparation des échantillons d'apprentissage

Le choix des données échantillons est une étape primordiale dans le processus d'élaboration du réseau de neurones, cette étape décisive et déterminante va nous orienter vers le choix du type de réseau le plus approprié pour résoudre le problème posé.

Le choix du type du réseau, le nombre de neurones d'entrée et celui des neurones de sortie ainsi que la manière dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation sont tous affectés par la façon dont on présente les données échantillons.

L'apprentissage du modèle neuronal doit être effectué avec les meilleurs échantillons afin d'aboutir à une meilleure qualité de classification ; dans notre cas, ces échantillons ne sont que ceux issus de l'application des AG's sur les données de l'image satellitaires. Certes ces échantillons sont majoritairement fictifs mais innés de parents originaux et représentatifs de leurs groupes. La crédibilité de ces échantillons issus des élections inspirés de la théorie de l'évolution naturelle des espèces ne doit pas poser problème. Bien au contraire, ça ne doit que booster l'opération classificatoire et ainsi diriger le processus de classification vers les meilleurs résultats dans les meilleurs délais. Les essais concluants dans la partie suivante vont en témoigner.

4.3.2.2 Apprentissage

Une fois le réseau est configuré suivant les réglages de l'utilisateur, on commence par entraîner notre modèle neuronal en introduisant les échantillons préparés dans la première phase. L'apprentissage vise à calculer les poids synaptiques optimaux des différentes liaisons reliant les neurones de la couche d'entrée à ceux de la couche de sortie.

4.3.2.3 Tests et validation

Une fois notre modèle neuronal de Kohonen est configuré et appris, on doit effectuer des tests pour garantir la bonne réactivité du réseau. En théorie, on conserve 60% des échantillons pour l'apprentissage du modèle, 20% pour la validation par différentes méthodes telles que la validation croisée (cross validation en anglais) et le bootstrapping et l'autre 20% pour effectuer les tests (Sylvain, 2000). Mais, en réalité, il n'est pas parfois possible de respecter cette distinction à cause du nombre limité de données d'échantillon dans chaque groupe, tel que l'est notre cas (5 pixels pour le thème urbain et 5 autres pixels pour le thème non-urbain).

4.3.2.4 Les étapes de l'algorithme de la carte de Kohonen

- 1- Initialisation : Les poids synaptiques doivent être initiés de manière aléatoire ;
Donner une petite valeur positive au taux d'apprentissage α ;
Définir le nombre d'itérations (critère d'arrêt)
- 2- Présentation : Sélection aléatoire d'une entrée x (pixel) dans la base de données d'apprentissage pour la présenter au réseau ;
- 3- Similarité : Recherche du neurone gagnant (x) en utilisant le critère minimal de distance Euclidienne (neurone ou pixel le plus proche) ;
- 4- Mise à jour : mise à jour des poids des neurones appartenant au voisinage topologique $\Lambda(x)(n)$ suivant le pas d'adaptation $\eta(n)$; où n est le numéro d'itération ;
Ajuster les paramètres d'apprentissage $\Lambda(x)(n)$ et $\eta(n)$.
- 5- Tester : si le critère d'arrêt est atteint arrêter le processus, sinon aller à l'étape 2.

4.4 Données de télédétection et Traitements

Réduire le volume de données satellitaires en sélectionnant les données les plus utiles et les moins redondantes s'avère une procédure incontournable pour pouvoir effectuer dans des conditions normales une classification automatique de ces données en utilisant les techniques étudiés dans ce chapitre sur des machines de type PC (Personnel Computer en anglais).

Les canaux (7 pour LANDSAT TM) de la même scène sont souvent corrélés les uns avec les autres, ce qui entraîne une redondance importante de l'information. La transformation est utilisée pour synthétiser l'information.

Le calcul de ces nouvelles couches d'informations synthétiques est basé sur des méthodes d'analyse statistique telles que l'analyse en composantes principales (ACP) et les combinaisons arithmétiques de canaux (également appelés rapports spectraux) conduisant à la création de nouveaux canaux.

L'ACP est réalisée selon les méthodes statistiques traditionnelles, la particularité de la télédétection réside dans la grande quantité de données à traiter (les pixels). L'approche générale consiste à définir, dans l'espace multi-spectral, de nouveaux canaux résumant ainsi les informations contenues dans l'image. Cette méthode vise à maximiser (statistiquement) la quantité d'information (ou de variances) des données d'origine dans un nombre restreint de composantes. (Thomas, 2001)

Dans notre cas, nous utilisons des images thématiques LANDSAT5 TM (Thematic Mapper en anglais) avec sept bandes spectrales (de TM1 à TM7) avec une résolution spatiale de 30m (voir Tableau 4.1). Des études antérieures ont montré que les canaux TM4, TM3 et TM1 contiennent la majorité écrasante des informations contenues dans l'image entière. (Christopher, 2004)

Bande	Résolution spectrale	Résolution spatiale	Utilisation
TM1	0,45-0,52 μm visible	30m x 30m	Différentiation sol / plantes, zones côtières
TM2	0,52-0,60 μm visible	30m x 30m	Végétation
TM3	0,63-0,69 μm Visible	30m x 30m	Différentiation des espèces de plantes
TM4	0,76-0,90 μm proche infrarouge	30m x 30m	Biomasse
TM5	1,55-1,75 μm proche infrarouge	30m x 30m	Différentiation neige/ nuages
TM6	10,4-12,5 μm Thermique	30m x 30m	Thermographie
TM7	2,08-2,35 μm moyen infrarouge	30m x 30m	Lithologie

Tableau 4.1: Bandes TM de Landsat 5 (LANDSAT, 2018).

4.4.1 Prétraitement et réduction de la taille de l'espace de données

Dans cette étude, les images LANDSAT TM utilisées ne nécessitaient pas de corrections radiométriques ou géométriques, dans la mesure où elles proviennent l'USGS (United States Geological Survey en anglais) qui procède systématiquement à des prétraitements au préalable pour améliorer la qualité des données satellitaires qui vont subir des traitements ultérieurs suivant les besoins des exploiters.

Ainsi, les étapes de correction des distorsions induites par la rotation de la Terre et sa courbure, l'inclinaison du capteur, l'orientation et le ratio d'aspect ont été évitées.

Notre choix s'est porté sur les bandes TM4, TM3 et TM1 pour mettre en valeur le sujet urbain sur l'image satellitaire, nous avons jugé que ces trois bandes sont les plus utiles et les plus adaptées pour atteindre notre objectif,

D'un côté on va réduire l'espace à étudier de 7 à 3 sans perdre de l'information spectrale significative et de l'autre côté cela va faciliter la tâche de visualisation en composition colorée en affectant TM4 au Rouge, TM3 au Vert et TM1 au Bleu.

4.5 Mise en œuvre et évaluation de l'approche

Notre approche est basée sur l'optimisation des échantillons par les algorithmes génétiques, ces échantillons pour la plupart fictifs mais descendants de vrais parents existants et représentatifs seront utilisés par la suite pour lancer la classification par les cartes de Kohonen afin de mettre en évidence et d'isoler le thème urbain sur images satellitaires.

Préparer des échantillons de bonne qualité et en bonne quantité est parfois difficile ; l'utilisation de la technique des AG's a apporté son grand bénéfice ; nous ne sommes pas obligés de prendre une grande quantité de pixels de chaque région pour entraîner notre modèle des cartes de Kohonen.

Prendre quelques pixels (5 de la région urbaine et 5 de la région non-urbaine) serait suffisant pour générer une bonne population d'individus qui ne seront pas tous réels mais qui tiendront leur crédibilité de l'essence même des AG's, du moment que cette technique est inspirée de l'évolution naturelle de l'espèce.

Une fois les échantillons prêts, nous les utiliserons pour entraîner les cartes de Kohonen. La figure 4.1 montrait les détails de l'implantation de l'approche.

4.5.1 Evaluation des résultats

4.5.1.1 Mesure de Validité (Validity Measure VM)

VM est l'un des indices pour tester la validité des algorithmes de clustering. VM est couramment utilisé dans le domaine du clustering des images (Ariana, 2014), (Chandok, 2012).

VM est calculé en utilisant l'équation suivante :

$$VM = y \left(\frac{\textit{intra}}{\textit{inter}} \right) \quad (27)$$

Où *intra* est la distance intra-cluster, tandis qu'*inter* est la distance inter-cluster, et *y* est une fonction du nombre de clusters.

La distance intra-cluster est calculée suivant la formule ci-dessous.

$$\textit{intra} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - z_i\|^2 \quad (28)$$

Où N est le nombre total de pixels dans l'image, k est le numéro du cluster et Z_i est le centre du cluster C_i .

Alors que la distance inter-cluster est calculée en utilisant l'équation (29).

Pour calculer VM, nous prenons la valeur minimale de la distance inter-cluster (Ray, 1999).

$$inter = \min(\|z_i - z_j\|) \quad (29)$$

Où $i = 1, 2 \dots k$, et $j = i + 1, \dots, k$

y est multiplié par le quotient entre la distance intra-cluster et la distance inter-cluster.

L'équation suivante (30) est utilisée pour calculer y .

$$y = cN(2,1) + 1 \quad (30)$$

Où c est une valeur constante comprise entre 15 et 25. $N(2,1)$ est une fonction gaussienne pour le nombre de groupes (k). Le gaussien est représenté par l'équation suivante (31) :

$$N(\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\left[-\frac{k-\mu^2}{2\sigma^2}\right]} \quad (31)$$

Où

μ : est la moyenne arithmétique ;

σ : l'écart type.

VM doit être au minimum pour obtenir un résultat optimal et donc obtenir des classes bien séparées (Palus, 2003).

4.5.1.2 Indice Davies-Bouldin (DBI)

Le DBI a été introduit en 1979 par David L. Davies et Donald W. Il est utilisé comme une métrique pour évaluer les algorithmes de clustering. (Davies, 1979)

Le DBI est une fonction permettant de mesurer le ratio de la dispersion totale au sein d'un cluster et la disparité entre les clusters (distance entre clusters) (Maulik, 2002).

L'équation numéro 32 est utilisée pour calculer la disparité des clusters.

$$S_i = \frac{1}{T_i} \sum_{x \in C_i} \|x - z_i\| \quad (32)$$

Où T_i est le nombre d'individus dans le groupe (C_i) et z_i est le centre du cluster i . La distance inter-clusters est calculée en mesurant la distance Euclidienne entre le centre du cluster i et celui du cluster j . et pour ce faire on utilise l'équation suivante (33).

$$d_{ij} = \|z_i - z_j\| \quad (33)$$

Soit R_{ij} le rapport entre le cluster i et cluster j défini par l'équation (34) comme suit :

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{d_{ij}} \quad (34)$$

Et soit D_i le maximum des rapports R_{ij} qui est défini ainsi (équation 35).

$$D_i = \max_{j:j \neq i} R_{ij} \quad (35)$$

Alors l'indice DBI est calculé suivant l'équation 36.

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k D_i \quad (36)$$

Où k est le nombre de clusters.

En fait, le DBI indique un score d'optimalité d'un clustering, plus il est bas, et plus le clustering est optimal et donne des clusters bien séparés.

4.6 Discussion des résultats

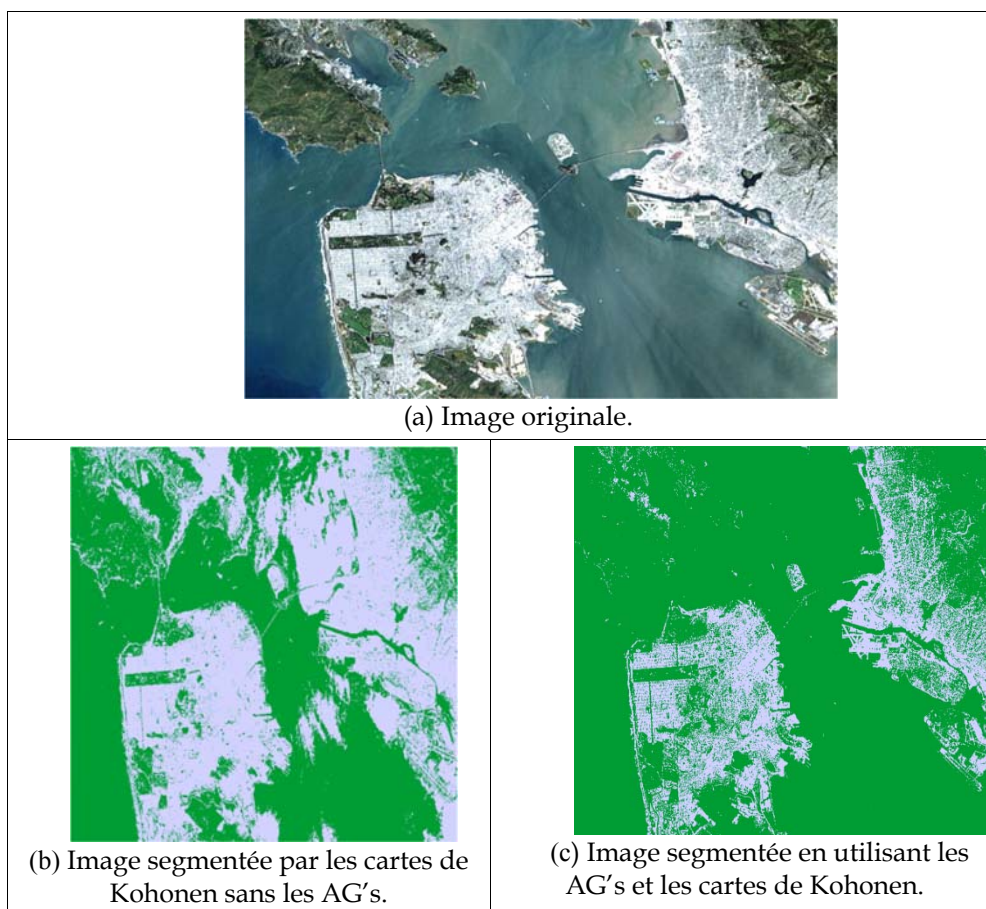


Figure 4.4 : Segmentation de l'image N°1 (San Francisco city, Etats unis d'Amérique).

La segmentation de l'image N° 1 (Figure 4.4.a), montre clairement que l'utilisation des cartes de Kohonen sans recours aux AG's (Figure 4.4.b) a donné une segmentation peu erronée, on constate que certaines zones de forêt ont été classée comme étant zones urbaines, une autre partie de la mer juste au bord des ports a été affectée elle aussi aux zones urbaines. Ceci est dû à la proximité directe des forêts aux zones urbaines et à la pollution de la mer au bord des ports.

Tandis que les résultats obtenus par l'hybridation des AG's et des cartes de Kohonen (voir figure 4.4.c) montrent que les défauts détectés dans l'image de la figure 4.6.b ont pu être réparés. Le taux de bonne classification a nettement progressé grâce à au processus de boosting infligé par les AG's. Les valeurs des indices VM et DBI décrites dans le tableau 4.2 le prouvent. Les deux valeurs des indices VM et DBI ont diminué de 2% et 29% respectivement expliquant ainsi la progression en matière de qualité et efficacité de la technique de clustering, malgré le caractère flou et bruyant des images satellitaires. Le couple (AG's, cartes de Kohonen) a pu montrer son efficacité dans la détection des zones urbaines.

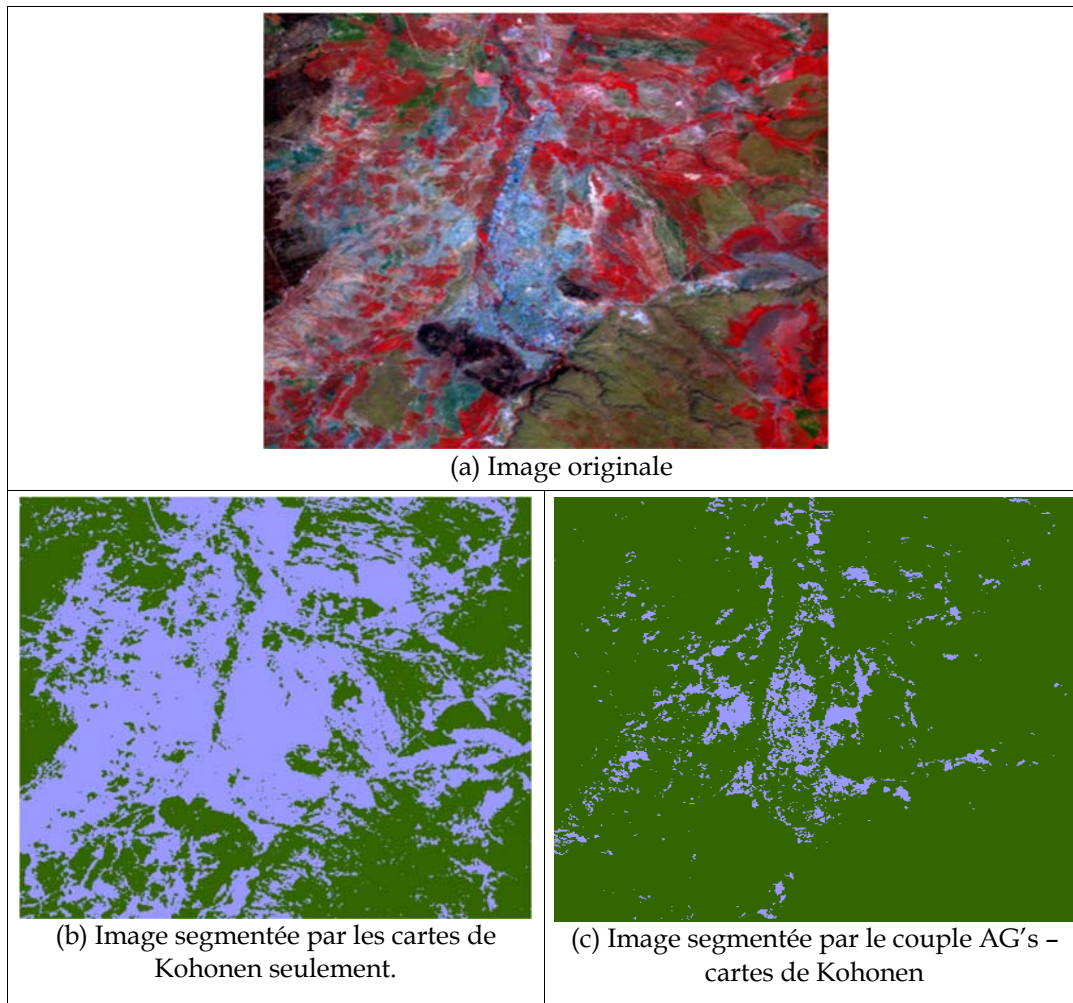


Figure 4.5 : Segmentation de l'image N°2 (Saida, Algérie, 2003).

Concernant l'image N ° 2 (Figure 4.5), qui montre les résultats de la segmentation par les deux techniques sans et avec les AG's, on observe visuellement l'échec flagrant de la première technique (voir figure 4.5.b) dans la détection de différentes zones urbaines ; fausses et larges zones non urbaines ont été classifiées comme zones urbaines.

Quant à l'approche que nous proposons, elle a pu réduire considérablement le taux de mauvaise classification sans pour autant donner de bons résultats espérés (voir figure 4.5.c), ceci est dû à la nature de l'image satellite elle-même.

Nous avons rencontré de vrais problèmes quant à l'acquisition des images satellite LANDSAT TM actualisées et de bonne qualité sur la ville de SAIDA et de ses environs. Les mesures montrées dans le tableau 4.2 confortent cette analyse.

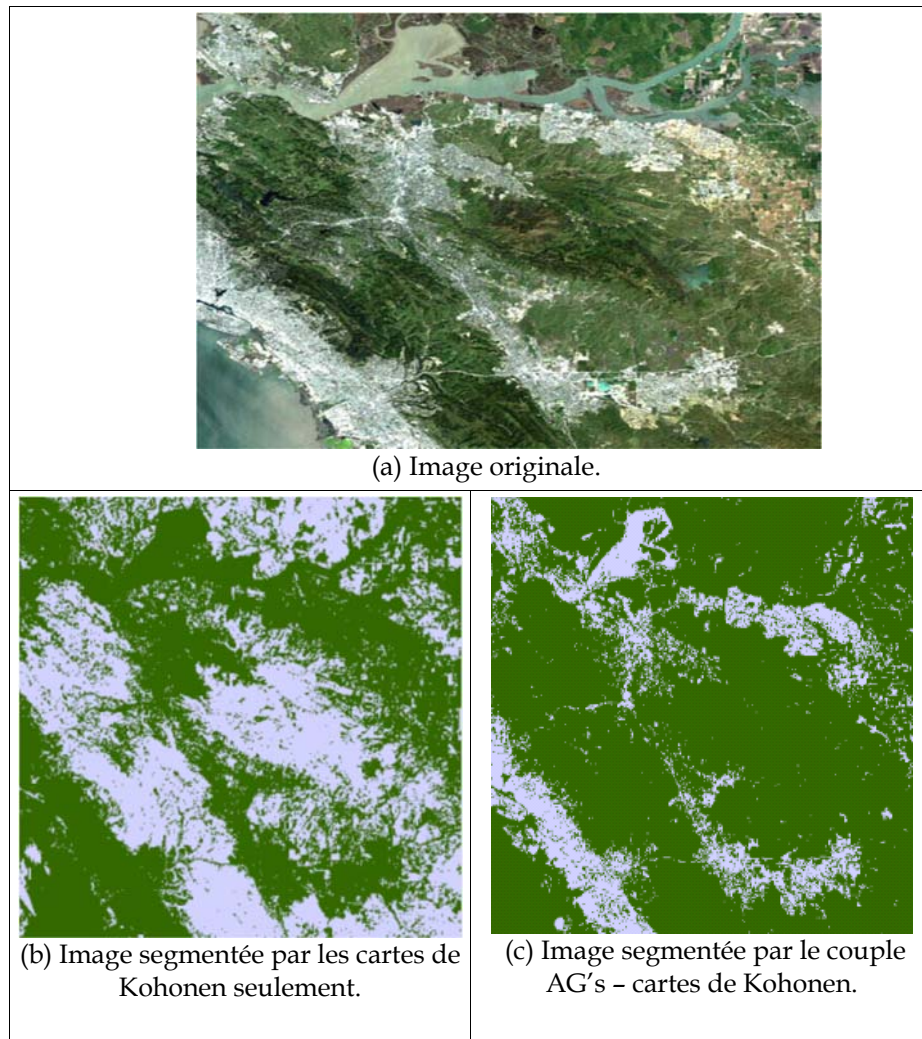


Figure 4.6 : Segmentation de l'image N°3.

Enfin, la segmentation d'image N ° 3 (Figure 4.6.a) consolide le choix que nous avons fait, le couple AG's - cartes de Kohonen a pu réussir à minimiser les erreurs de classification.

Une simple analyse visuelle peut le confirmer : une grande partie de forêts à proximité de du tissu urbain, le fleuve qui le divise et une partie de la mer ont été classifiés comme zones urbaines dans l'image de la figure 4.6.b, alors que le taux d'erreur a dramatiquement diminué après avoir boosté l'algorithme de classification Kohonen par la technique des AG's (voir figure 4.6.c). Seulement, une partie d'un bassin versant a été faussement classifiée. Les indices VM et DBI mesurés et affichés dans le tableau 4.2 montrent la suprématie claire de la technique d'hybridation.

Image	Validity Measure (VM)		Davies-Bouldin Index (DBI)	
	Kohonen sans AG's	Couple AG's - cartes de Kohonen	Kohonen sans AG's	Couple AG's - cartes de Kohonen
N° 1	2.63	2.58	0.74	0.53
N° 2	4.68	3.71	0.91	0.71
N° 3	9.84	2.87	2.47	0.59

Tableau 4.2 : Evaluation des processus de clustering par VM et DBI.

Nous remarquons que les valeurs de VM et DBI baissent plus ou moins sensiblement à chaque fois que nous injectons les AG's dans le processus de clustering pour les toutes les images que nous avons traitées. Plus VM est petit, plus les individus d'un groupe sont homogènes et vice-versa. Le DBI est un bon indicateur de la disparité des groupes, plus il est petit, plus les groupes sont disparates et plus le clustering est optimal ce qui coïncide avec l'obsession des algorithmes de clustering qui vise à minimiser la distance inter-clusters et maximiser la distance intra-clusters.

4.7 Conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une combinaison de deux techniques pour mettre en évidence les zones urbaines sur des images de téledétection satellitaire.

En premier lieu, nous avons utilisé les algorithmes génériques (AG's) afin de préparer une population d'échantillons optimale générée à partir de pixels d'échantillons réels prélevés à partir de différentes zones urbaines et non urbaines. Cette population essentiellement fictive sera introduite en tant qu'échantillons d'entraînement pour entraîner le modèle neuronal de Kohonen.

Donc, ce travail consistait à améliorer la qualité des échantillons qui déterminent fortement la qualité de la classification en utilisant les algorithmes génétiques puisque la sélection des premiers réels échantillons se fait manuellement. Dans cette phase, nous avons augmenté le nombre de pixels de chaque échantillon en créant de nouveaux pixels fictifs sans modifier le centroïde initial des échantillons préparés manuellement. Cette opération visait à préparer un terrain solide et homogène sur lequel nous avons propulsé un processus de classification utilisant des cartes de Kohonen connues par leur force d'auto-adaptation.

Nous avons illustré l'efficacité de l'approche en l'appliquant aux images satellitaires de deux villes (San Fransisco, Etats unis d'Amérique et Saida, Algérie). Les résultats obtenus ont montré la contribution de l'introduction des AG's dans l'amélioration du processus de segmentation. Nous avons utilisé deux indices mathématiques Validity Measure (VM) et Davies-Bouldin Index (DBI) pour démontrer l'efficacité et la suprématie du couple neuro-génétique (AG's et cartes de Kohonen) par rapport à l'utilisation des cartes de Kohonen seulement pour mettre en évidence le thème urbain sur les images satellitaires LANDSAT.

En réalité, L'évaluation du processus de clustering, en général, ne se fait pas uniquement à travers des formules mathématiques isolément de la vérité terrain, cette évaluation « objective » ne doit qu'appuyer les observations et les constatations des analystes spécialistes du domaine d'études. Des cartes, des images de référence et parfois des visites sur site viennent forcément consolider l'évaluation mathématique du processus.

Mettre en évidence les zones urbaines sur des images multi-spectrales en utilisant l'approche proposée visait à aider les décideurs et les spécialistes de la planification territoriale à planifier et évaluer l'extension des zones urbaines ; Nous avons utilisé les images satellitaires comme sources de données car elles offrent une vision globale et crédible sur le terrain en temps réel et très court.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Au cours de cette thèse nous avons exposé des solutions aux problèmes de l'extraction de l'information utile à partir des images satellitaires optique et radar :

Nous avons en premier lieu essayé de trouver une solution au problème de la détection automatique de structures géologiques circulaires qui ont un intérêt suprême aux yeux des géologues du fait que la forme de ces structures est très souvent corrélée à certains minerais nobles tel que le diamant. Les structures géologiques circulaires, cycléaments, sont d'un intérêt minier certain. Leur extraction machinale par des moyens et techniques numériques présente une contribution importante dans le domaine de la cartographie géologique et celui de la prospection minière en particulier.

Pour ce faire, nous avons proposé d'utiliser les modèles déformables GVF (Gradient Vector Flow), connus par leur puissance, précision et résistance au bruit qui caractérise généralement les images radar ERS-1. Ces modèles sont par construction capables de détecter et de chaîner en même temps les points de contour grâce à la force externe GVF qui s'attire comme une corde ou snake vers les points de forts gradients. Cette attirance entre deux forces antagonistes (force externe GVF, et force interne liée aux paramètres physiques du snake : élasticité et rigidité) s'explique mathématiquement par la somme nulle des deux forces. Outre, la précision et la continuité du contour, le modèle déformable GVF a réussi également à éviter le problème de sur-segmentation contrairement aux filtres de détection de contours classiques tels que le filtre de Canny. Ceci peut être expliqué par la faculté du modèle GVF à s'adapter aux changements topologiques.

En second lieu, nous avons également essayé de trouver une issue par des moyens différents au problème principale de ce travail qui est la détection de zones urbaines sur des images satellitaires multi spectrales LANDSAT. La télédétection de ces zones n'est pas une fin en soi, néanmoins elle peut servir à des travaux en aval tels que l'étude des changements et l'extension du thème urbain et son impact sur les autres thèmes de proximité tels que les cultures, les forêts, et l'érosion côtière par exemple.

Le recours à la télédétection spatiale est justifié par le fait que les satellites d'observation de la terre fournissent une vision globale et étendue sur la surface

terrestre tout au long de l'année, cependant, on ne peut pas utiliser cet outil tout seul sans investir dans d'autres outils qui viennent le compléter tels que la cartographie, les plans et les inspections sur site par exemple, quoique des fois, il est impossible de s'y rendre. Ces outils, ensemble, forment une assise solide pour réaliser n'importe quelle étude et analyse de la surface de la terre.

La nature du thème à étudier et la disponibilité des images satellitaires sont les deux facteurs qui nous ont menés à choisir les images du satellite LANDSAT 5. Ces images de résolution spatiale de 30 mètres sont les mieux placées pour la détection de zones urbaines. Il ne s'agit pas ici de faire une planification urbaine intra-muros et donc la finesse spatiale n'est pas exigée, mais plutôt de cerner avec précision les agglomérations et prévoir les menaces futures quant à l'expansion de ce tissu urbain.

Les espaces urbains sont généralement hétérogènes, car la planification urbaine qui répond aux nouvelles exigences des sociétés modernes prévoit toujours de réserver des espaces verts, des espaces de distraction, des espaces pour acheminer de nouvelles infrastructures routières et des parcelles plus ou moins grandes à l'intérieur du tissu urbain.

L'hétérogénéité inhérente au thème urbain, la finesse de la résolution spatiale qui dépend du capteur lui-même et qui permet de mettre en évidence ou de cacher certains détails et la technique de segmentation utilisée sont trois facteurs qui engendrent parfois l'apparition de certaines régions sur-segmentées ou sous-segmentées.

Vu que l'imagerie satellitaire est de nature complexe, c'est-à-dire qu'elle est composée de canaux spectraux dont le nombre varie entre 5 et des dizaines de canaux selon le type du satellite et exposée aux différentes sources de bruit intrinsèque et extrinsèque, l'analyse de ce type de données devient extrêmement pénible et délicat. Le caractère bruité, multi-spectral et multidimensionnel des pixels de l'image impose de suivre une méthodologie convenable qui doit :

En premier lieu, nettoyer l'image en faisant appel à certaines techniques de prétraitements qui permettent d'éliminer les différents types de bruit présents sur l'image. Cette opération est couramment réalisée au sein de la station d'instrumentation spatiale pour préparer le terrain à des spécialistes de traitement des images de télédétection.

Secundo : réduire la quantité colossale de l'information spectrale engendrée par l'image satellitaire en utilisant l'ACP qui permet d'éliminer la redondance flagrante de cette information constatée sur les différents canaux, ce qui fait diminuer la dimension de l'espace à analyser de N à 3 dans notre cas. Le choix de ces trois canaux a été justifié dans le quatrième chapitre.

En dernier lieu, adopter une approche de clustering adéquate qui permet de choisir les meilleurs échantillons dans un contexte aussi bruité et complexe en utilisant les AG's qui s'inspirent de la théorie de l'évolution naturelle des espèces (Survie du Plus Apte). Ces pixels échantillons ont servi à entraîner le modèle neuronal de Kohonen.

Donc notre travail consistait à améliorer les pixels échantillons en quantité et en qualité, après avoir sélectionné méticuleusement les premiers pixels de chacune des deux zones ce qui a rendu le processus global semi-supervisé.

En passant ces pixels par les AG's, on a obtenu une nouvelle génération de pixels plus dense et de meilleure qualité. Cette nouvelle population majoritairement fictive tient sa crédibilité de l'essence même des AG's. Les nouveaux individus ainsi obtenus ne sont que des descendants légaux et vigoureux de vrais individus parents, sélectionnés avec une très grande attention. Le noyau de chacune des deux populations n'a pas été affecté.

Une fois, les meilleurs échantillons sont préparés, nous commençons à entraîner les cartes auto organisatrices de Kohonen. Ces dernières sont reconnues par leurs bonne réputation en matière de classification des images satellitaires grâce à leur faculté à s'auto adapter.

Les résultats obtenus après avoir passé une série de 3 images, tantôt par le couple neuro-génétique et tantôt par les cartes de Kohonen sans recours aux AG's, ont démontré incontestablement l'efficacité du choix judicieux que nous avons fait.

Partant du principe que de mauvais échantillons conduisent certainement à un mauvais apprentissage et par suite à un mauvais clustering quel que soit la réputation et l'efficacité de la technique utilisée, nous avons l'idée de booster le processus classificatoire par des échantillons de haute qualité issus d'un traitement par les AG's. L'évaluation des résultats ne doit en aucun cas se contenter par une simple analyse visuelle des images par un expert quoique capitale. L'utilisation de certaines métriques

ou outils de validation mathématiques reposant sur le principe que le meilleur clustering est celui qui génère les clusters les plus homogènes possibles et en même temps les plus disparates possibles, ce qui revient à minimiser les distances intra-clusters et à maximiser les distance inter-clusters, est primordial quant à la mesure de la qualité de n'importe quelle technique de clustering. Dans ce sens, nous avons utilisé deux outils de validation connus par leur fondement mathématique rationnel :

Le premier outil est le VM ou « Validity Measure » en anglais, cet outil permet de mesurer le taux d'homogénéité d'un groupe d'individus, plus il est petit et plus le groupe ou le cluster généré est homogène, c'est-à-dire, constitué d'individus qui se ressemblent plus. Le deuxième est le DBI ou « Davies-Bouldin Index » qui constitue un indice de disparité ou de dissemblance entre deux groupes d'individus, plus il est petit et plus la discrimination des clusters est avérée et vice-versa.

Le travail réalisé au cours de cette thèse n'est pas exempt de critiques surtout lorsqu'il s'agit de la détection des zone urbaines (faisant sujet de la publication) :

- La démarche qui a été suivie n'était pas complète, comme l'a été mentionnée à maintes reprises :
- En réalité, les experts de télédétection font recours à une conception standard : réserver 60% des échantillons pour entraîner le modèle classificatoire, 20% pour tester l'approche et 20% pour la valider, ils vérifient sur le terrain la véracité d'une partie des pixels échantillons avant et après le processus de clustering.
- La réduction de l'espace de données via l'ACP quoique bénéfique pour atténuer la complexité spatiale et temporelle des données n'est pas une bonne idée surtout avec la percée grandissante actuellement du cloud computing et du parallel computing sur des machines ultra sophistiquées et très puissantes.
- La dualité du processus de clustering pourrait nous inspirer à choisir d'autres techniques plus adaptées telles que les SVM « en anglais : Support Vector Machine », par exemple, qui incarnent mathématiquement un hyper plan séparant scrupuleusement deux groupes d'individus et reposant sur le principe de discrimination linéaire.
- La restitution des données relevées, sa précision et sa cohérence dépendent de la taille des pixels de l'image ou de la résolution spatiale. Le choix de la

résolution ne dépend pas de la technique mais plutôt de la méthode d'analyse et de l'objectif à atteindre, dans ce travail nous avons opté pour une résolution spatiale dite haute pour prouver l'efficacité de l'approche proposée sans pour autant affecter la crédibilité ou l'utilité du travail. Les spécialistes du thème urbain auront leur mot à dire sur ces deux points, car ce sont eux les utilisateurs finaux.

Bibliographie

Références Bibliographiques

- (Alexandre, 2008)** Alexandre Fournier, (2008). « Détection et classification de changements sur des scènes urbaines en Télédétection ». Interface homme-machine. Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace, thèse doctorat.
- (Ammar, 2007)** Mohamed Yessin AMMAR, (2010). « MISE EN OEUVRE DE RESEAUX DE NEURONES POUR LA MODELISATION DE CINETIQUES REACTIONNELLES EN VUE DE LA TRANSPOSITION BATCH/CONTINU », Thèse de Doctorat en Génie des Procédés, L'institut national polytechnique de Toulouse, France.
- (Anders, 2006)** Anders Angantyr, (2006). « Rotordynamic Optimization of Large Turbo Systems using Genetic Algorithms », Thèse de Doctorat, Université de technologie de Luleå, Suède.
- (Andrew, 2017)** Andrew MacLachlan , Eloise Biggs², (2017). « Urban Growth Dynamics in Perth, Western Australia: Using Applied Remote Sensing for Sustainable Future Planning ».
- (Angella, 2001)** F. ANGELLA, (2001). « Modèles déformables et systèmes particuliers : application à l'extraction de structures arborescentes en analyse d'images », Thèse de Doctorat, Ecole doctorale de physiques, université de BORDEAUX I. France.
- (Anne, 2008)** Anne-Lise CHESNEL, (2008). « Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution », Thèse de doctorat de l'école nationale supérieure des mines de paris, France.
- (Antoine, 2009)** Antoine Lefebvre, Thomas Corpetti, Laurence Hubert Moy, (2009). « Détection de changements dans des images à très haute résolution spatiale par analyse de texture: application en milieu urbain ». Neuvièmes Rencontres de ThéoQuant ,Besançon.
- (Anyflo, 2018)** Site web, (2018). « <http://www.anyflo.com/bret/cours/rn/rn8.htm> », consulté le 02/02/2018.
- (Ariana, 2014)** I. Ariana and R. Sari Hartati et I. Putra et N. Wirdiani. (2014). « Color Image Segmentation using Kohonen Self-Organizing Map (SOM) ». International Journal of Engineering and Technology (IJET).
- (ASAL, 2018)** Agence Spatiale ALgérienne, (2018). « <http://www.asal.dz> », Site internet officiel de l'ASAL, Algérie, consulté le 24/01/2018.
- (Ashish, 2010)** Ashish Gosh, Niladri Shekhar, (2010). « Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images ». Information Sciences Volume 181, Issue 4, Pages 699–715.
- (BelSPO, 2018)** Belgian Federal Science Policy Office, (2018). « <http://eoedu.belspo.be/fr/satellites/> », Earth Observation Research programme STEREO. Belgique.
- (Berger, 1991)** M. O. BERGER, (1991). « Les contours actifs : modélisation, comportement et convergence », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France.

- (Berkane, 2010)** BERKANE Mohamed, (2010). « ESTIMATION ET ANALYSE DE MOUVEMENT PAR APPROCHES NEURONALES », Thèse de Doctorat, L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France.
- (Bonn, 1993)** Ferdinand Bonn Guy Rochons, (1993). « Précis de télédétection, Méthodes et principes » Volume1, ISBN 2-7605-0613-4, Presse de l'université du Québec, Canada.
- (Burel, 1991)** Gilles BUREL, (1991). « RESEAUX de NEURONES en TRAITEMENT d'IMAGES: Des Modèles Théoriques aux Applications Industrielles », Thèse de doctorat en Electronique de l'Université de Bretagne Occidentale, France.
- (Canny, 1986)** J. CANNY, (1986). « A computational approach to edge detection», IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI 8, N° 6, pp. 679-697.
- (CCT, 2018)** Centre Canadien de Télédétection, (2018). « Fundamentals of Remote Sensing », <http://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9363>, consulté le 24/01/2018.
- (Chadli, 2017)** Hatim Chadli, (2018). « Apports des ontologies à l'analyse exploratoire des images satellitaires », Thèse de Doctorat, Université de Montpellier, France.
- (Chandok, 2012)** C. Chandok. (2012). « Color Image Segmentation using K-Means Clustering ». International Journal of VLSI & Digital Signal Processing Application.
- (Charon, 2018)** Willy CHARON, (2018). « <http://systemes-meca-actifs.pagesperso-orange.fr/5-RN/2-IntroRN/IntroRN.xhtml> », page web personnelle du Professeur des Universités à la retraite Willy CHARON, consulté le 08/02/2018.
- (Chesnaud, 2000)** C. CHESNAUD, (2000). « Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en oeuvre rapide », Thèse de Doctorat, Ecole Nationale de Physique de Marseille, France.
- (Christopher, 2004)** Christopher Munyati. (2004). « Use of Principal Component Analysis (PCA) of Remote Sensing Images in Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia ». Geocarto International.
- (Claude, 2018)** Claude Kergomard, (2018). « La télédétection aérospatiale : une introduction », Support de cours, Ecole Normale Supérieure de Paris, France.
- (Cohen, 1991)** L.D. COHEN, (1991). « On Active Contour Models and Balloons», CVGIP: Image Understanding, 53(2):211-21.
- (Courant, 1953)** R. COURANT and D. HILBERT, (1953). « Methods of Mathematical Physics », vol. 1. New York: Interscience, IN (Xu, 1998).
- (Davies, 1979)** Davies, David L.; Bouldin, Donald W. (1979). « A Cluster Separation Measure ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. PAMI-1 (2): 224-227.
- (Devaux, 1997)** F. Devaux. (1997). « Filtrage d'image par réseau de neurones », Mémoire de Magister de l'université de Paris 8, France.
- (e-Cours, 2018)** « <https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uved/envcal/html/rayonnement/1-rayonnement-electromagnetique/1-2-les-ondes-electromagnetiques.html> », consulté le 04/02/2018

- (ESA, 2018)** European Space Agency, (2018). « <http://www.esa.int/ESA> », Agence Spatiale Européenne, Union Européen, consulté le 05/02/2018.
- (Esteban, 2004)** C.H. ESTEBAN, F. SCHMITT, (2004). « Une approche par modèle déformable pour la reconstruction 3D de haute qualité d'objets photographies », Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, France.
- (Goldberg, 1994)** E. Goldberg. (1994). « Algorithmes génétiques Exploitation, optimisation et apprentissage automatique ». Edition Addison-Wesley.
- (Hang, 2016)** Hang Zhao, Fansen KONG ,(2016). « Research and Applications of Shop Scheduling Based on Genetic Algorithms ». Braz. arch. biol. technol. vol.59 no.spe Curitiba.
- (Harrat, 2003)** Y.Harrat. (2003). « Contribution à l'ordonnancement conjoint de la production et de la maintenance: Application au cas d'un job Shop ». Thèse de Doctorat de L'U.F.R des Sciences et Techniques, Université de Franche-comté. France.
- (Hebb, 1949)** Donald Hebb, (1949). « The Organisation of Behaviour », New York: Wiley, pp. 335.
- (Holland, 1975)** J. H. Holland, (1975). « Adaptation in Natural and Artificial Systems ». Ann Arbor, MI: Univ. of Michigan Press. Etats Unis d'Amérique.
- (Jadouin, 1994)** Jadouin JF. (1994). « Les réseaux de neurones : Principes et définitions ». Hermes.
- (Kass, 1988)** M. KASS, A.WITKIN, D. TERZOPOULOS, (1988). « Snakes : Active Contour Models », International Journal of Computer Vision, pp. 321-331.
- (Kehui, 2017)** Kehui Chen, Jing Lei, (2017). « Network Cross-Validation for Determining the Number of Communities in Network Data », Journal of the American Statistical Association. Etats Unis d'Amérique.
- (Kergomard, 1990)** Kergomard Claude, (1990). « La télédétection aérospatiale : une introduction ». Cours de télédétection, Ecole Normale Supérieure Paris, France.
- (Kohonen, 1990)** T. Kohonen, (1990). « The Self Organizing Map ». IEEE proceedings vol. 78 N° 9.
- (LANDSAT, 2018)** Official website of LANDSAT, « <https://landsat.usgs.gov/landsat-5-history> », consulté le 28/01/2018.
- (Legany, 2006)** Legany, C., Juhasz, S., Babos. (2006). « Cluster validity measurement techniques ». In: AIKED'06: Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases. pp. 388-393. World Scientific, Engineering Academy, and Society (WSEAS), Stevens Point, Wisconsin, USA.
- (Leger, 2002)** C. LEGER, (2002). « VISIONIQUE », Cours tutorial, école supérieure des procédés électroniques et optiques. Université d'Orleans, France.
- (Leroy, 1996)** B. LEROY, I. HERLIN, and L. D. COHEN, (1996). « Multi-resolution algorithms for active contour models », in 12th International Conference on Analysis and Optimization of systems, pp. 58-65, IN (Xu, 1999).
- (Madeline, 2002)** B. Madeline, (2002). « Algorithmes évolutionnaires et résolution de problèmes de satisfaction de contraintes en domaines finis ». Thèse de Doctorat université de Nice-Sophia antipolis, France.
- (Marr, 1982)** D. MARR, (1982). « Vision », Mit Press, W.H. Freeman. San Francisco, CA, USA.

- (Maulik, 2002)** U. Maulik, S. Bandyopadhyay. (2002). « Performance Evaluation of Some Clustering Algorithms and Validity Indices ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.
- (McCulloch, 1943)** McCulloch, Warren S. and Pitts, Walter, (1943). « A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity » The bulletin of mathematical biophysics.
- (MILDECA, 2018)** MILDECA, (2018).« <http://www.drogues.gouv.fr/comprendre/l-essentiel-sur-les-addictions/que-nous-dit-la-science-des-addictions> », Mission Internationale de Lutte contre les Drogues et les Conduites Addictives, services du Premier Ministre, France, consulté le 18/02/2018.
- (Mokadem, 2013)** D. Mokadem (2013) « Automatic detection of contours of circular geologic structures on active remote sensing images using the Gradient Vector Flow active contour », Modeling Approaches and Algorithms, SCI 488, pp. 315-327. GeCode Laboratory, Tahar Moulay University of Saida, Algeria.
- (Nokovic, 2003)** Sonja Novkovic, Davor Sverko, (2003). « A Genetic Algorithm With Self-Generated Random Parameters ». Journal of Computing and Information Technology - CIT 11, 2003, 4, 271-283.
- (Olivier, 2004)** Olivier LE CADET, (2004). « Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images ». Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées, Institut National Polytechnique de Grenoble, France.
- (ONU, 2018)** Organisation des Nations Unies, (2018). « <http://www.un.org/fr/sections/issues-depth/population/index.html> », site internet officiel de l'ONU, consulté le 20/02/2018.
- (Palus, 2003)** H. Palus et M. Bogdanski. (2003). « Clustering techniques in color image segmentation ». The 4th Symposium on Methods of Artificial Intelligence.
- (Ray, 1999)** S. Ray and R. Turi. (1999). « Determination of number of clusters in k-means clustering and application in color image segmentation ». The 4th international conference on advances in pattern recognition and digital techniques.
- (Renders, 1995)** J. Renders. (1995). « Algorithmes génétiques et réseaux de neurones ». Hermes Science Publications.
- (Ribana, 2012)** Ribana Roscher, Björn Waske, (2012). « Incremental Import Vector Machines for classifying hyperspectral Data ». IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 50, NO. 9.
- (Robert, 2007)** Robert A. Schowengerdt. (2007) « Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing », Academic Press is an imprint of Elsevier, University of Arizona, USA.
- (Scanvic, 1983)** JEAN-YVES SCANVIC, (1983). « Utilisation de la télédétection dans les sciences de la terre ». Bureau de recherches géologiques et minières, Orléans, France.
- (SCENIHR, 2008)** Scientific Committee on Emerging and Newly Identified Health Risks, (2008). « Light Sensivity », Directorate-General for Health and Consumers, European Commission.
- (Stk, 2018)** StackExchange, (2018). « <https://tex.stackexchange.com/questions/144366/draw-a-kohonen-som-feature-map> », consulté le 27/03/2018.

- (Sylvain, 2000)** Sylvain Barthélémy (2000). « Introduction aux réseaux de neurones. <http://www.sylbarth.com/nn.php> », consulté le 24/01/2018.
- (Thomas, 2001)** Thomas Villmann and Erzsébet Merényi, (2001). « Extensions and Modifications of the Kohonen-SOM and Applications in Remote Sensing Image Analysis ». U. Seiffert and L.C. Jain (Eds.), Self-Organizing Maps. Recent Advances and Applications. Springer-Verlag Berlin, p. 121-145.
- (Thomas, 2004)** Thomas Vallée, Murat Yıldızoglu, (2004). « Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie ».
- (Thompson, 1993)** Brendt Thompson, (1993). « Sprawl is like the weather » Planning Commissioners Journal, (plannersweb.com), Issue 11, p. 20.
- (Tobias, 2017)** Tobias Leichtle, Christian Geiß, (2017). « Unsupervised change detection in VHR remote sensing imagery - an object-based clustering approach in a dynamic urban environment ». International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation Volume 54, Pages 15-27.
- (Xiaojun, 2011)** Xiaojun. (2011). « Urban Remote Sensing: Monitoring, Synthesis and Modeling in the Urban Environment ». ISBN: 978-0-470-74958-6 408 pages.
- (Xu, 1997)** C. XU and J.L. Prince, (1997). « Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes », IEEE Proc. Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog. (CVPR'97).
- (Xu, 1998)** C. XU, J.L. PRINCE, (1998) « Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow », IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 7, No. 3.
- (Xu, 1999)** C. XU, (1999). « Deformable models with application to human cerebral cortex reconstruction from magnetic resonance images », Ph.D. Thesis, Baltimore, Maryland; USA.

ملخص

نعالج في هذه الأطروحة طرق استخراج المعلومات من صور الاستشعار عن بعد الإيجابي والسلبي. نعالج أولاً مشكل الاستخراج الأوتوماتيكي لحدود البنى الجيولوجية المستديرة من صور القمر الاصطناعي ERS-1. للحصول على نتائج جيدة، نستعمل المقاربة المسماة تدفق شعاع الميل. طريقة تدفق شعاع الميل قدمت تصوراً جديداً، للقوة الخارجية القادرة على جذب المنحنى نحو مناطق مقعرة. ثانياً نعالج مشكل استخراج المناطق الحضرية من صور الاستشعار عن بعد متعددة الأطياف للقمر الاصطناعي Landsat 5 والهدف من ذلك هو تحسين التفسيرات البصرية لخبراء الاستشعار عن بعد. لحل هذه المشكلة نقترح استخدام الخوارزميات الجينية لإعداد أفضل العينات التي ستستعمل لاحقاً لتدريب خرائط كوهنين ومن ثم تتم تجزئة الصور بأفضل طريقة ممكنة لاستظهار المناطق الحضرية. **كلمات مفتاحية:** استخراج المعلومات، الاستشعار عن بعد، البنى الجيولوجية المستديرة، تدفق شعاع الميل، مناطق حضرية، الخوارزميات الجينية، خرائط كوهنين.

Résumé

Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'extraction de l'information à partir des images de télédétection active et passive.

Nous traitons en premier lieu l'extraction automatique des contours des structures géologiques circulaires sur des images de télédétection radar ERS-1. Pour ce faire, nous adoptons le modèle Flux du Vecteur Gradient qui a introduit un nouveau concept de force externe capable d'attirer la courbe vers des régions concaves.

En deuxième lieu, nous traitons le problème de détection de zones urbaines sur des images satellitaires multi-spectrales Landsat 5 afin d'améliorer les interprétations visuelles des images par des experts en télédétection. Nous proposons d'utiliser des algorithmes génétiques pour préparer les meilleurs échantillons. Ces échantillons seront utilisés pour entraîner les cartes de Kohonen pour une classification ultérieure d'une image satellitaire multi-spectrale.

Mots clés : extraction de l'information, télédétection, structures géologiques circulaires, Flux du vecteur gradient, zones urbaines, algorithmes génétiques, cartes de Kohonen.

Abstract

In this thesis, we are interested in the extraction of information from active and passive remote sensing images.

We first deal with the automatic extraction of the contours of the circular geological structures on ERS-1 radar remote sensing images. For the characterization of these structures, we use the Gradient Vector Flow Model which has introduced a new concept of external force capable of attracting the curve towards concave regions.

Secondly, we deal with the problem of detection of urban areas from Landsat 5 multi-spectral satellite imagery. The aim is to improve visual interpretations of images by remote sensing experts. To improve the clustering process, we suggest to use genetic algorithms to prepare the best samples. These samples will be used to train Kohonen maps for later classification of a multi-spectral satellite image.

Key words: information extraction, remote sensing, circular geological structures, Gradient Vector Flow, urban areas, genetic algorithms, Kohonen maps.