

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



Université Ammar Telidji - Laghouat

Faculté de Technologie

Département de GENIE CIVIL

Mémoire de Master

Présenté par :

BOUTEGGUI Mohammed Moussa

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Hydraulique

Option : Ressources en Eau

THÈME :

Analyse de la Fracturation d'un milieu discontinu à l'aide de la théorie Fractale

Applications aux propriétés Hydrauliques.

Soutenu publiquement le 02 Juin 2016 devant la le jury composé de :

Mr. DJEHICHE Abdelkader

Président

Mr. CHETTIH Mohamed

Encadreur

M^{eme} BENKOUIDER Fatiha

Examineur

Mr. BOUACHE Mohamed

Examineur

2015-2016

Remerciement

Je remercie ALLAH de m'avoir donné la force pour accomplir ce travail.

Je remercie mon Encadreur Mr. CHETTIH MOHAMMED pour son aide, son encouragement à me lancer dans l'univers fractal, merci pour cette énergie.

Mes remerciements vont également à Abdi Safia, étudiante en Formation Doctorale pour son aide et ses conseils.

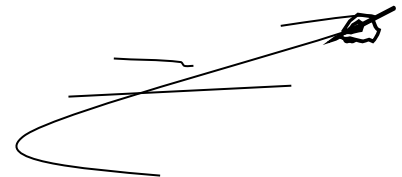
Je remercie chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer mon travail.

J'exprime mes sincères remerciements à tous les enseignants du département de Génie civil.

Je remercie tout le personnel de l'université d'AMAR TELIDJI et tous les étudiants de la filière Hydraulique.

Que tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la Réalisation de ce modeste travail trouvent ici l'expression de ma sincère gratitude.

Mohammed Moussa Bouteggui



Dédicace

*À celle qui a inséré le goût de la
vie et le sens de la Responsabilité*

Merci ma MÈRE.

*À celui qui a été toujours la source
du courage*

Merci mon PÈRE.

*À Mes très chers frères et mes
chères sœurs, et leur enfants,
et toute la Famille Bouteggui*

Merci Dr. Chettih Mohamed

A lit candle in a holder and a quill pen on a scroll. The candle is lit, casting a warm glow. The quill pen is resting on the scroll. The scroll is unrolled, showing the text. The background is dark with a decorative border.

ملخص:

يعتبر الماء العنصر الاساسي للحياة وقصد استخراج المياه الجوفية من باطن الارض ومعرفة نفاذيته تطلب علينا دراسة بتكلفة ايسر قبل دراسة مشروع الحفر. لذا نتطرق في هذه المذكرة الى دراسة تحليل الكسور بتطبيق نظرية التكسير بحيث قمنا بالعديد من التقنيات والمعالجات باستعمال عدة برامج قصد معرفه التحليل الكسوري والتحليل المتعدد الكسوري. لهذا قمنا بالتطبيق الدراسة على منطقة القعدة بالاغواط من خلال تحميل الصورة من الاقمار الاصطناعية باستعمال عدة برامج لمعالجتها ومحاكاتها و اظهار المعلومات الخاصة من محتوى الماء على شكل خطوطي وغيره قصد تحليل البعد الكسوري لأنه هو المؤشر الوحيد الذي يصف السلوك الكسوري بحيث تم التطرق الى نظرية التكسير وقمنا باستعمال طريقة تعداد العلب لحساب هذا البعد و كذلك قمنا بتحليل الاطراف لهذه المنطقة لمعرفة توزع وتوتر قوه الكسور , و ايضا قمنا بتحليل متعدد الكسور لهذه الصور باستعمال درسه انظمه العزم ودالة العزم وقوة الطيف بحيث اثبتنا بأن المنطقة تتميز بوجود تكسير ذو سلوك كسوري .

الكلمات المفتاحية :

البعد الكسوري .. متعدد الكسوريات .. كسوري .. المياه الجوفية. ملامح

Abstract

Water is the key ingredient for life and inadvertently groundwater extraction from the earth and know impermeability we ask to study a cost study simply by drilling project.

So we address in this paper to study the analysis of the fracture of the application of fractal theory so that we have a number of techniques and the use of multiple processors knowing intentionally fractal software to analysis and multi-fractal analysis. For this, we study the application of the EL-gada area Laghouat area by downloading the satellite image using a number of programs to address and simulation and display information (linéameaux) and other accidentally analysis of fractal dimension because it is the only index that describes the fractal behavior so that was sent to the crushing theory and we boits using the counting method to calculate this dimension; and as we analyzed the spectrum of this area to see the voltage distribution fractures, and we have the decomposition of multi-fractures of the images

using the system, torque and position determination and strength studied the spectrum to we proved that the region is characterized by a fracturing behavior multifractale

Keywords

Fractal, Multifractale. fractal démentions.. groundwater. linéameaux

Résumé

L'eau est l'ingrédient clé pour la vie et, par inadvertance, les eaux souterraines extraction de la terre et savoir imperméabilité nous demandons étude à une étude de coûts par le projet de forage simple.

Nous avons donc aborder dans cette note à l'étude de l'analyse de la fracture de l'application de la théorie du fractal de sorte que nous avons un certain nombre de techniques et l'utilisation de plusieurs processeurs sachant intentionnellement fractal logiciel d'analyse et de l'analyse multi-fractale. Pour cela, nous avons l'étude de l'application sur la region EL-gada zone Laghouat en téléchargeant l'image du satellite en utilisant un certain nombre de programmes pour faire face et de la simulation et afficher des informations (linéameaux) et autres accidentellement l'analyse de la dimension fractale, car il est le seul indice qui décrit le comportement fractal donc qui a été adressée à la théorie de broyage et nous en utilisant la méthode des comptage de boits pour calculer cette dimension ; et ainsi que nous avons analysé le spectre de cette région pour voir la distribution de tension fractures, et nous avons aussi la décomposition de multi-fractures de ces images en utilisant le système, le couple et la fonction détermination et la force étudiée du spectre afin que nous avons prouvé que la région est se caractérise par une fracturation à comportement multifractale

Mots clés

Fractal, Multifractale.. Démentions fractal.. eaux souterraines. . linéameaux

Table des matières

Remerciements.....	ii
Dédicace.....	
Résumé.....	ii
Table des matières.....	v
Liste des figures.....	viii
Liste des tableaux.....	xv
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Notions sur la télédétection et traitement des images satellitaires.....	29
I.1. Généralités sur la télédétection	29
I.1.1. Définition de la télédétection.....	31
I.2.2. Principes de base de la télédétection	31
I.2 SITE D'ETUDE	29
I.2.1 Présentation du site d'étude :.....	29
I.3. Traitement des l'image à l'aide du Logiciel ENVI.....	33
I.3.1-Le Logiciel ENVI :.....	33
I.3.1.1/ Présentation du logiciel ENVI :.....	33
I.3.1.2/ Lancement d'ENVI :	33
I.3.2 Application sur le programme ENVI.....	36
I.3.2.1 Affichage en niveaux de gris :.....	36
I.3.2.2 Affichage en fausses couleurs : composition colorée.....	37
I.3.2.4 Rapports de bandes (ou bandes ratios) :	39
I.3.2.5 Analyse en Composantes Principales (ACP) :	41
I.3.2.6 Les techniques de filtrage	45
I.4. PCI Géomatica (Focus):.....	48
I.4.1. Définition de PCI Géomatica	48
I.4.2. Algorithme Librairie (Algorithme Librarian) :.....	48
I.4.3. Lancement de PCI Geomatica	49
I.5- ArcGIS 10.2 :	Error! Bookmark not defined.
I.5.1. Définition de Arcgis	Error! Bookmark not defined.
I.5.2. Lancement de PCI Geomatica	Error! Bookmark not defined.

I.5.3 Cartographie des linéaments.....	50
I.6 Conclusion.....	52

Chapitre II .Fractals et dimension fractale

Introduction.....	Error! Bookmark not defined.
II. La théorie des fractales.....	Error! Bookmark not defined.
II.1 Origine de la théorie	Error! Bookmark not defined.
II.1.1 Historique sur les fractales	Error! Bookmark not defined.
II .2 Un objet fractal, qu'est-ce que c'est?	Error! Bookmark not defined.
II.2.1 Notion de fractale.....	Error! Bookmark not defined.
II.2.1.1 La géométrie classique.....	Error! Bookmark not defined.
II.2.1.2 La géométrie fractale.....	Error! Bookmark not defined.
II .2.1.3 Définition d'un objet fractal	Error! Bookmark not defined.
II.3. Classification des Fractales	Error! Bookmark not defined.
II .3.1 Les fractales déterministes	Error! Bookmark not defined.
II .3.2 Les fractals non déterministes	Error! Bookmark not defined.
II .4 Notion de dimension	Error! Bookmark not defined.
II.4.1 définition	Error! Bookmark not defined.
II .4.2 Considérations générales.....	Error! Bookmark not defined.
II 4.3 Calcul de la dimension fractale	Error! Bookmark not defined.
II 4.3.1 Méthodes de calcul de la dimension fractale	Error! Bookmark not defined.
II 4.3 .1.1 Méthode de comptage de boîtes (Box Counting) ..	Error! Bookmark not defined.
II 4.3 .1.2 Méthode du comptage de boite ou méthode des mailles :....	Error! Bookmark not defined.
II .5 Application de la méthode de comptage de boîtes	Error! Bookmark not defined.
II .5 .1 Application de la méthode de comptage de boîtes à la carte des structures de linéaments du synclinal d'El Gada :	Error! Bookmark not defined.
II .5 .6 Principe de la méthode	Error! Bookmark not defined.
II .5 .7 Le code de calcul.....	Error! Bookmark not defined.

II .5.8 Résulta..... **Error! Bookmark not defined.**
 II 5.9 Conclusion..... **Error! Bookmark not defined.**

Liste des Tables

Chapitre I

Tableau I .1 : résolution spectrale et spatiale de l'image Landsat Thematic Mapper....**Error! Bookmark not defined.**
 Tableau I .2: Caractéristiques et applications des bandes spectrales du capteur TM....**Error! Bookmark not defined.**
 Tableau I .3: Différentes combinaisons utilisées en fausses couleurs et leurs utilités ..**Error! Bookmark not defined.**
 Tableau I .4: Exemples de rapports de bandes utilisés dans le traitement des images satellites **Error! Bookmark not defined.**
 Tableau I .5: Différents filtres directionnels de Sobel **Error! Bookmark not defined.**

Chapitre II

Tableau II .1 récapitule ces différentes dimensions avec leur unité de mesure respective.**Error! Bookmark not defined.**
Tableau II .2 *Gammes de variation des dimensions fractales (D'après Chaouche, 2001).***Error! Bookmark not defined.**
Tableau II .3 *présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 00° en utilisation programme MAT-LAB* **Error! Bookmark not defined.**
Tableau II .4 *présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 45° en utilisation programme MAT-LAB* **Error! Bookmark not defined.**
Tableau II .5 *présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 90° en utilisation programme MAT-LAB* **Error! Bookmark not defined.**
Tableau II .6 *présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 135° en utilisation programme MAT-LAB* **Error! Bookmark not defined.**

Tableau II .7 Les dimensions fractales des différentes cartes de linéaments..... **Error! Bookmark not defined.**

Liste des Figures

Chapitre I

- Figure I.1: Principe de base de la télédétection **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.2 - : Les sept étapes de la télédétection **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.3: Carte géologique du site d'étude..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.4 -: Ouverture d'une image sous ENVI..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.5 : Trois fenêtres principales qui apparaissent à l'ouverture d'une image en niveau de gris (Dans ce cas la bande 7)..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.6 : Visualisation des images en composition colorée (CC) **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.7 : Visualisation des images en composition colorée (CC) (ici la composition standard 754)**Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.8 : - Fenêtre montrant les étapes à effectuer pour obtenir « band ratios » ..**Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.9 : Rapport des bandes 7/3 5/2 et 4/7..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.10 : - Image traitée en RVB des rapports des bandes 7/3 5/2 et 4/3.....**Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.11 : Extraits des composantes principales PC1, PC2, PC3 couvrant la région d'étude..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.12: Image RVB obtenue avec les trois premières bandes de l'ACP : CP 1, CP 2 et CP 3..... **Error! Bookmark not defined.**
- Figure I.13: Filtres directionnels appliqués à l'image ACP1..... **Error! Bookmark not defined.**

Figure I.14: Carte de linéaments réalisés avec PCI Géomatica de la zone étudiée filtre 00 **Error! Bookmark not defined.**

Figure I.15: les Cartes linéamentaire de la zone étudiée..... **Error! Bookmark not defined.**

Chapitre II

Figure II. 1.Exemples des Illustration des premières étapes de la construction du triangle de Sierpinski **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.2 : L'ensemble de Cantor..... **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.3: Courbe de Van Koch **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.4 Exemple de fractals non déterministes..... **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.5 : Mesures de la dimension fractale d'une courbe par la méthode du comptage de boîtes (D'après Tricot, 1999). **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.6 Mesures de la dimension fractale d'une courbe par la méthode du comptage de boîtes (D'après Tricot, 1999). **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.7 : Principe du calcul de la dimension fractale par comptage de boîtes (d'après Gouyet, 1992) **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.8 : Cartes des linéaments obtenues après traitement directionnel : a-Filtre directionnel 00°, b-Filtre directionnel 45°, c-Filtre directionnel 90° et d-Filtre directionnel 135° .. **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.9 : Cartes des linéaments en niveaux de gris : a-Filtre directionnel 00°, b-Filtre directionnel 45°, c-Filtre directionnel 90° et d-Filtre directionnel 135° **Error! Bookmark not defined.**

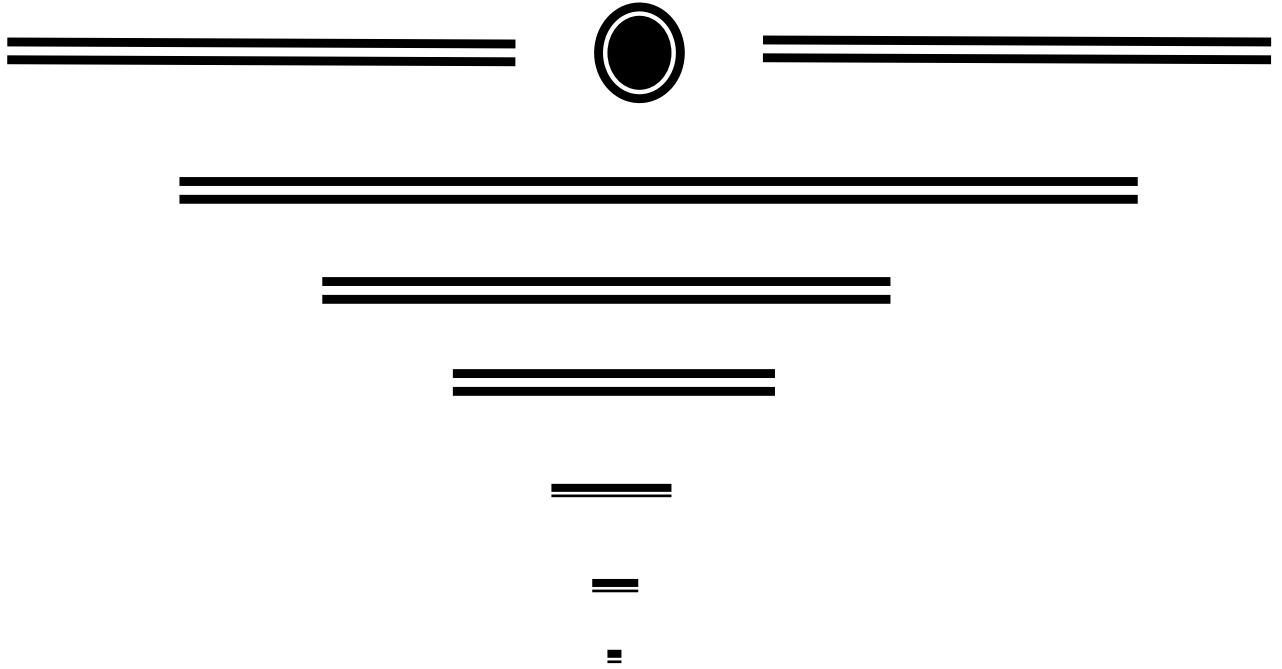
Fig. II.10 : Log (Nombre de Boite) en fonction de Log (dimension de la boite) : $\text{Log}[N(\epsilon)]$ f($\text{Log}(\epsilon)$) a-(Filtre 00°), b-(Filtre 45°), c-(Filtre 90°) et d-(Filtre 135°). **Error! Bookmark not defined.**

Fig. II.11 : Calcul de la pente D (Dimension Fractale)..... **Error! Bookmark not defined.**

Fig. II.12 : Variation de la Dimension Fractale Locale **Error! Bookmark not defined.**

Figure II.13 : Calcul de la dimension fractale des carte de linéaments .. **Error! Bookmark not defined.**

Introduction général



Introduction Générale

Les fractures qui permettent une augmentation de la perméabilité de l'aquifère peuvent être de différentes natures. Ces différents types de fractures se distribuent de façon hétérogène. L'hétérogénéité des propriétés hydrauliques est directement liée à l'hétérogénéité de la structure des réseaux de fractures. Ceux-ci ont des propriétés géométriques complexes. Ils sont généralement constitués de fractures distribuées sur une très large gamme de longueurs, typiquement plusieurs ordres de grandeurs. Cette observation constitue déjà en soi un début d'explication de la complexité du fonctionnement hydraulique de ces milieux. Les nombreuses approches développées pour modéliser les propriétés hydrauliques des milieux fissurés traduisent bien la difficulté de représentation de ces milieux. Il apparaît en tout cas que la compréhension du fonctionnement hydraulique des milieux fracturés passe par la prise en

compte explicite des hétérogénéités du milieu, c'est à dire de la géométrie des réseaux de fractures.

Les premiers modèles destinés à représenter les milieux fracturés datent des années soixante. Le milieu était vu comme la superposition de deux milieux continus, à savoir la matrice et le réseau de fractures. Depuis, l'étude des propriétés hydrauliques des milieux fracturés s'est largement accrue, en relation directe avec les problématiques liées aux questions de sûreté pour la mise en place de sites de stockage souterrain de déchets radioactifs. Dans ce contexte, de nombreuses études ont été menées sur différents sites, contribuant à augmenter énormément la quantité de données ainsi que le développement des concepts de modélisation.

Les réseaux de fractures présentent couramment un caractère self-similaire: ils semblent identiques à différentes échelles d'observations. Cette observation générale traduit une absence de taille caractéristique pour les réseaux, en dehors des limites physiques du système. L'aspect self-similaire conduit aussi à penser que les réseaux ont un caractère fractal, qui peut être déterminé sur la répartition spatiale des fractures. La géométrie fractale, comprenant les analyses fractales et multifractales, est un outil en émergence dans de nombreux domaines d'applications.

Le travail de ce mémoire s'inscrit dans cette optique.

Notre étude a pour objectif l'application de la théorie fractale pour appréhender l'analyse de la fracturation à partir de cartes de linéaments issues du traitement des images satellitales. Les deux principaux indices utilisés dans cette étude sont la dimension fractale et le spectre multifractal.

La méthodologie utilisée est organisée autour de trois chapitres

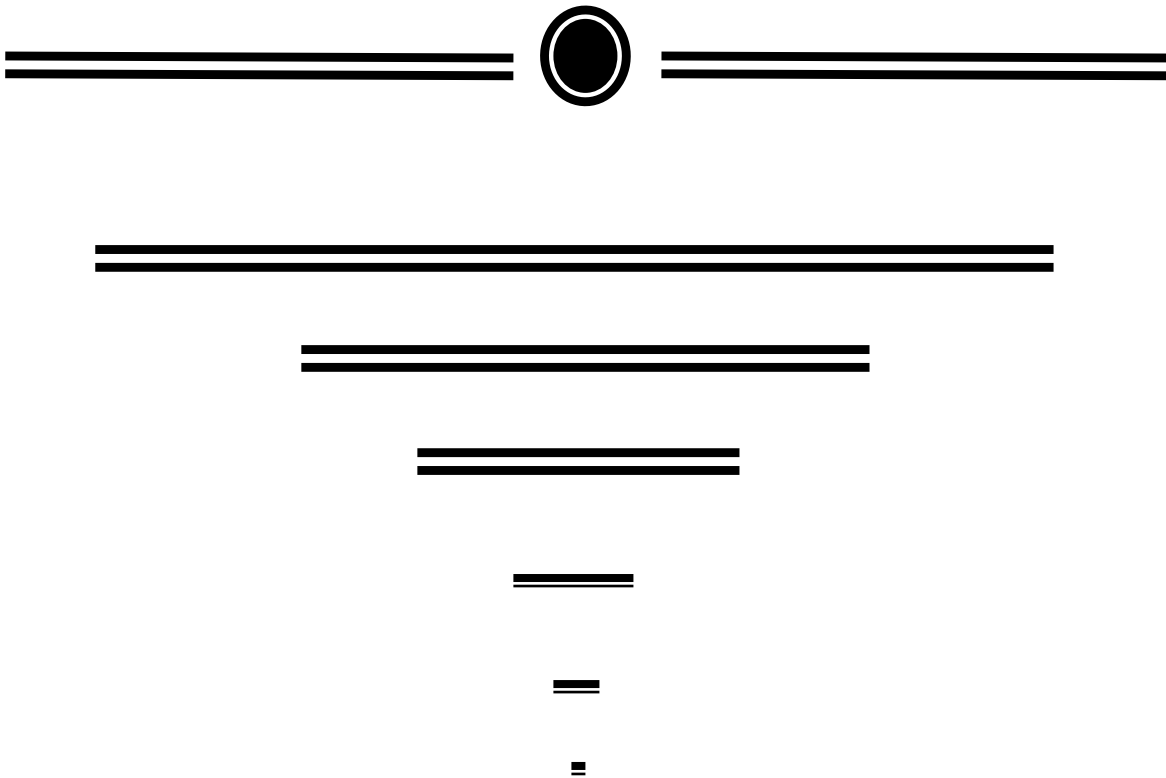
-
- Le premier chapitre est consacré à les techniques de la télédétection pour améliorent la localisation des structures géologiques et permettent la cartographie des linéaments de façon raffinée et précise. L'utilisation des images satellitales en géologie nécessite une approche particulière axée entre autre sur étude des linéaments. Le recours à la télédétection, assistée par des méthodes d'analyse numérique d'images, couplée aux données géoscientifiques intégrées dans un système d'information géographique, permettra d'apporter de nouvelles méthodes d'applications susceptibles de valider ou d'améliorer le modèle géologique existant.
 - Le deuxième chapitre nous présent l'origine du formalisme fractal et le déférent formalisme fractal et la déférente formalisation de la démentation fractal et un présent des méthodes estimation de la demention fractal (box-contuning) par logiciel matlab pour calcule ce demention
 - La troisième chapitre il basé sue les méthodes d'analyses spectral et multifractale pour déterminé traitement signal de l'image et pour expliquer les observations effectuées sur des signaux de turbulence, a fourni de nouveaux outils pour l'analyse et la modélisation de signaux issus de multiples domaines scientifiques. En mathématiques, elle a servi de cadre unificateur pour reconsidérer de nombreuses fonctions introduites

Nous allons terminer par une conclusion de ce travail et ses perspectives

CHAPITRE I

Notions sur la télédétection

et traitement des images satellitales



Chapitre I : Notions sur la télédétection et traitement des images satellitales

I.1 SITE D'ETUDE

I.1.1 Présentation du site d'étude :

Le secteur d'Ed Dor – Kef El Gada est caractérisé par un vaste synclinal dessiné dans les grès à dragées du Crétacé inférieur (Figure I.3). Etroit au niveau de Djebel Zeireg et Ragoubet Draa El Halfa au Nord-Est où il se montre affecté par un réseau de failles conjuguées, il s'étale vers le Nord-Est dans la vaste plaine de Zenina. Le relèvement des

couches en demi-cercle est remarquable à l'extrémité Sud-Ouest, où deux arêtes concentriques forment Djebel Medbouha et Djebel Onkal. Les Gadas correspondent à une vasque plateforme formée par les grès à pendage horizontaux profondément disséqués par l'érosion. Dans ce secteur, les cours d'eau se sont creusés des lits profonds, de véritables canyons, et ont transformé ce vaste synclinal en des "causses" aux grandes dalles de grès (Ritter 1902).

Le régime hydrodynamique souterrain donne naissance à quelques sources pérennes. Ces sources jaillissent au pied de ces Gadas dont les falaises à pic de 80 à 120 m de hauteurs, dominent les vallées encaissées.

Les sources dans cette région émergent essentiellement dans les formations gréseuses. Les débits des sources sont en général faibles, et la température des eaux varie de 15 à 18.5 °C avec une très légère influence de l'altitude (Ritter 1902)..

Au Nord, le relief du Djebel Zlarh est constitué par la partie structurellement la plus élevée de l'anticlinal, les grès massifs de Seklafa dessinent une voûte anticlinale affectée de failles transverses où émergent quelques sources dont la plus importante est celle de Aïn Mekta.

Au Sud des Gadas, s'élève la plus considérable des chaînes anticlinales atlasiques: Djebel Mimouna. Elle rassemble plusieurs unités structurales. Les séries gréseuses de l'Oxfordien ainsi que le Kimméridgien se montrent affectées de multiples cassures et replis. On pense que tout se passe comme si une phase de distension tardive avait provoqué un effondrement de l'axe du pli anticlinal entraînant la formation de cassures multiples et de replis en arcs. Ainsi, de nombreuses sources (Aïn Zelbaha, Aïn Derdez, Aïn Bouzebla et Aïn Rahmane) drainent les aquifères d'une zone qui affecte une forme en cuvette faillée et alimentent l'Oued Reddad.

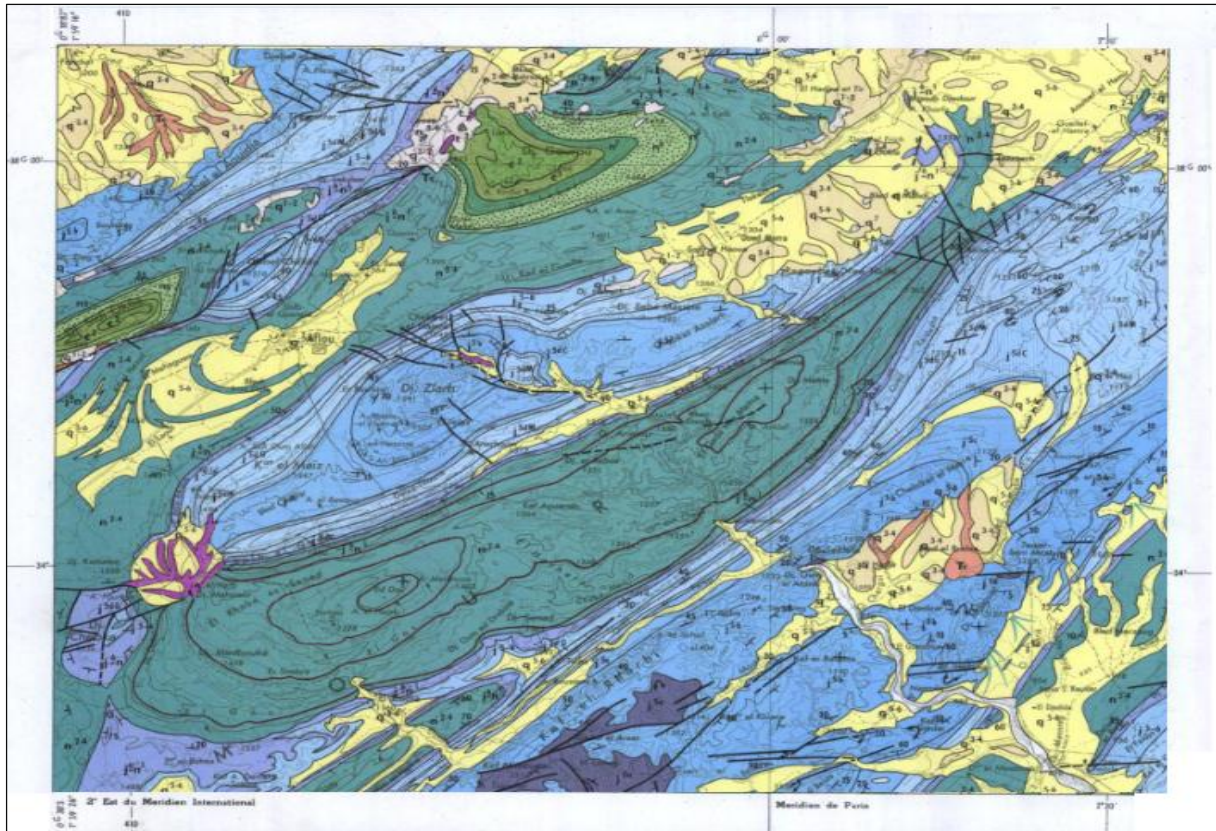


Figure I.1: Carte géologique du site d'étude
 (D'après la carte géologique de Laghouat au 1/200 000)

I.2. Généralités sur la télédétection

I.2.1. Définition de la télédétection

La télédétection est une technique qui permet, à l'aide d'un capteur, "d'observer" et d'enregistrer le rayonnement électromagnétique, émis ou réfléchi, par une cible quelconque sans contact direct avec celle-ci. Le traitement et l'analyse des informations véhiculées par le rayonnement enregistré permettent d'accéder à certaines propriétés de cette cible : géométriques (position, forme et dimensions), optiques (réflexion, transmission, absorption, etc.) et physico-chimiques (température, teneur en eau, chlorophylle foliaire, phyto-masse, matière organique du sol,...), etc.... (Soudani K., 2005).

I.2.2. Principes de base de la télédétection

Le principe de base de la télédétection est similaire à celui de la vision de l'homme. La télédétection est le fruit de l'interaction entre trois éléments fondamentaux : une source d'énergie, une cible et un vecteur (Figure I.2).

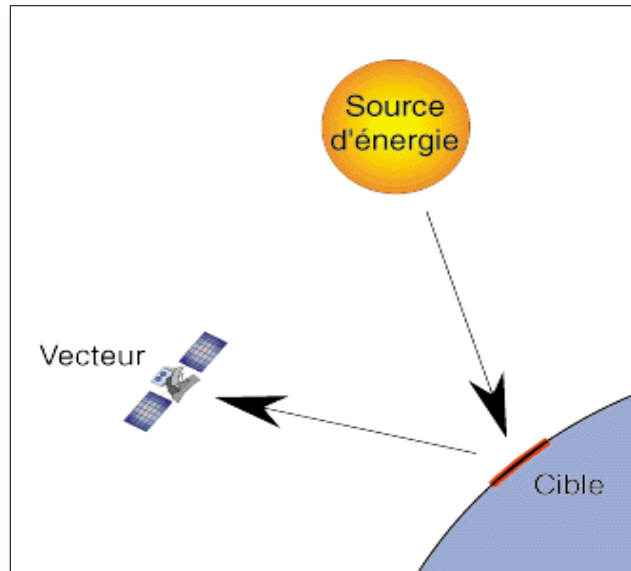


Figure I.2 Principe de base de la télédétection

- **La cible** est la portion de la surface terrestre observée par le satellite. Sa taille peut varier de quelques dizaines à plusieurs milliers de kilomètres carrés.
- **La source d'énergie** est l'élément qui "éclaire" la cible en émettant une onde électromagnétique (flux de photons). Dans l'immense majorité des cas, la source d'énergie est le soleil. Néanmoins, la technologie RADAR nécessite qu'un émetteur soit embarqué sur le satellite, dans ce cas le satellite lui-même est source d'énergie. Il est également possible de mesurer la chaleur qui se dégage à la surface de la cible (infrarouge thermique), auquel cas c'est la cible qui est source d'énergie (bien qu'il s'agisse d'énergie solaire stockée et réémise).
- **Le vecteur** ou plate-forme de télédétection mesure l'énergie solaire (rayonnement électromagnétique) réfléchi par la cible. Le vecteur peut-être un satellite ou un avion, dominant la cible de quelques centaines de mètres à 36 000 kilomètres. Les capteurs embarqués sur le satellite mesurent le rayonnement électromagnétique réfléchi, puis un émetteur renvoie l'image sur Terre vers des stations de réception.

Lorsque le satellite ne fait que capter le rayonnement réfléchi, on parle de **télédétection passive** et lorsque le satellite émet une onde vers la cible et en mesure l'écho, on parle de **télédétection active**.

I.2.3. Les principales étapes de la télédétection

De manière plus détaillée, on peut schématiser la télédétection comme un ensemble de 7 étapes clés (Figure I.3) :

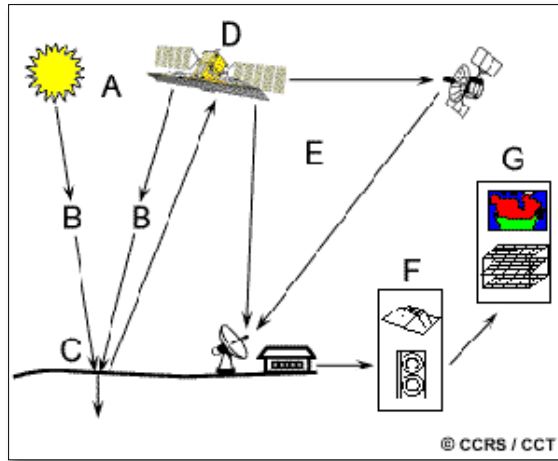


Figure I.3 Les sept étapes de la télédétection
www.ccrs.nrcan.gc.ca

1. Source d'énergie ou d'illumination (A) : À l'origine de tout processus de télédétection se trouve nécessairement une source d'énergie pour illuminer la cible. Le plus souvent, voire dans la presque totalité des cas, cette source d'énergie est le soleil. Mais le satellite lui-même peut être source d'énergie : c'est le cas pour le domaine de la télédétection radar.

2. Rayonnement et atmosphère (B) : Durant son parcours « aller » entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec l'atmosphère. Une seconde interaction se produit lors du trajet « retour » entre la cible et le capteur.

3. Interaction avec la cible (C) : Une fois parvenue à la cible, l'énergie interagit avec la surface de celle-ci. La nature de cette interaction dépend des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface. Chaque objet géographique émet ou réfléchit un rayonnement dans les diverses fréquences du spectre électromagnétique. Cette caractéristique s'appelle le comportement spectral. En télédétection, on suppose que tout objet ou classe d'objet sur la surface terrestre possède sa propre « empreinte digitale » dans le spectre électromagnétique (la signature spectrale), en fonction de la longueur d'onde du rayonnement qui est réfléchi ou émis par lui-même.

4. Enregistrement de l'énergie par le capteur (D) : Une fois l'énergie diffusée ou émise par la cible, elle doit être captée à distance par un capteur qui n'est pas en contact avec la cible mais embarqué à bord d'un satellite ou d'un avion par exemple, pour être enfin enregistrée sous format numérique.

5. Transmission, réception et traitement (E) : Cette information enregistrée par le capteur est transmise, souvent par des moyens électroniques, à une station de réception généralement située au sol où l'information est transformée en images (numériques ou photographiques).

6. Interprétation et analyse (F) : Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.

7. Application (G) : La dernière étape du processus consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, c'est-à-dire la portion d'espace étudiée pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier.

Ces sept étapes couvrent le processus de la télédétection, du début à la fin.

I 3. Traitement des l'image à l'aide du Logiciel ENVI

I.3.1-Le Logiciel ENVI

I.3.1.1/ Présentation du logiciel ENVI

ENVI est un logiciel complet de traitement d'images de télédétection, optiques et radar. Toutes les méthodes de traitement d'images de corrections géométriques et radiométriques, de classification et de mise en page cartographique sont présentes. D'autres outils relatifs à la visualisation et à la modélisation de données topographiques sont aussi disponibles. Le logiciel ENVI est conçu en langage IDL (Interactive Data Langage) et offre donc des moyens de programmation évoluée (Midekor & Wellens, 2013).

ENVI permet d'extraire rapidement l'information pertinente des images géospatiales. L'ensemble de ses outils et modules spécialisés permettent de lire, explorer, analyser les données et de partager l'information (Midekor & Wellens, 2013).

I.3.1.2/ Lancement d'ENVI

Lancez le logiciel par **Démarrer** → **Programmes** → **ENVI**



Ou double-cliquez l'icône d'Envi sur le bureau

Ouverture d'une image sous ENVI :

Sélectionner le menu principal (Figure I.4) cliquez sur **File / Open image file/ Ouvrir**

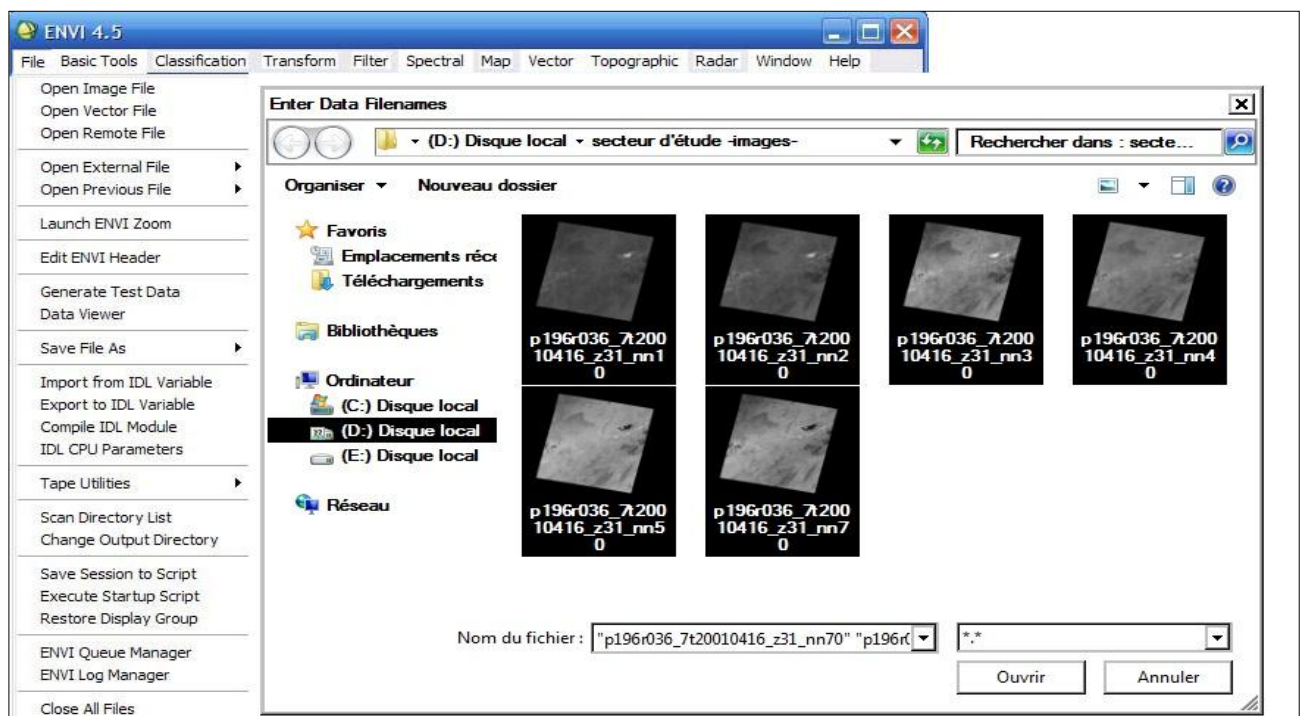


Figure I.4 Ouverture d'une image sous ENVI

La liste de bandes disponible (Available Bands List) : il s'agit d'une fenêtre dans laquelle sont affichées toutes les bandes relatives à un fichier image (figuir 1.5).

Elle permet de charger une ou plusieurs bandes en noir et blanc ou en composition coloré.

Ici, on a donc 6 couches, nommées bande 1, bande 2, bande 3, bande 4, bande 5, bande 7

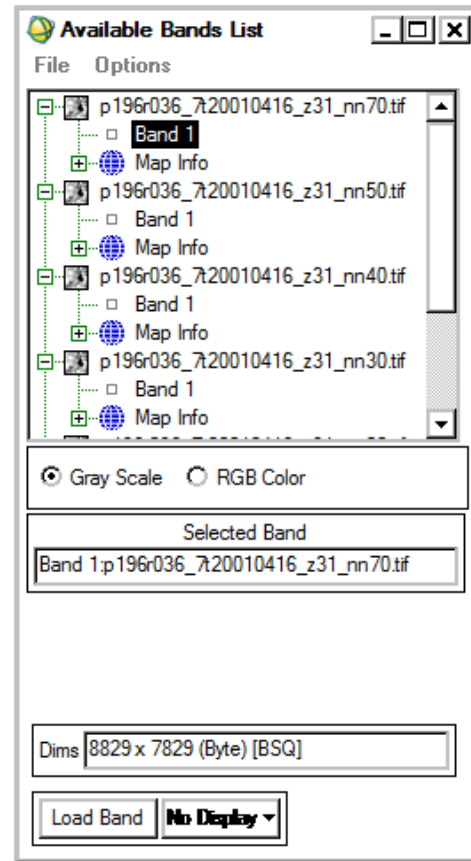


Figure I.5 list de band

On a travaillé sur une image de type « Landsat Thematic Mapper » (Landsat TM). Quelques informations décrivant l'image LANDSAT TM (résolution spectrale et spatiale) sont présentées dans le tableau ci-dessous.

Tableau I .1 Résolution spectrale et spatiale de l'image Landsat Thematic Mapper

Nom de la bande	Résolution spatiale	Longueur d'onde		
TM Band 1	30 m	0.42 – 0.52 μm	Bleu	Blue
TM Band 2		0.52 – 0.60 μm	Vert	Green
TM Band 3		0.63 – 0.69 μm	Rouge	Red
TM Band 4		0.76 – 0.90 μm	Proche InfraRouge - PIR	Near InfraRed – NIR
TM Band 5		1.55 – 1.75 μm	Moyen InfraRouge – MIR	Middel InfraRed - MIR
TM Band 6	100 m	10.5 – 12.5 μm	InfraRouge	Thermic InfraRed

			Thermique – TIR	– TIR
TM Band 7	30 m	2.08 – 2.35 μm	Moyen InfraRouge – MIR	Middel InfraRed – MIR

Ces différents bandes sont utilisés généralement pour caractériser certains milieux tels que (végétation, sol...)

Tableau I.2 Caractéristiques et applications des bandes spectrales du capteur TM.

Bandes	Domaine spectral	Résolution	Application
TM1	0,45 - 0,52 (bleu)	30 m	Discrimination entre le sol et la végétation, bathymétrie / cartographie côtière; identification des traits culturels et urbains
TM2	0,52 - 0,60 (vert)	30 m	Cartographie de la végétation verte (mesure le sommet de réflectance); identification des traits culturels et urbains
TM3	0,63 - 0,69 (rouge)	30 m	Discrimination entre les espèces de plantes à feuilles ou sans feuilles; (absorption de chlorophylle); identification des traits culturels et urbains
TM4	0,76 - 0,90 (proche IR)	30 m	Identification des types de végétation et de plantes; santé et contenu de la masse biologique; délimitation des étendues d'eau; humidité dans le sol
TM5	1,55 - 1,75 (IR de courte longueur d'onde)	30 m	Sensible à l'humidité dans le sol et les plantes; discrimination entre la neige et les nuages
TM6	10,4 - 12,5 (IR thermique)	120 m	Discrimination du stress de la végétation et de l'humidité dans le sol relié au rayonnement thermique; cartographie thermique

TM7	2,08 - 2,35 (IR de courte longueur d'onde)	30 m	Discrimination entre les minéraux et les types de roches; sensible au taux d'humidité dans la végétation
------------	--	------	--

Modes de visualisation des images sous ENVI :

Deux modes de visualisation de l'image sont disponibles : Gray Scale que permet d'affichage de chaque band en niveau de gri (échelle de gris) et le mode RGB (rouge, vert et bleu).que permet la composition de certain band pour un mode d'affichage (ex : composition coloré .fausse couleur).

I.3.2 Application sur le programme ENVI

I.3.2.1 Affichage en niveaux de gris :

- On choisit une bande (car ce mode n'affiche qu'une seule bande)
- On choisit le mode d'affichage **Gray Scale / Load Band**.

Trois fenêtres sont disponibles : la fenêtre principale Display 1, le Scroll et le Zoom. Le rectangle rouge sur la fenêtre Scroll permet de délimiter la zone géographique qui s'affichera sur la fenêtre Display. (Figure I.6)

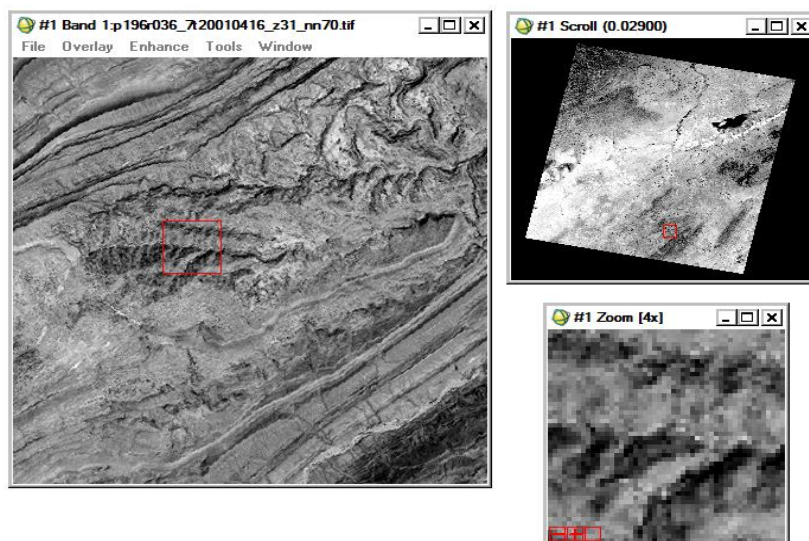


Figure I.6 Trois fenêtres principales qui apparaissent à l'ouverture d'une image en niveau de gris (Dans ce cas la bande 7)

Le mode de visualisation en niveaux de gris n'affiche qu'une seule bande. Le niveau de gris varie entre 0 et 255 ; 0 correspond au noir et 255 au blanc.

- De la même manière que pour la bande 7, on visualise les autres bandes en cliquant sur le bouton Display de la boîte de dialogue Available bands liste puis new display (nouvelle fenêtre).

I.3.2.2 Affichage en fausses couleurs : composition colorée

L'affichage en fausses couleurs consiste à attribuer des couleurs fictives aux bandes spectrales. L'image résultante est dite composition colorée et se compose de trois plans de couleur rouge, vert et bleu.

- On Valide l'option RGB dans la boîte de dialogue « Available bands list » → puis on attribue la couleur correspondante à chacune des bandes → Load RGB.

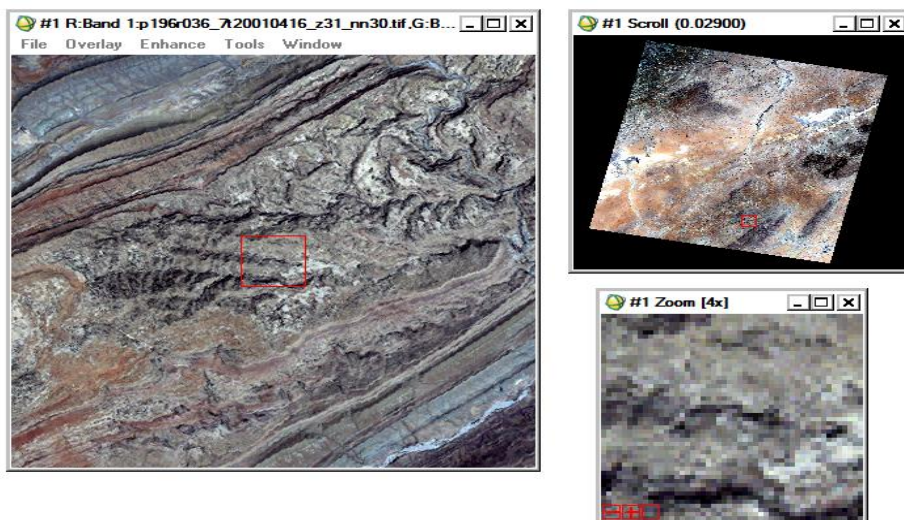


Figure I.7 Visualisation des images en composition colorée (CC)
(Ici la composition standard 321)

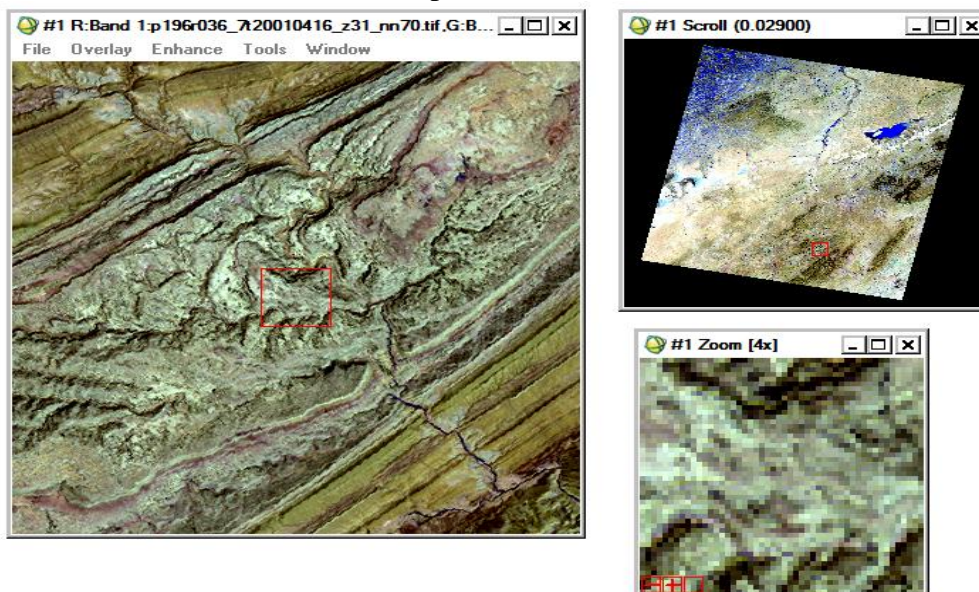


Figure I.8 Visualisation des images en composition colorée (CC)

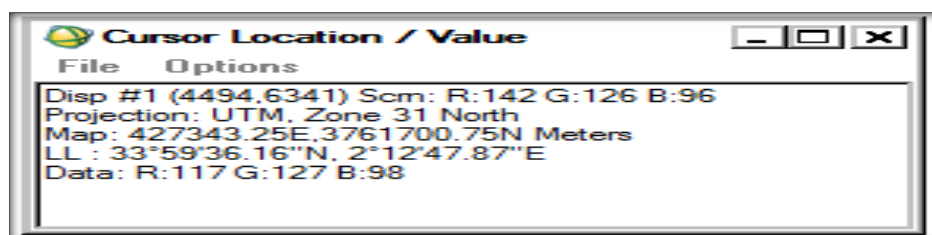
(ici la composition standard 754)

Le calcul d'un rapport de bandes (le rapport de canaux TM correspond à un nouveau canal, dont les valeurs des pixels sont égales au rapport entre les valeurs radiométriques des deux canaux), permet de s'affranchir des variations d'éclairement des pixels, mais aussi de mieux séparer les unités, car les informations complémentaires contenues dans les deux bandes sont prises en compte (tableau I .3).

Tableau I .3: Différentes combinaisons utilisées en fausses couleurs et leurs utilités

RGB	Description
321	Image en couleur naturelle
432	Combinaison standard en fausses couleurs. La végétation apparaît en rouge.
453	La limite entre terre/eau est très nette. Bon pour l'étude des sols et de la végétation.
742	Combinaison souvent utilisée en géologie. Le sable, le sol et les minéraux montrent une multitude de couleurs. Bon pour étudier les régions désertiques.
753	souvent utilisé géologie de combinaison. Sable et le sol, les minéraux montrent une multitude de couleurs.
541	Combinaison souvent utilisée en agronomie. La végétation apparaît en vert clair.
754	Très utiles en géologie. Fournit la meilleure pénétration dans l'atmosphère. La végétation apparaît en bleu.
731	Combinaison bonne en géologie. Les roches apparaissent dans une multitude de couleurs.

Des informations sur la localisation de chaque point sur la carte sont disponibles. A partir du menu de la fenêtre image : **Tools > Cursor/Location Value ...**



* Le déplacement du curseur se traduit par une modification des valeurs affichées dans la boîte :

- **Disp #1** : coordonnées colonne / ligne.
- **Scrn** : valeurs Rouge, Vert, Bleu de l'affichage.
- **Data** : valeurs Rouge, Vert, Bleu des données.

- **Map** : Coordonnées géographiques (si la scène est géoréférencée) dans le système de projection affiché (**Projection**) en m.

- **LL** : coordonnées géographiques (**L**atitude et **L**ongitude) exprimées en degrés, minutes et secondes.

I.3.2.4 Rapports de bandes (ou bandes ratios)

Cette analyse est basée sur la notion de réflectance, c'est le rapport entre la quantité d'énergie réfléchiée par un objet et la quantité d'énergie reçue par le capteur. Cette méthode permet de réduire les effets de la topographie et d'augmenter le contraste entre les surfaces minérales, en pratique il s'agit de définir les bandes (paire) qui entrent dans le calcul des rapports et les introduire dans l'ENVI (Laghouag, 2011).

- Pour obtenir des néo-bandes qu'on utilise en RGB pour obtenir des images, on clique sur « transforme » puis sur « band ratios »

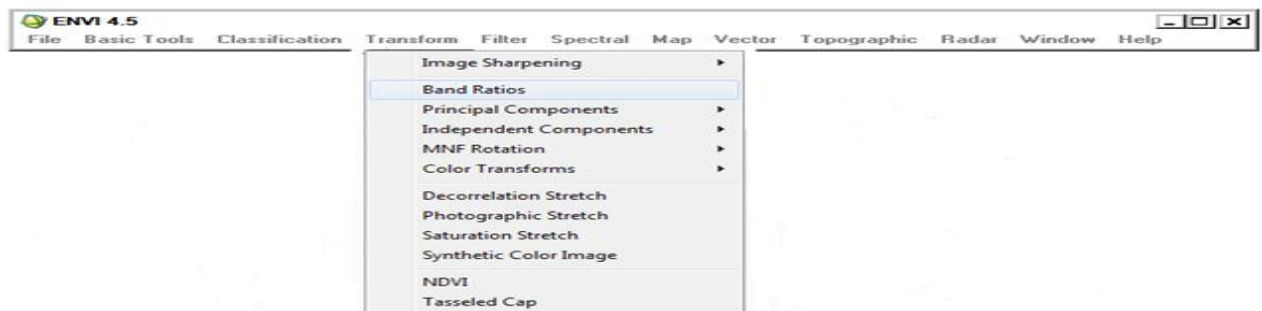
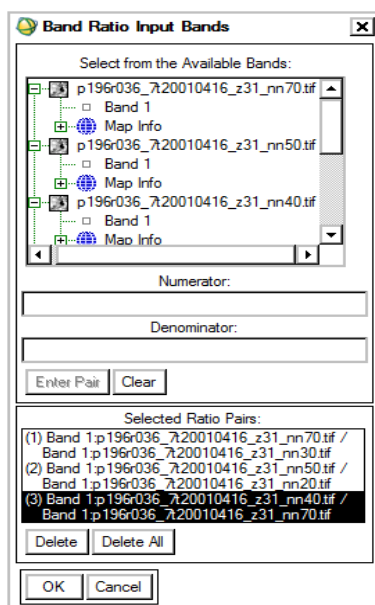


Figure I.9 Fenêtre montrant les étapes à effectuer pour obtenir « band ratios »



-On choisit ensuite les rapports des bandes en introduisant, à chaque fois, les bandes dans « Numerator » et « Denominator » et on obtient les paires qui sont indiquées dans Selected Ratio Pairs.

-Dans cet exemple on a choisi les rapports des bandes suivants : $7/3$, $5/2$ et $4/7$.

Figure I.10 Rapport des bandes $7/3$ $5/2$ et $4/7$

Le calcul d'un rapport de bandes (le rapport de canaux TM correspond à un nouveau canal, dont les valeurs des pixels sont égales au rapport entre les valeurs radiométriques des deux canaux), permet de s'affranchir des variations d'éclairément des pixels, mais aussi de mieux séparer les unités, car les informations complémentaires contenues dans les deux bandes sont prises en compte.

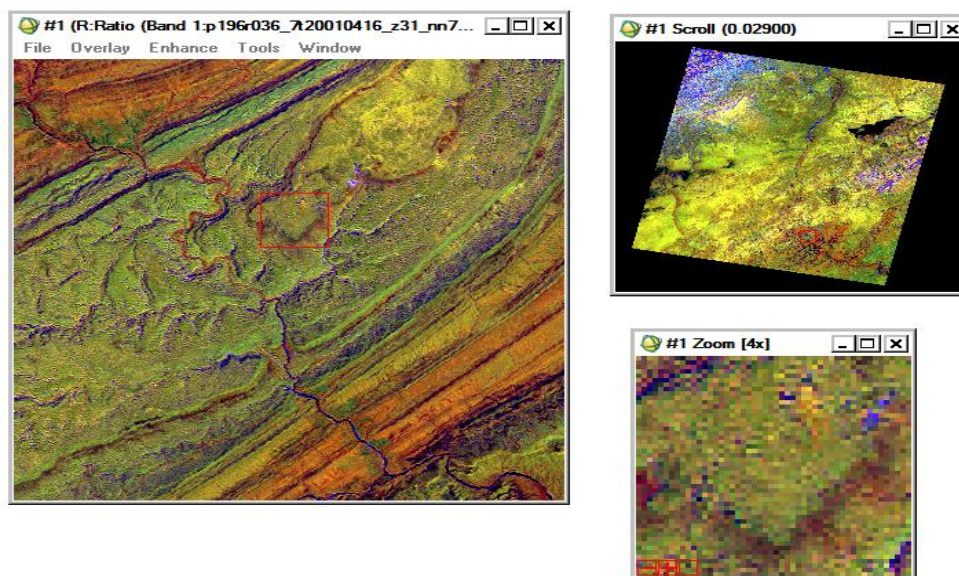


Figure I.11 Image traitée en RVB des rapports des bandes 7/3 5/2 et 4/3

Voici quelques exemples de rapports de bandes utilisés en RVB (voir aussi tableau I .4) :

[3 /1, 5/4, 7/5] Mets l'accent sur la composition des matériaux de surface.

[3/5, 1/5, 5/7] et [5.7, 4.5, 1.3] bon pour la cartographie des serpentines.

[7/3, 5/2, 4/7] permet d'obtenir des informations sur la lithologie des formations.

[5/3, 3/1, 7/5] permet d'obtenir des informations sur la lithologie des formations

Tableau I .4: Exemples de rapports de bandes utilisés dans le traitement des images satellites

Rapport	Description
5/7	Bonne discrimination pour les roches qui riches en Al-OH
3/1	Bonne discrimination pour les roches ayant subies une altération hydrothermale et pour les oxydes de fer.
1/2, 2/1	Bonne discrimination pour les roches riches en oxydes de fer
3/1, 3/2	Bonne discrimination de la végétation et l'eau
4/1, 4/2	Bonne discrimination de la végétation et l'eau
3/4	Utilisé pour étudier les terres arides et les régions urbaines
7/5	Bonne discrimination des argiles

I.3.2.5 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une méthode efficace pour accentuer une image multi-spectrale à des fins d'interprétations géologique ou autre. C'est une méthode d'analyse des données multidimensionnelles permettant une translation et une rotation du système d'axes des variables d'origine (bandes) dans un nouveau système d'axes, les composantes principales.

Celles-ci ont l'avantage d'être décorrélées (indépendantes et orthogonales) contrairement aux données brutes dans le référentiel d'origine.

L'ACP présente plusieurs avantages :

- **Réduire le nombre de bandes** : en effet, une combinaison trichromique ne permet pas d'afficher plus de 3 bandes en même temps. L'ACP, en maximisant la variabilité des pixels dans une ou deux composantes (le maximum d'information est généralement contenu dans les 2 premières composantes principales), permet de libérer de la place pour une autre bande.
- **Travailler à partir de bandes décorrélées** (corrélation nulles) assurant l'absence de redondance entre les données.
- **Accentuer les détails radiométriques** des objets (maximisation de la variance). Cette transformation peut être utile pour séparer l'objet. (Coulibaly, 1996)

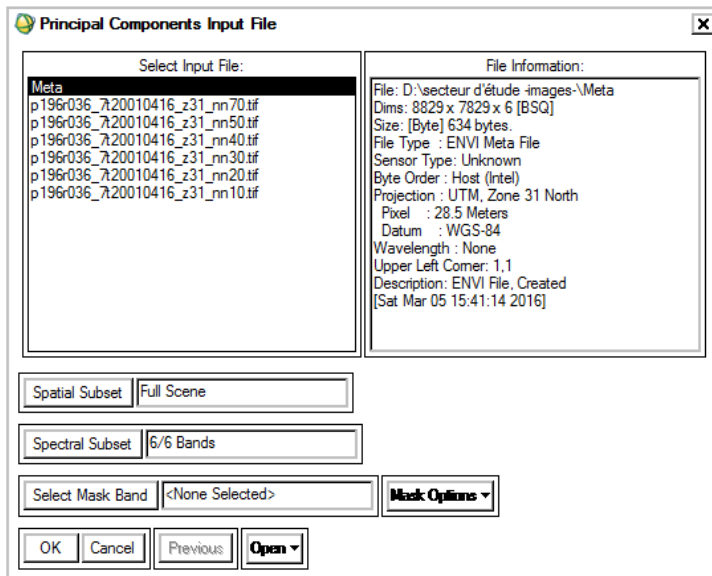
➤ Dans le menu principale de Envi : **Transform /Principal Components/ Forward PC Rotation/ Compute New Statistics and Rotate** , la boîte de dialogue Principal Component input file s'affiche :

- Spatial subset : découpage spatial de la scène

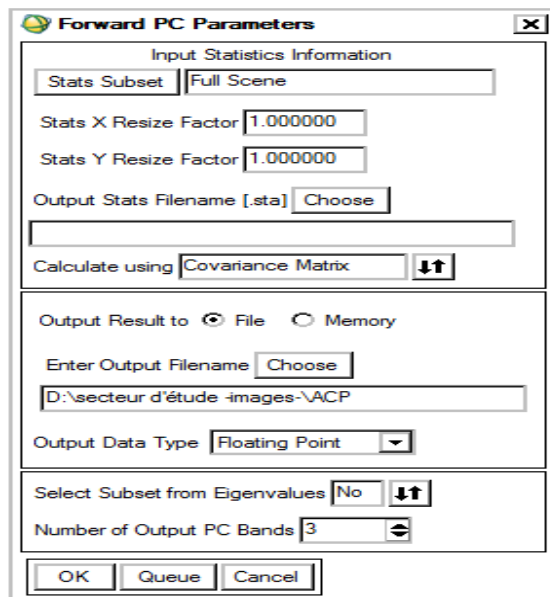
-On doit choisir le nombre de bandes utilisé par la procédure des analyses ACP par l'instruction

-Spectral subset : les bandes spectrales

-Faire OK.

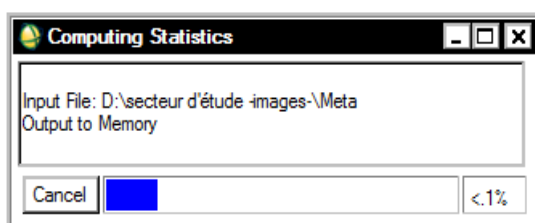


Une seconde boîte de dialogue Forward PC Parameter s'affiche.

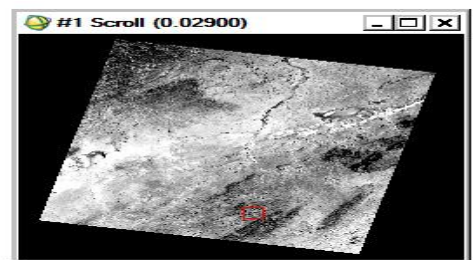
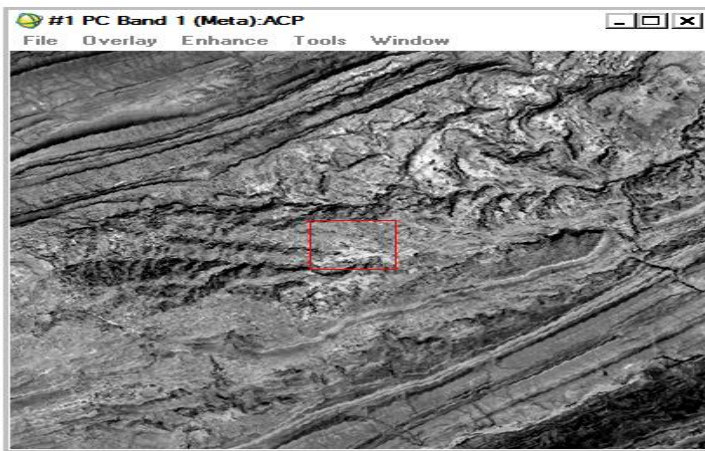
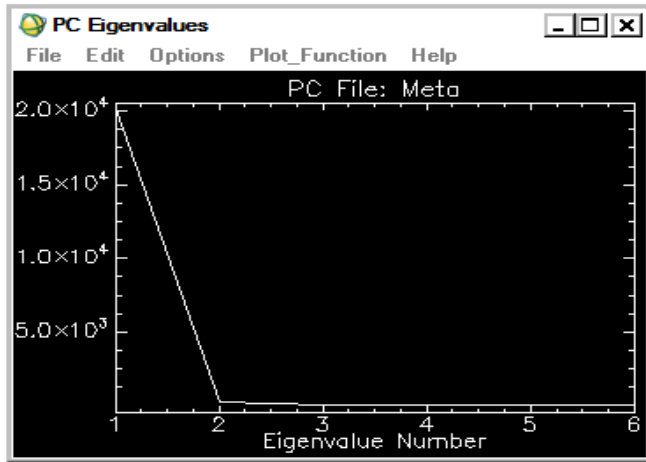


Elle permet de :

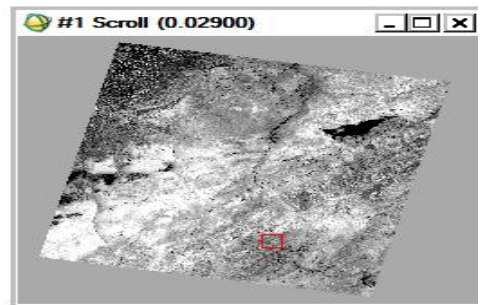
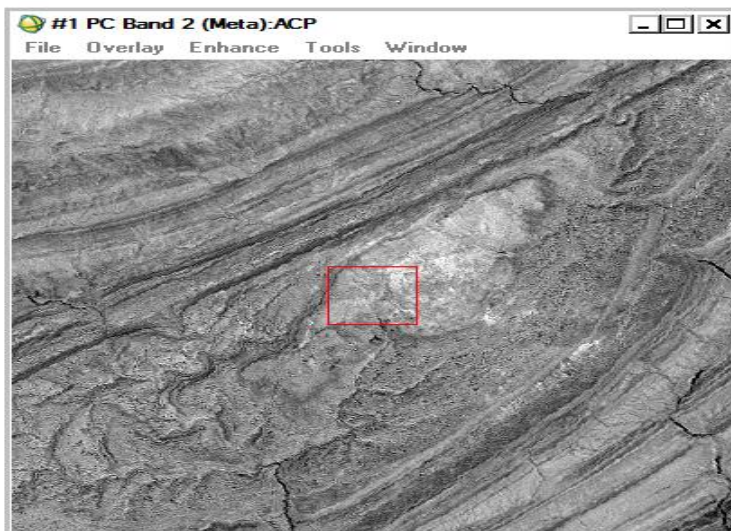
- Choisir la matrice de calcul (Calculate using) : choisir Correlation Matrix.
- Choisi le mode sortie des résultats (Output Result to : File/Memory) : choisi File. Cliquer sur le bouton Choose (Enter Output Filename).
- Sélectionner le répertoire de sauvgarde.
- Conserver les autres paramètres (Floating Point, No,3).
- Valider en cliquant sur OK.



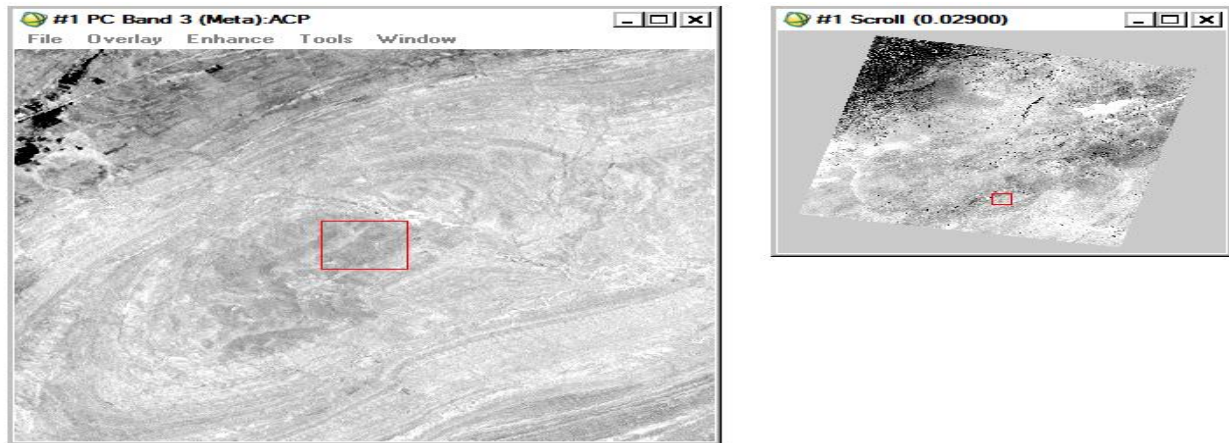
Un compteur indique la progression du calcul. A l'issue du calcul, les 3 nouvelles composantes s'affichent dans la boîte Available Bands List ainsi qu'un graphique (PC Eigenvalues) indiquant les valeurs propre pour chaque bande.



(a)



(b)



(c)

Figure I.12 Extraits des composantes principales(a) PC1, (b) PC2, (c) PC3 couvrant la région d'étude.

Plus de 90% de l'information se retrouve dans la PC1, dans notre cas pour bien réaliser le résultat en choisissant les trois premières composantes

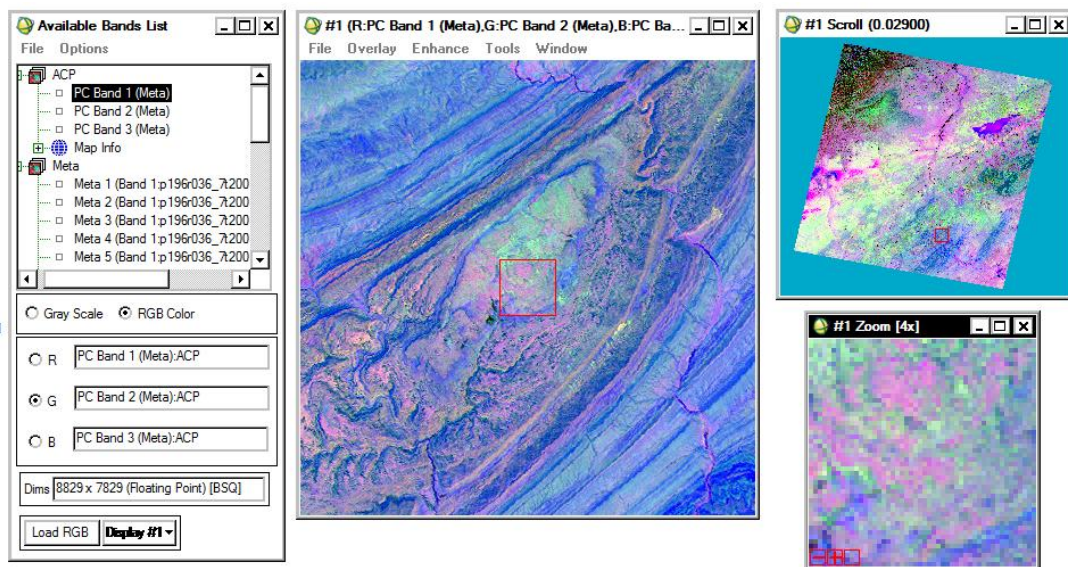


Figure I.13 Image RVB obtenue avec les trois premières bandes de l'ACP : CP 1, CP 2 et CP 3

I.3.2.6 Les techniques de filtrage

Le **filtrage** est une technique visant à éliminer le bruit contenu dans les données, le bruit étant défini comme toute donnée non utile qui masque l'information. En sciences de la Terre, on s'intéresse à la découverte dans l'image, de discontinuités dans les textures comme par exemple les contours de zones relativement homogènes, ce qui peut révéler la présence de *failles* ou de *fractures*. Le rehaussement des linéaments revient à mettre en évidence les fortes

transitions de réflectance dans l'image et les hautes fréquences spatiales qui leur sont généralement associées (Coulibaly, 1996).

Le filtrage spatial par convolution permet de modifier la valeur numérique d'un pixel selon sa relation avec les valeurs des pixels voisins. Le niveau de gris de chaque pixel à l'intérieur de la fenêtre mobile sur l'image est multiplié par la valeur correspondante de la matrice de convolution. La valeur finale attribuée au pixel central représente la somme de ces produits divisée par le nombre d'éléments de la fenêtre. L'image résultante provient de la convolution de la fenêtre sur l'image entière (Moore & Frederick, 1983).

Les filtres directionnels sont des filtres spatiaux détectant les contours et sont utilisés pour rehausser les caractéristiques linéaires d'une image. Ces filtres ont de nombreuses applications en sciences de la Terre pour la détection de structures géologiques linéaires.

Les filtres directionnels de type Sobel ont été utilisés pour mettre en évidence la majorité des structures linéaires sur les images ACP (Kouamé, 1999). Ces filtres peuvent être des matrices de types dits de convolutions (voir le tableau ci-dessous). Nous utiliserons dans cette étude, les filtres de types 5×5 pour identifier les linéaments, parce qu'ils nous ont permis de mieux discriminer les linéaments.

On a choisit quatre direction : 0,45,90,135 ,doit le manques sont donné par tableau :

Tableau I .5: Différents filtres directionnels de Sobel

N00					N45				
-1.0000	-1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	-1.4142	-1.4142	-0.7071	0.0000	0.0000
-1.0000	-1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	-1.4142	-1.4142	-0.7071	0.0000	0.0000
-1.0000	-1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	-0.7071	-0.7071	0.0000	0.7071	0.7071
-1.0000	-1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.7071	1.4142	1.4142
-1.0000	-1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.7071	1.4142	1.4142
N90					N135				
-1.0000	-1.0000	-1.0000	-1.0000	-1.0000	0.0000	0.0000	-1.0000	-1.4142	-1.4142
-1.0000	-1.0000	-1.0000	-1.0000	-1.0000	0.0000	0.0000	-1.0000	-1.4142	-1.4142
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.7071	0.7071	0.0000	-0.7071	-0.7071
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.4142	1.4142	0.7071	0.0000	0.0000
1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.4142	1.4142	0.7071	0.0000	0.0000

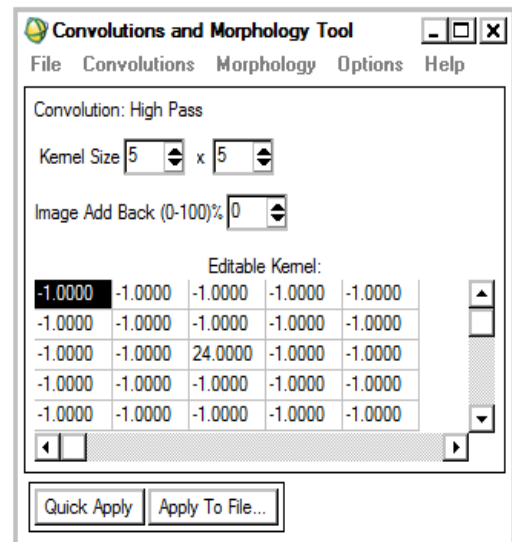
➤ Charger une image. Puis **Filter > Convolutions and morphology**, La boîte de dialogue **Convolutions and Morphology Tools** affiche.

Kernel Size : permet de définir la taille du filtre (Fenêtre de convolution) : 3x3/5x5/7x7

Quick apply : permet de visualiser le filtre sur la bande sélectionnée

Apply to file : applique le filtre sur l'ensemble des bandes du fichier

➤ Dans la barre de menu, sélectionner le type de filtre, par exemple : **Convolutions>Directionnel**



- Une boîte de saisie s'affiche : **Directionnel filtre**
Angle : choisir l'angle de direction

(on a choisi 0°, 45°, 90° et 135°)

➤ Cliquer sur le bouton **Quick Apply** pour lancer le calcul. Une fenêtre propose à l'utilisateur de choisir le canal à traiter.

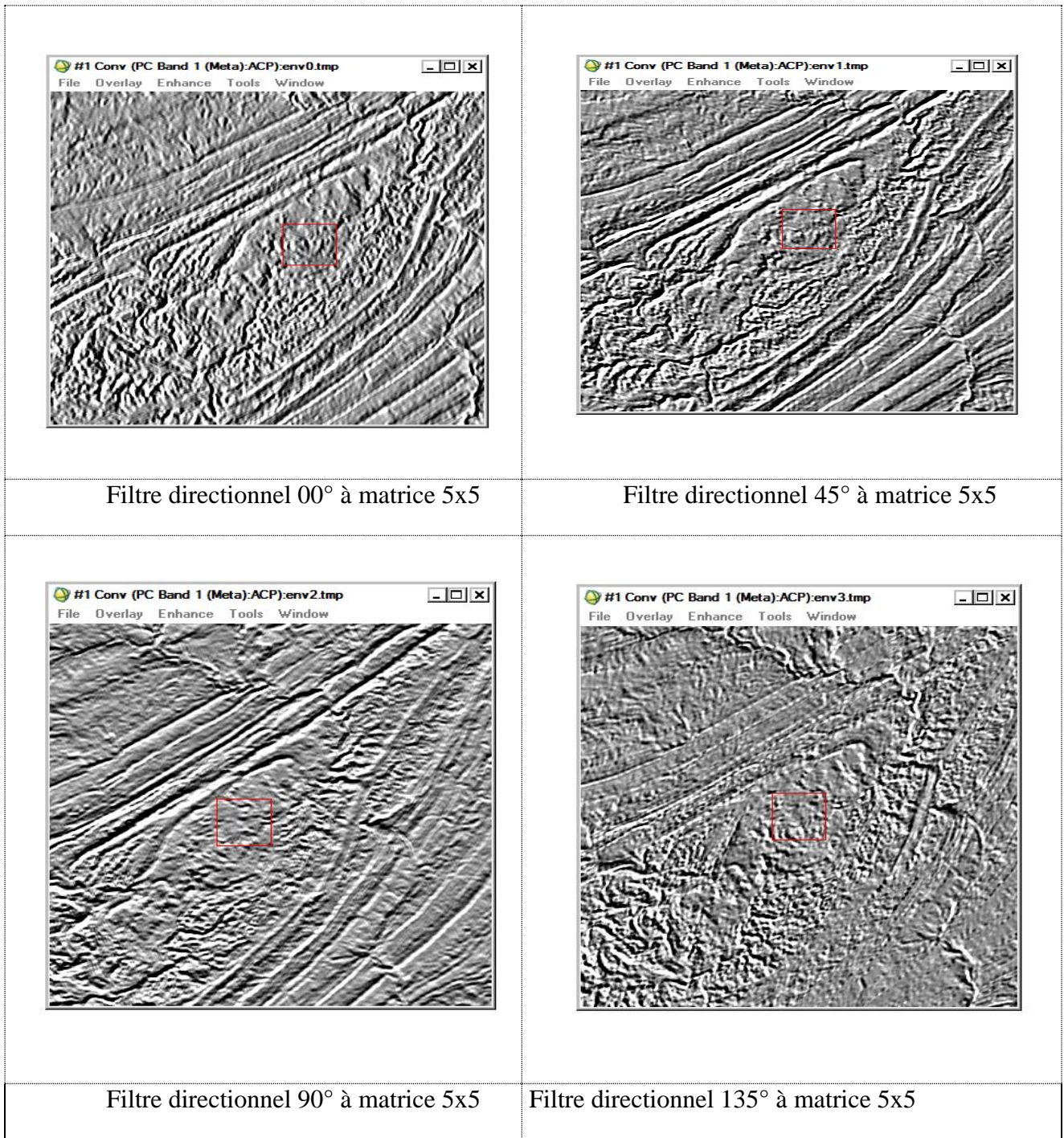


Figure I.14 Filtres directionnels appliqués à l'image ACP1

I.4. PCI Géomatica (Focus):

I.4.1. Définition de PCI Géomatica

PCI Géomatica est un logiciel spécialisé dans le traitement des images satellitaires. Utilisé par des professionnels, chercheurs et étudiants, pour l'analyse et la production d'image rapides et précises. Géomatica fournit des outils de visualisation, et plus de 550 algorithmes pour manipuler et extraire des informations à partir d'images satellites.

I.4.2. Algorithme Librairie (Algorithme Librarian) :

L'algorithme de *Librairie* est une liste de dossiers organisés par catégorie. Chaque dossier contient des algorithmes ou des dossiers supplémentaires d'algorithmes. Les algorithmes de chaque dossier sont organisés par ordre alphabétique.

Les nombres et les longueurs des linéaments extraits dépendent des valeurs de paramètres d'entrée qui représentent les chiffres facultatifs du module LINE dans le logiciel PCI Geomatica. L'algorithme de ce module se compose de trois étapes: détection de contours, seuillage, et l'extraction de la courbe. Cependant, le module LINE extrait les linéaments d'une image et converti ces linéaments sous forme de vectorielle en utilisant six paramètres optionnels (RADI, GTHR, LTHR, FTHR, ATHR et DTHR)

- **RADI** (Rayon de filtre) : Ce paramètre spécifie le rayon du filtre de détection de bord (en pixels). Il détermine à peu près le niveau de détail le plus petit dans l'image d'entrée à détecter. La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 8192. La valeur par défaut est 10.
- **GTHR**(Seuil de Gradient): Ce paramètre spécifie le seuil pour le niveau de gradient minimum pour un pixel de bord pour obtenir une image binaire. La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 255.
- **LTHR**(Seuil de longueur): Ce paramètre spécifie la longueur minimale de la courbe (en pixels) pour être considéré comme linéament ou pour examen ultérieur (Par exemple, la liaison avec d'autres courbes). La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 8192.
- **FTHR** (Seuil d'erreur ligne raccord) : Ce paramètre indique l'erreur maximale (en pixels) a permis à équiper une polyligne à une courbe de pixel. De faibles valeurs de FTHR donnent un meilleur ajustement mais aussi des segments plus courts dans polyligne. La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 8192.
- **ATHR**(Seuil de différence angulaire): Ce paramètre spécifie l'angle maximal (en degrés) entre les segments d'une polyligne. Dans le cas contraire, il est segmenté en deux ou plusieurs vecteurs. Il est également l'angle maximum entre les deux vecteurs pour qu'ils soient liés. La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 90.
- **DTHR**(Liaison seuil de distance):Ce paramètre spécifie la distance minimum (en Pixel) entre les points d'extrémité de deux vecteurs pour qu'ils soient liés. La plage de données pour ce paramètre est comprise entre 0 et 8192.

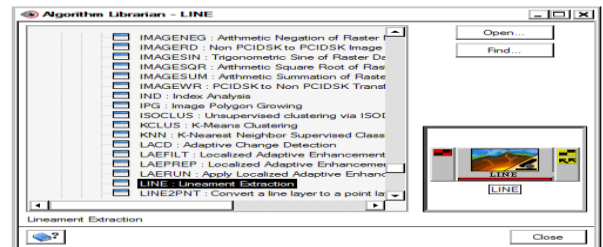
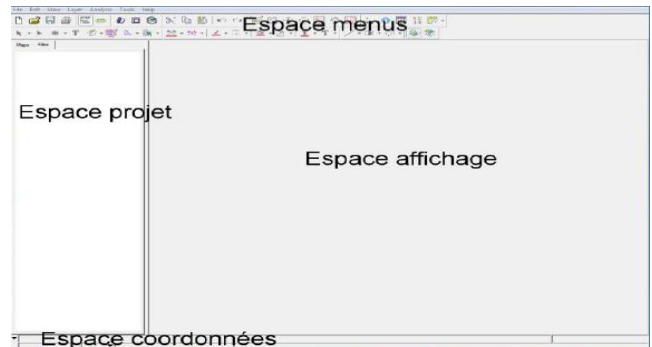
I.4.3. Lancement de PCI Geomatica

- Lancer le programme Focus du logiciel **PCI Geomatica**.



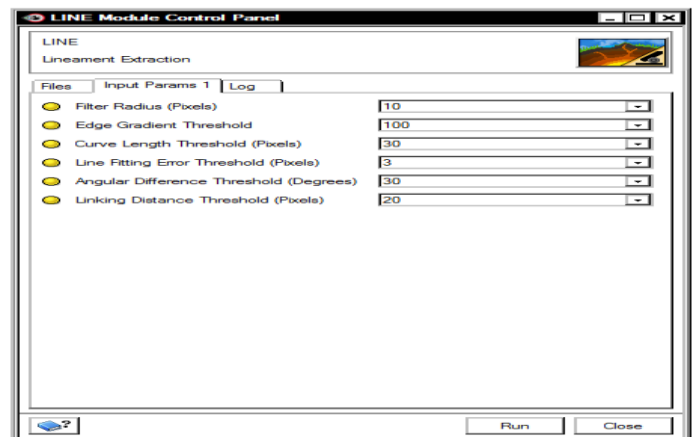
Dans la fenêtre de travail qui s'est ouverte on distingue quatre « espaces » :

- ✓ L'espace avec les menus;
- ✓ L'espace projet où nous avons les détails sur les fichiers utilisés;
- ✓ L'espace affichage où l'on affiche les images et nous faisons toutes les opérations de traçage (vecteurs, bitmaps, etc.);
- ✓ L'espace coordonnées-valeurs numériques où l'on affiche les coordonnées image, l'échelle, les valeurs numériques d'un pixel quelconque.



➤ In Focus, dans le menu Outils, cliquez sur Algorithme Librairie. La fenêtre Algorithme librairie apparait.

➤ En cliquant sur extraction de linéament, la fenêtre apparait, on choisi des valeurs de paramètres d'entrée (RADI, GTHR, LTHR FTNR, ATHR, DTHE).



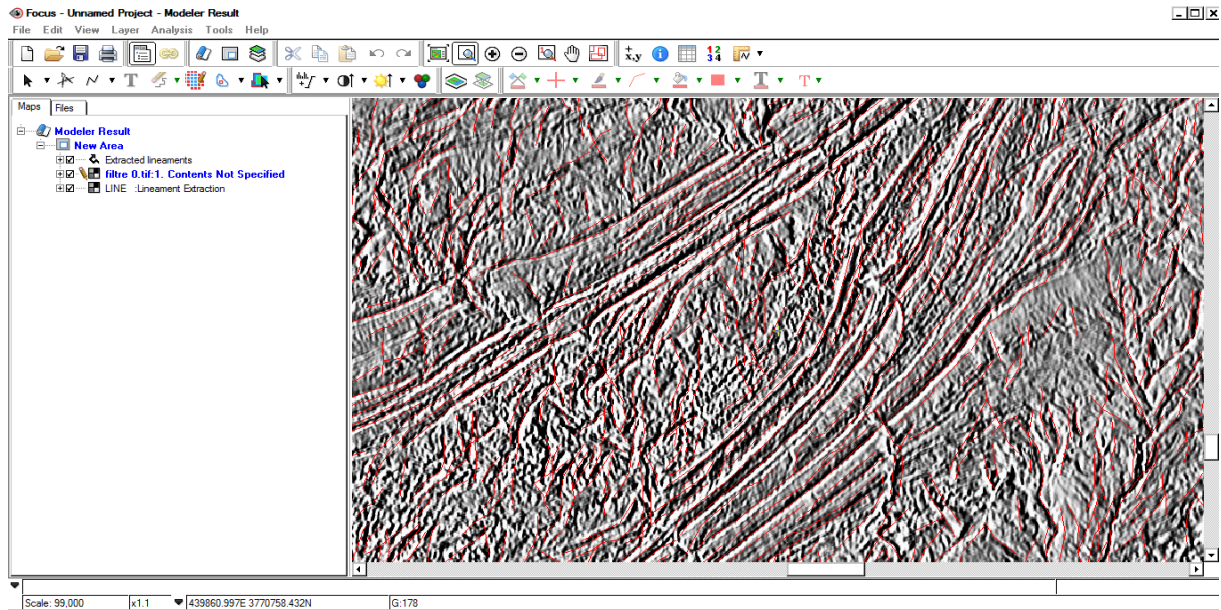


Figure I.15: Carte de linéaments réalisés avec PCI Géomatica de la zone étudiée filtre 00

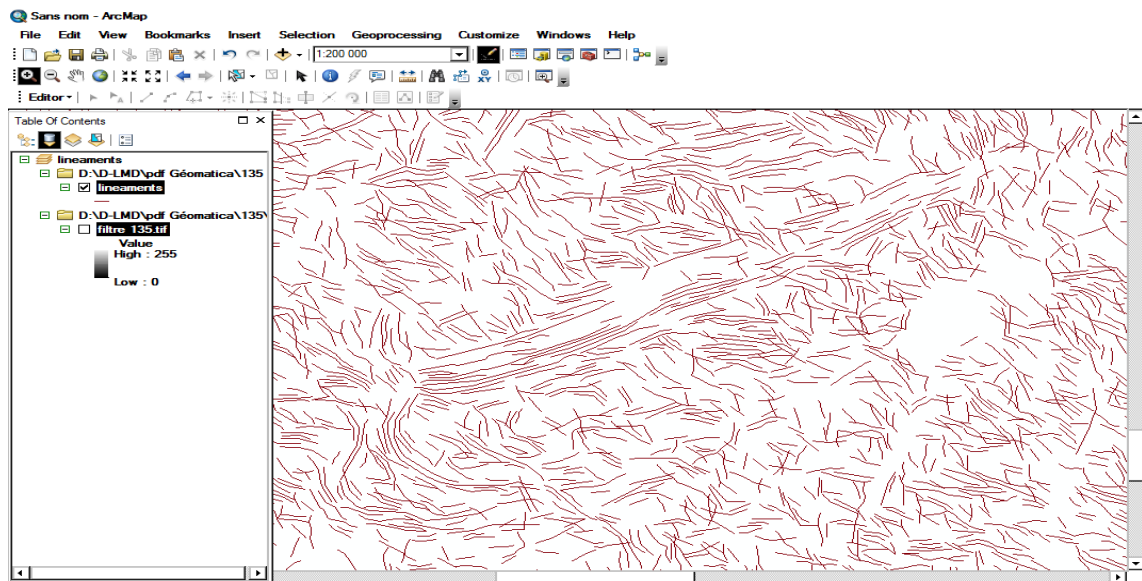


Figure I.16: Carte de linéaments réalisés avec PCI Géomatica de la zone étudiée filtre 00

I.5. Cartographie des linéaments

La cartographie des linéaments est réalisée en traçant directement les structures linéaires en procédant selon les opérations décrites précédemment, par filtrage directionnel. Pour ce premier travail, on n'a pas procédé à une vérification systématique en utilisant des cartes trop vu leur non disponibilité. Au lieu d'une carte de synthèse, on a préféré traiter chaque carte séparément pour plus de clarté et avoir le maximum d'information. Les cartes ainsi obtenues sont présentées dans la figure I.15.

En général, le relevé des linéaments est effectué par interprétation visuelle qui permet d'identifier les linéaments et d'établir la carte détaillée du bâti structural qui représente les linéaments considérés comme d'origine tectonique. Par la suite, la nature structurale des linéaments issus de l'interprétation des images satellitaires est validée en éliminant tous les tracés rectilignes relatifs aux activités anthropiques par un croisement avec les cartes disponibles dans la base de données. Cette étape n'a pas pu être réalisée par le manque de levé géologique et par manque de temps.

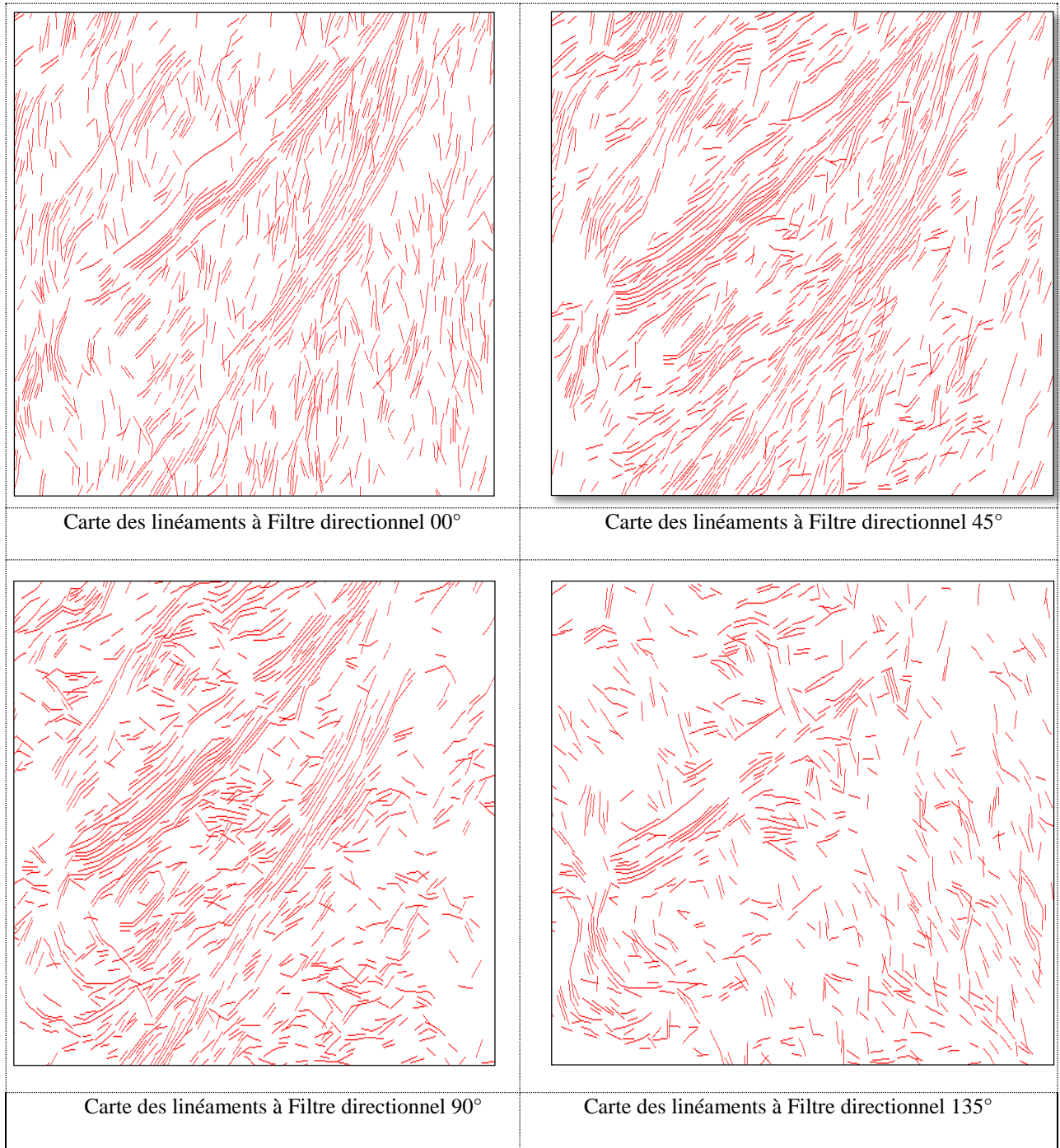


Figure I.17: les Cartes linéamentaire de la zone étudiée

I.6 Conclusion

L'utilisation des images satellitaires pour l'étude des linéaments, a nécessité le recours à la télédétection, assistée par des méthodes d'analyse numérique d'images, couplée aux données géoscientifiques intégrés dans un système d'information géographique et permis ainsi d'apporter de nouvelles méthodes d'applications susceptibles de valider ou d'améliorer les connaissances géologiques. L'objectif principal de cette première phase de l'étude est de réaliser différentes cartes de linéaments selon les filtres directionnels Nord (00°), Nord-Est (45°), Est (90°) et Nord-Ouest (135°) de la région d'El Gada à partir d'images satellitaires Landsat-TM (scène 7 ETM+Path 196 et Row 36) qui couvre la zone d'étude. Les cartes de linéaments obtenues semblent conformes aux connaissances géologiques de la région, et constituent un premier support pour l'analyse quantitative et qualitative de la fracturation du secteur d'étude.

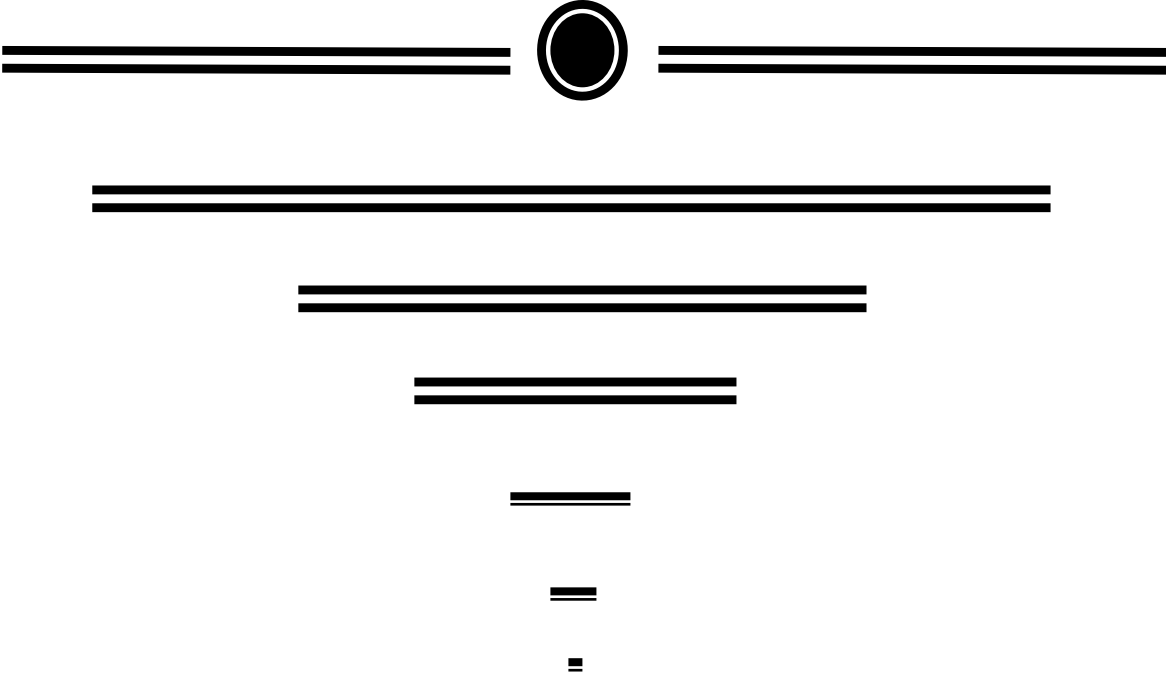
Pour obtenu la carte des linéaments il faut utilise les logiciel traitement d'image

- Dans une première étape utilisation de Logiciel ENVI-il, nous procéderons la localisation et à l'extraction des linéaments à partir de techniques de traitements d'image (rehaussement d'image à l'aide de composé coloré et d'analyse en composantes principales, filtrage d'image a l'aide de filtres directionnels de Sobel 5x5 Ceci permettra de tracer et d'établir une carte de linéaments de la zone d'étude.
- Logiciel PCI Géomatica il pour l'analyse et la production d'image rapides et précises. Géomatica fournit des outils de visualisation, et plus de 550 algorithmes pour manipuler et extraire des informations à partir d'images satellites



Chapitre II

Fractals et dimension fractale



Fractals et dimension fractale

Introduction

Nous nous intéressons, dans ce chapitre, à l'analyse fractale des cartes des linéaments de la zone d'El Gada, en appliquant le procédé de la méthode de compactage des boîtes. Il nous paraît donc important de présenter quelques notions de base essentielles de ce concept. Dans ce chapitre, nous nous proposons d'introduire la notion de fractals, avec des exemples simples, ainsi que celles de la Dimension qui seront des notions essentielles pour la suite.

La théorie fractale est utilisée dans de nombreux domaines parmi lesquels le traitement d'image. La dimension des objets très complexes de la nature est calculée et appréciée par la Dimension Fractale.

La Dimension Fractale est utilisée dans la classification de forme, l'analyse graphique, la segmentation de la texture, etc

La Dimension Fractale est une généralisation de la notion de dimension entière, propre à la géométrie euclidienne. Il en existe divers types: la dimension d'autosimilarité, la dimension du Box Counting, la dimension du compas, la dimension de Hausdorff et la dimension de Minkowski-Bouligand. Pour une structure fractale donnée, ces dimensions fournissent en général des valeurs proches de la valeur théorique de la dimension fractale. La méthode du Box Counting (comptage de boîtes) sera utilisée pour estimer la Dimension Fractale des distributions des linéaments.

II. La théorie des fractales

II.1 Origine de la théorie

II.1.1 Historique sur les fractales

Galilée avait dit en 1610 que les mathématiques étaient le langage de la nature et que "ses personnages sont des triangles, des cercles, et d'autres figures géométriques". Sa Mathématisation de la physique semblait alors lui donner raison. Cependant trois siècles plus tard le mathématicien Benoît Mandelbrot affirma que "les nuages ne sont pas des sphères, les montagnes ne sont pas des cônes, les côtes ne sont pas des cercles, l'écorce n'est pas lisse et l'éclair ne se déplace pas non plus en ligne droite".

On est alors amené à se demander qui a raison et qui a tort. Les Fractals pourraient réconcilier les deux points de vues.

En 1890, Von Koch découvrit la courbe portant son nom. La courbe de Von Koch a un périmètre infini mais une aire finie.

En 1913, Hausdorff, mathématicien allemand, a énoncé l'idée qu'il existerait des objets géométriques dont la dimension ne serait pas un entier. On commence alors à percevoir la notion de dimension fractale.

Entre les années 1950 et 1970, Benoît Mandelbrot développe une nouvelle branche des mathématiques capable de décrire et d'analyser l'irrégularité structurée du monde naturel. Il inventa le terme *Fractal* pour décrire des objets présentant une structure très détaillée sur un grand éventail d'échelles.

Mais ce ne fut qu'à partir des années 65-70 que furent se développer les mathématiques fractales grâce à l'avènement de l'informatique qui a permis entre autres de tracer des courbes fractales, celles-ci nécessitant de très longs calculs irréalisables à la main.

II.2 Un objet fractal, qu'est-ce que c'est?

II.2.1 Notion de fractale

La géométrie fractale (du latin *fractus* qui signifie, irrégulier) a été introduite et soutenue par le mathématicien Benoît Mandelbrot pour caractériser les objets aux propriétés inhabituelles en géométrie classique. Les graines dans ses recherches pendant plusieurs années, cette géométrie a pris corps dans une série de volumes (Mandelbrot, 1975) et (Mandelbrot, 1983). Elle consiste à étudier des objets irréguliers du plan ou de l'espace, qui sont en réalité les mieux adaptés pour appréhender le réel physique.

La géométrie fractale peut être vue comme une généralisation de la géométrie classique, on le verra d'ailleurs à travers la définition de la dimension fractale qui est une généralisation de la dimension au sens d'Euclide.

II.2.1.1 La géométrie classique

La géométrie a été de tout temps et reste une discipline fondamentale, car c'est sur elle que se bâtissent et s'élaborent beaucoup d'autres disciplines. Il ne serait cependant pas inutile de rappeler que c'est du ressort de la géodésie (géométrie des formes de la terre) de dire que la terre est ronde. Bien que des disciplines s'appuient sur la géométrie pour décrire les phénomènes découverts en leur sein.

Il convient de remarquer que la géométrie classique, sous des formes traditionnelles ne permet que la description des formes régulières. Elle est pratiquement incapable de décrire les formes courantes qui nous entourent. Or les objets qui nous entourent ont précisément ces formes (la forme réelle de la terre, qui est un bel exemple d'irrégularité, les montagnes, la structure des plages, ...).

II.2.1.2 La géométrie fractale

Nous sommes tous habitués aux objets de la géométrie Euclidienne: aux droites, aux rectangles, aux cubes, ... etc. Ils nous permettent de décrire simplement ce que l'on trouve dans la nature. Ainsi, les troncs d'arbres sont approximativement des cylindres et les oranges des sphères. Mais, face à des objets plus complexes tels que les nuages, les côtes rocheuses, les feuilles, les reliefs, les flocons de neige, les choux-fleurs, la géométrie Euclidienne est inadéquate, on fait donc appel à la géométrie fractale. La géométrie fractale est donc un langage utile pour décrire les formes complexes, et permet la description de processus non

linéaires. La complexité des formes des objets naturels résulte généralement de processus simples, souvent récurrents. Ainsi c'est grâce à l'informatique que l'étude des fractales s'est développée.

II .2.1.3 Définition d'un objet fractal

Un objet fractal est un objet mathématique qui est issu d'un processus itératif et qui présente un caractère d'auto-similarité (ou auto-affinité). Un objet auto-similaire est un objet dont les parties, jusqu'à la plus petite, ressemblent au tout, et inversement (Mandelbrot, 1975). Les branches de Barnsley sont des objets auto-similaires, en comparant la branche complète et une de ses branches, on voit une ressemblance marquée entre les deux, dans la façon dont les branches se scindent en branches plus petites, qui à leur tour forment d'autres branches, ainsi de suite. L'un des exemples le plus connus est le triangle de Sierpinski ci-dessous (Figure II. 1), il est obtenu avec au départ, un triangle équilatéral noir, dans ce triangle on évide un triangle équilatéral dont les sommets sont les milieux des arêtes du premier triangle. Ceci nous donne trois triangles noirs équilatéraux plus petits avec lesquels on recommence le même processus.

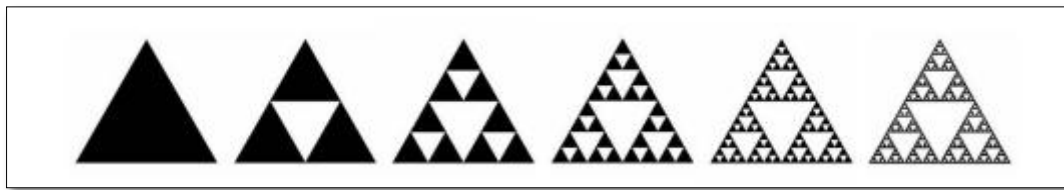


Figure II. 1.Exemples des Illustration des premières étapes de la construction du triangle de Sierpinski

L'une des caractéristiques fondamentales des objets fractals est que leurs propriétés métriques mesurées, telles que la longueur ou l'aire, sont des fonctions de l'échelle de mesure (Mandelbrot, 1967).

II.3. Classification des Fractales

Les fractales sont définies de façon récursive ou itérative selon la manière avec laquelle elles sont construites. Nous pouvons distinguer deux grandes catégories : les fractales déterministes et les fractals non déterministes.

II .3.1 Les fractales déterministes

Ce sont des figures géométriques de structure complexe dont la création ou la forme met en jeu des règles utilisant le fractionnement.

L'ensemble de Cantor et le flocon de Van Koch (Figure II.2) sont des exemples de systèmes itérés.



Figure II.2 : L'ensemble de Cantor

Nous pouvons le construire en partant d'un segment $[0 ; 1]$ dont nous enlèverons le tiers central. Ensuite, dans chacun des tiers restants, nous enlèverons son propre tiers central, et ainsi de suite jusqu'à l'infini.

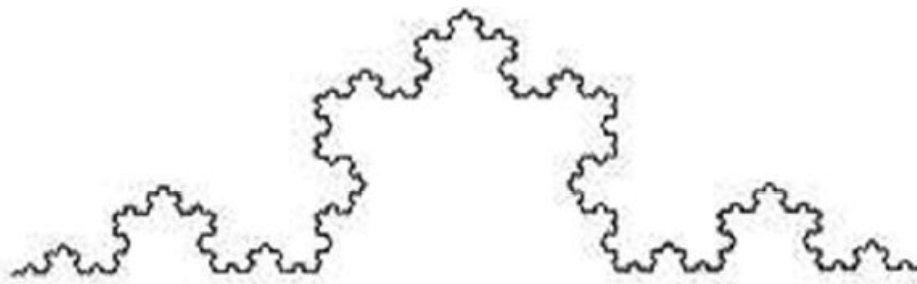


Figure II.3: Courbe de Van Koch

II .3.2 Les fractals non déterministes

Par opposition aux fractales déterministes, il existe des fractales liées au hasard ou à des phénomènes aléatoires. Elles se présentent sous deux formes :

- Objets fractals naturels : Cette catégorie regroupe donc les fractales qui se rapprochent le plus de notre quotidien tels que les nuages, les montagnes, les choux fleurs, les fougères (figure II.4).
- Des ensembles fractals aléatoires qui peuvent être construits par simulation en introduisant des composantes aléatoires dans la procédure.

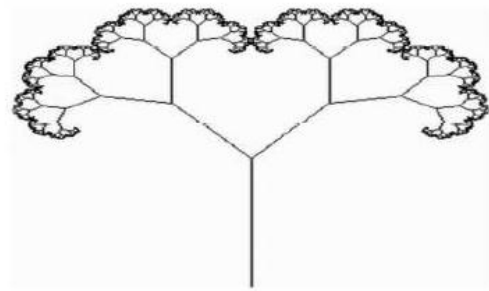


Figure II.4 Exemple de fractals non déterministes

II .4 Notion de dimension

II.4.1 définition

La dimension d'un espace (ensemble de points dans lequel on se place) est classiquement le nombre de coordonnées nécessaires pour repérer un point de cet espace. C'est donc a priori un nombre entier. On va introduire ici une notion plus générale, qui conduit à des dimensions parfois non entières.

Le tableau qui suit récapitule ces différentes dimensions avec leur unité de mesure respective. Dans ces deux exemples, nous avons fait apparaître le nombre 1 en exposant pour le segment, et le nombre 2 pour le carré. Ces nombres sont, par convention, la dimension de l'objet.

"Objet" considéré	Dimension	Unité de mesure
un point	0	Aucune
une droite	1	m (prononcé mètre)
une figure plane (triangle, carré,...)	2	m ² (prononcé mètre-carré)
un solide (pyramide, cube,...)	3	m ³ (prononcé mètre-cube)

Généralisons : soit N le nombre de fois que l'on reporte l'étalon de longueur n sur notre objet de longueur L, et soit d la dimension de l'objet. On a donc :

$$N = \ln \left(\frac{L}{n} \right)^d \quad (\text{II-1})$$

$$\text{Or, } N = \ln \left(\frac{L}{n} \right)^d$$

$$\ln N = \ln \left(\frac{L}{n} \right)^d \quad (\text{II-2})$$

$$\iff \ln(N) = d * \ln\left(\frac{L}{n}\right)$$

$$\iff d = \ln(N) / \ln\left(\frac{L}{n}\right)$$

On a donc pour récapituler :

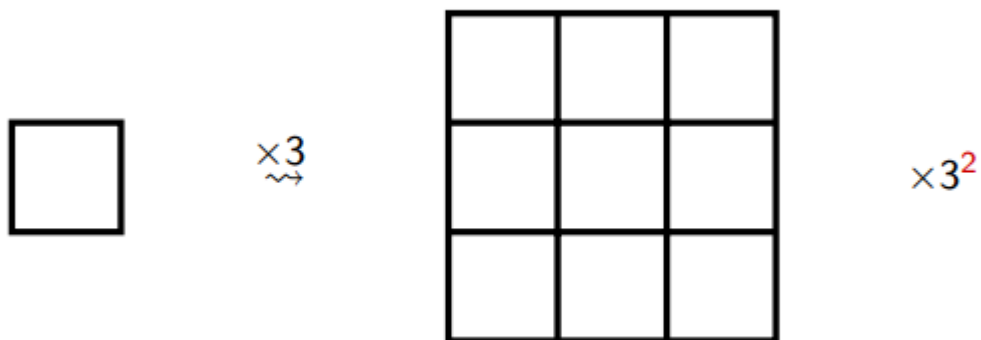
$$N = \left(\frac{L}{n} \right)^d \iff d = \frac{\ln N}{\ln\left(\frac{L}{n}\right)} \quad (\text{II-3})$$

Objet de dimension 1



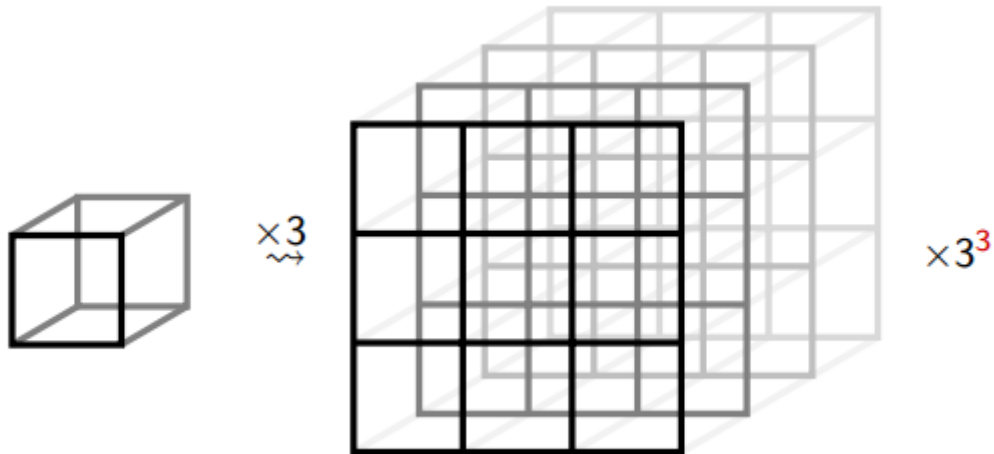
Par une homothétie de rapport 3, la mesure (longueur) est multipliée par $3 = 3^1$, l'objet résultant contient 3 fois l'objet initial. La dimension d'un segment est 1.

Objet de dimension 2



Par une homothétie de rapport 3, la mesure (aire) de l'objet est multipliée par $9 = 3^2$, l'objet résultant contient 9 fois l'objet initial. La dimension du carré est 2.

Objet de dimension 3



Par une homothétie de rapport 3, la mesure (volume) de l'objet est multipliée par $27 = 3^3$, l'objet résultant contient 27 fois l'objet initial. La dimension du cube est 3. En généralisant, pour un objet de dimension d , l'effet d'une homothétie de rapport λ est de multiplier la mesure par λ^d .

II .4.2 Considérations générales

La notion de dimension fait penser à celle développée par Euclide depuis l'an 300 sur les dimensions entières. Cependant, il existe une autre notion de dimension développée dès 1919 par le mathématicien Hausdorff, il s'agit de la notion de dimension non entière.

Quand on entend parler de dimension en géométrie, on pense à ces nombres entiers qui caractérisent les espaces réguliers ou encore « ensembles lisses » qui nous sont familiers. Ainsi, on sait qu'une ligne droite a pour support un espace de dimension 1, un plan est un espace de dimension deux, un volume est inscrit dans un espace de dimension trois. Nous sommes donc habitués à des objets dont la dimension (D) est un nombre entier 1, 2 ou 3. Mais il n'est pas précisé quelle serait la dimension d'une série de points sur une ligne, une courbe irrégulière et plane, une surface pleine de convolutions. Dans ce but le terme de dimension fractale a été introduit par Mandelbrot en 1970. La dimension fractale est donc un nombre qui mesure le degré d'irrégularité ou de fragmentation d'un objet ou qui mesure la rugosité d'une surface. Donc en géométrie fractale, la dimension d'une série de points sur une ligne sera comprise entre 0 et 1, celle d'une courbe irrégulière et plane sera comprise entre 1 et 2, et celle d'une surface pleine de convolutions sera comprise entre 2 et 3 (tableau 2.1).

Tableau II .2 Gammes de variation des dimensions fractales (D'après Chaouche, 2001).

Objet	Poussière sur une droite	Courbe plane très irrégulière	Surface très feuilletée
Valeurs de dimension fractale	$0 \leq D \leq 1$	$1 \leq D \leq 2$	$2 \leq D \leq 3$

II 4.3 Calcul de la dimension fractale

De nombreuses méthodes existent pour calculer la dimension fractale d'un objet, chacune ayant ses propres bases théoriques. Les méthodes de classification peuvent être groupées en 2 classes : celles dites de comptage de boîtes, celles basées sur le mouvement Brownien fractionnaire (Lopes, 2009).

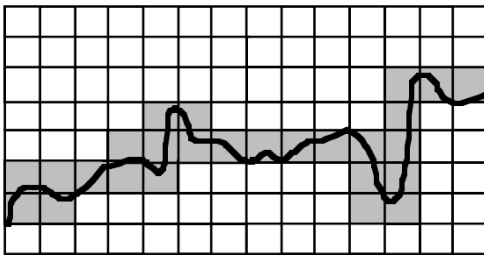
II 4.3.1 Méthodes de calcul de la dimension fractale

II 4.3 .1.1 Méthode de comptage de boîtes (Box Counting)

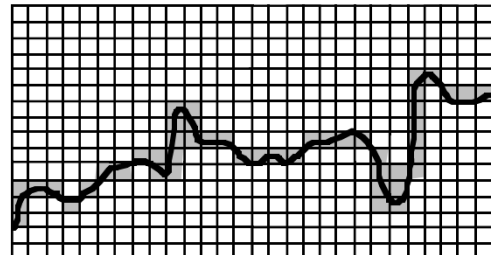
La méthode de comptage de boîtes est utilisée pour un objet fractal qui n'a pas de similitude interne. L'idée est de recouvrir cet objet par une maille carrée de plus en plus fine et de ne compter que les carrés qui recouvrent l'objet. La dimension fractale sera donnée par :

$$DF = \lim_{\varepsilon \rightarrow \infty} \left(\frac{\ln N_{\varepsilon}}{\ln \left(\frac{1}{\varepsilon} \right)} \right) \quad (\text{II.4})$$

où $N(\varepsilon)$: est le nombre de boîtes de taille ε nécessaire pour recouvrir complètement l'objet ;
 ε : est la taille de boîtes.



(a) - Recouvrement de l'objet par des carreaux de côté 1.



(b) - Recouvrement de l'objet par des carreaux de cotés 1/2.

Figure II.5 : Mesures de la dimension fractale d'une courbe par la méthode du comptage de boîtes (D'après Tricot, 1999).

Cette méthode est souvent utilisée pour les ensembles binaires mais lorsqu'on doit traiter des images codées en niveaux de gris, d'autres méthodes doivent être utilisées. Parmi ces techniques, on trouve la méthode du comptage différentiel des boîtes, et la méthode de mesure d'aires par prismes triangulaires.

L'intérêt de la dimension fractale c'est qu'elle permet de caractériser une ligne ou une image fractale, de lui donner une identité et ainsi de la reconnaître et de la différencier par rapport à d'autres images.

L'étude de la dimension fractale des images fait l'objet de travaux de recherche notamment dans le domaine de l'imagerie médicale. La dimension fractale est une des mesures utilisées et les chercheurs étudient la pertinence de ce paramètre pour aider le médecin dans son diagnostic.

II 4.3 .1.2 Méthode du comptage de boîte ou méthode des mailles :

- Mesure de la dimension fractale par superposition de grilles de tailles différentes : Si l'ensemble est fractal, les données reportées sur le diagramme $\log N / \log (1/r)$ (avec N le nombre de cellules occupées et r la taille de la cellule) s'alignent selon une droite dont la pente correspond à la dimension fractale D. une application très connue des failles a été réalisée pour mesurer le premier comme le figure II.6 le montre

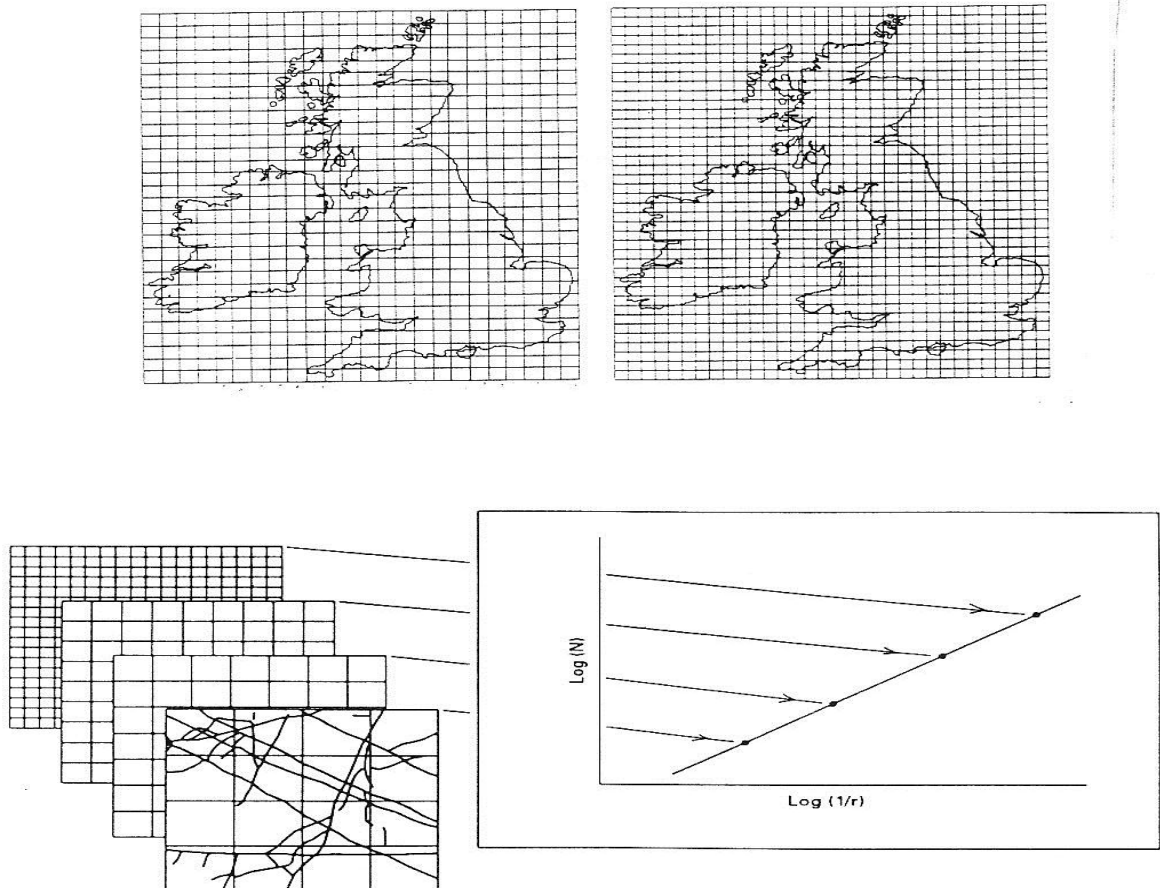


Figure II.6 Mesures de la dimension fractale d'une courbe par la méthode du comptage de boîtes (D'après Tricot, 1999).

II .5 Application de la méthode de comptage de boîtes

La dimension de comptage de boîtes reprend la définition de la dimension de Kolmogorov D_K en l'adaptant au cas réel qui est non asymptotique (on dispose d'un nombre fini de points ou de segments), c'est-à-dire au cas où ε ne tend pas vers 0 mais où ε peut prendre des valeurs suffisamment petites par rapport au diamètre général de l'ensemble (de manière à fournir un nombre de boîtes suffisamment grand) sans être pour autant « petit ». En effet, dans le cas où l'ensemble A est un ensemble fini de points, lorsque ε devient plus petit qu'un certain seuil, dans chaque boîte il n'y a qu'un seul point, et ainsi le nombre de boîtes est le même que le nombre de points et la dimension de comptage de boîtes tend vers 1 si ε se rapproche encore plus de 0. Dans le cas où l'ensemble A est un réseau constitué de segments, lorsque ε devient plus petit qu'un certain seuil ε_c , toute boîte de taille ε recouvrant un segment ne couvre aucun autre segment en dehors des points de concours entre les segments. Or pour recouvrir un segment de longueur L par des boîtes de taille ε , il faut L/ε boîtes. Ainsi le nombre de boîtes nécessaires pour recouvrir le réseau évolue en $1/\varepsilon$ et ainsi la dimension de comptage de boîtes tend vers 1 si ε se rapproche encore plus de 0. Il apparaît donc que le choix de la gamme de valeurs que l'on retient pour ε est décisif. Concrètement, une fois choisie une famille $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$ on effectue la régression des $\text{Log } N(\varepsilon_i)$ par les $-\text{Log } \varepsilon_i$. On obtiendra ainsi D_B , dimension de comptage de boîtes de la fractale pour la famille $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$. Il est clair que plus une fractale naturelle est composée d'un grand nombre de points (ou segments), plus D_B converge vers la dimension D_K de la fractale « théorique » (obtenue avec une infinité de points ou de segments), sous réserve que la dimension de Kolmogorov D_K existe comme limite, et non comme limite supérieure (Hall et Wood, 1993 ; Cutler, 1991).

La figure II.7 donne un exemple de calcul de D_B . Sur le graphique de la régression, les points résultant du comptage de boîtes sont presque alignés et la pente de la droite de régression est la dimension D_B de l'ensemble. Dans le cas d'un seul cours d'eau, la dimension obtenue traduit l'existence de méandres et la tortuosité de la forme. On le voit, l'indicateur morphométrique donné par la dimension fractale est synthétique. Toutefois, en considérant le nombre élevé de boîtes nécessaires pour couvrir un objet avec ses détails, on approche concrètement la complexité de la forme de l'objet. D'après J.-F. Gouyet (1992), la méthode du comptage de boîtes est intéressante pour de nombreuses structures fractales.

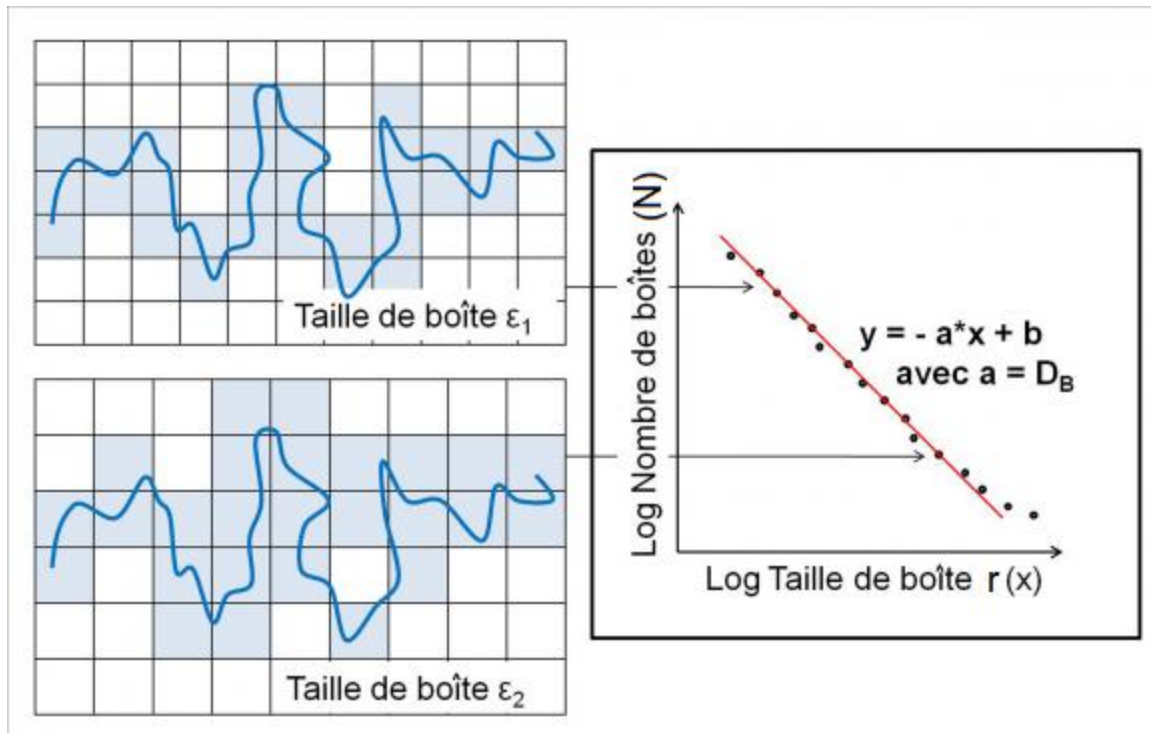


Figure II.7 : Principe du calcul de la dimension fractale par comptage de boîtes (d'après Gouyet, 1992)

II .5 .1 Application de la méthode de comptage de boîtes à la carte des structures de linéaments du synclinal d'El Gada :

L'application de la méthode de comptage de boîtes à la carte des linéaments de la région d'El Gada est basée sur la notion de l'ensemble de Cantor aléatoire.

II .5 .2 Principe de la méthode

Nous avons abordé le problème de l'estimation d'une dimension fractale grâce à la méthode du comptage de boîtes. Étant donné un objet de dimension fractale D , inclus dans un espace de dimension euclidienne E , si on réalise un maillage de cet espace en boîtes de côté ϵ (selon la valeur $E = 1, 2$ ou 3 , les boîtes seront des segments, des carrés ou des cubes), le nombre N de boîtes nécessaires pour recouvrir l'objet fractal considéré est une fonction de ϵ telle que :

$$\text{Log} (N(\epsilon)) = - D \text{Log} (\epsilon) + K \quad (K = \text{constante}) \quad (\text{II-5})$$

Dans le cas de l'ensemble que nous nous proposons d'étudier, qui est inclus dans un ensemble de dimension 2, les boîtes sont réduites à des carrés et la dimension fractale sera donc nécessairement comprise entre 1 et 2.

Le nombre N étant déterminé pour différentes valeurs de ϵ , la dimension fractale D pourra être estimée comme l'opposé de la pente de la régression de $N(\epsilon)$ en ϵ , tracée sur un

diagramme Log-Log. Nous avons dans ce travail échantillonné $N(\varepsilon)$ pour des valeurs de ε égales à des puissances successives de 2.

II .5 .3 Résultat

Algorithme (Le code de calcul)

Une fois la méthode de comptage de boîtes est définie, on a construit un programme en Matlab, qui réalise l'ensemble des opérations décrites précédemment.

Le code de calcul effectue les opérations suivantes :

- Lecture de données (images) ;
- Pour chaque valeur de ε , il calcul le nombre $N(\varepsilon)$; $\varepsilon=1, \dots, n$
- Régression linéaire de $\text{Log}[N(\varepsilon)]$ sur $\text{Log}(\varepsilon)$.

Après exécution, le programme nous fournit les résultats suivants :

- La valeur calculée de la dimension fractale D ;
- Pour chaque valeur de ε , les valeurs calculées de $\text{Log}[N(\varepsilon)]$.

Les cartes de linéaments qui ont été utilisées pour estimer la dimension fractale sont regroupées dans la figure II.8. Les calculs ont été réalisés sous Matlab selon les techniques présentées précédemment. Les principaux résultats obtenus sont regroupés par les figures II.9, II.10, II.11 et II. 12 et résumés dans le tableau II.7. Les valeurs de la Dimension fractale varient de 1.74 à 1.81. Ces valeurs sont assez homogènes et logiques comparables à celles obtenues par d'autres auteurs.

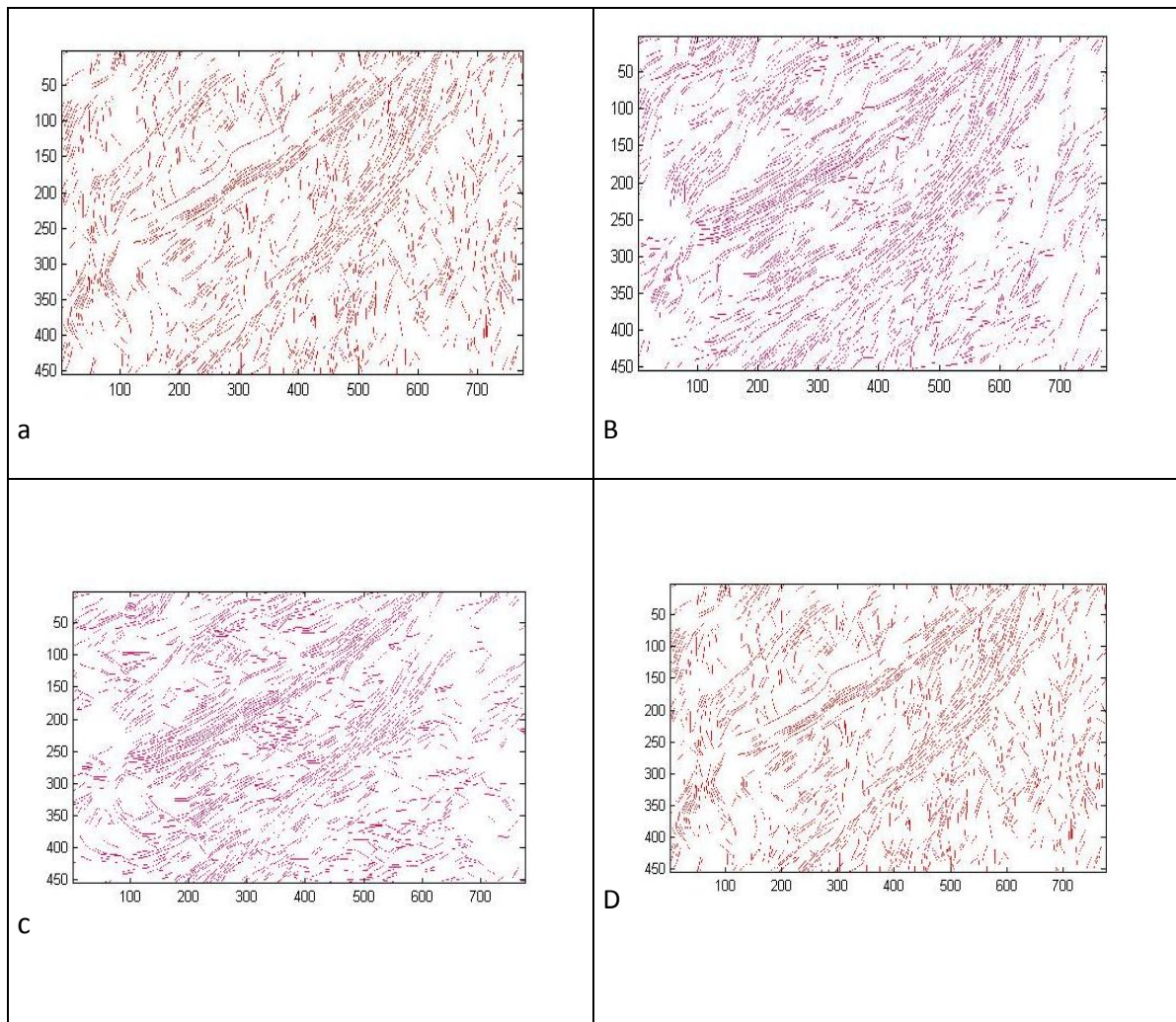


Figure II.8 : Cartes des linéaments obtenues après traitement directionnel : a-Filtre directionnel 00° , b-Filtre directionnel 45° , c-Filtre directionnel 90° et d-Filtre directionnel 135°

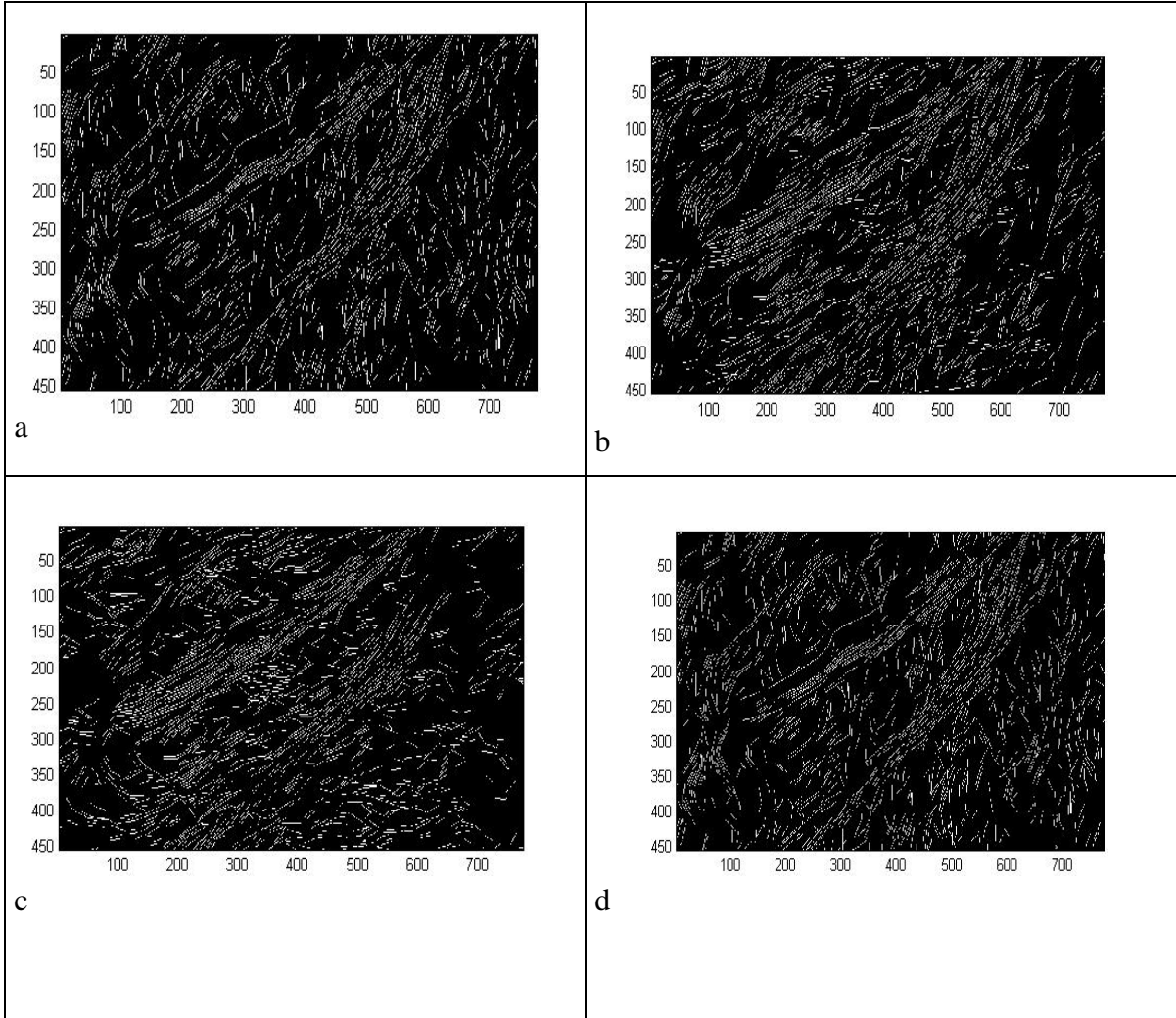


Figure II.9 : Cartes des linéaments en niveaux de gris : a-Filtre directionnel 00° , b-Filtre directionnel 45° , c-Filtre directionnel 90° et d-Filtre directionnel 135°

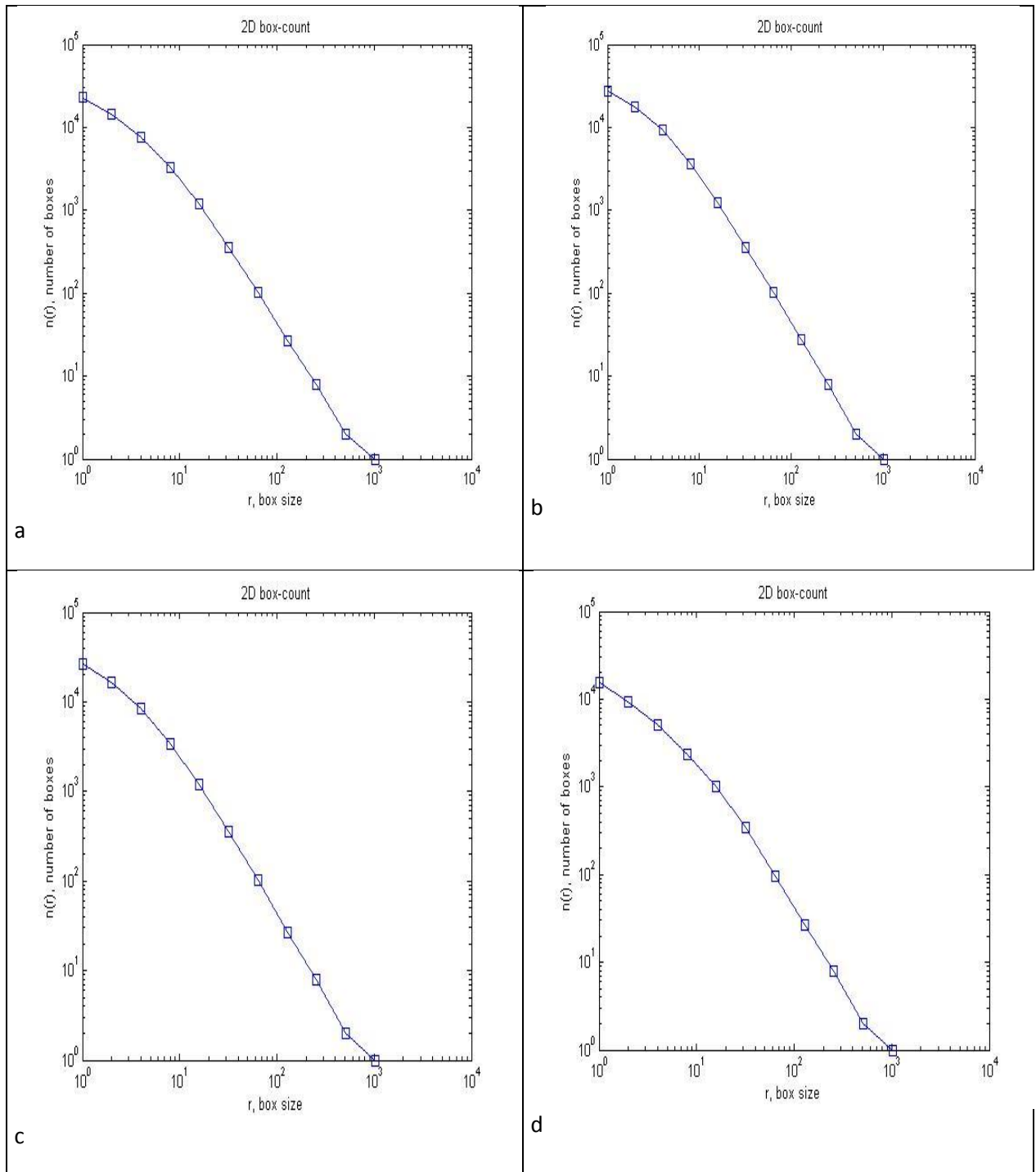


Fig. II.10 : Log (Nombre de Boite) en fonction de Log (dimension de la boite) : $\text{Log}[N(\epsilon)]$

$f(\text{Log}(\epsilon))$ a-(Filtre 00°), b-(Filtre 45°), c-(Filtre 90°) et d-(Filtre 135°).

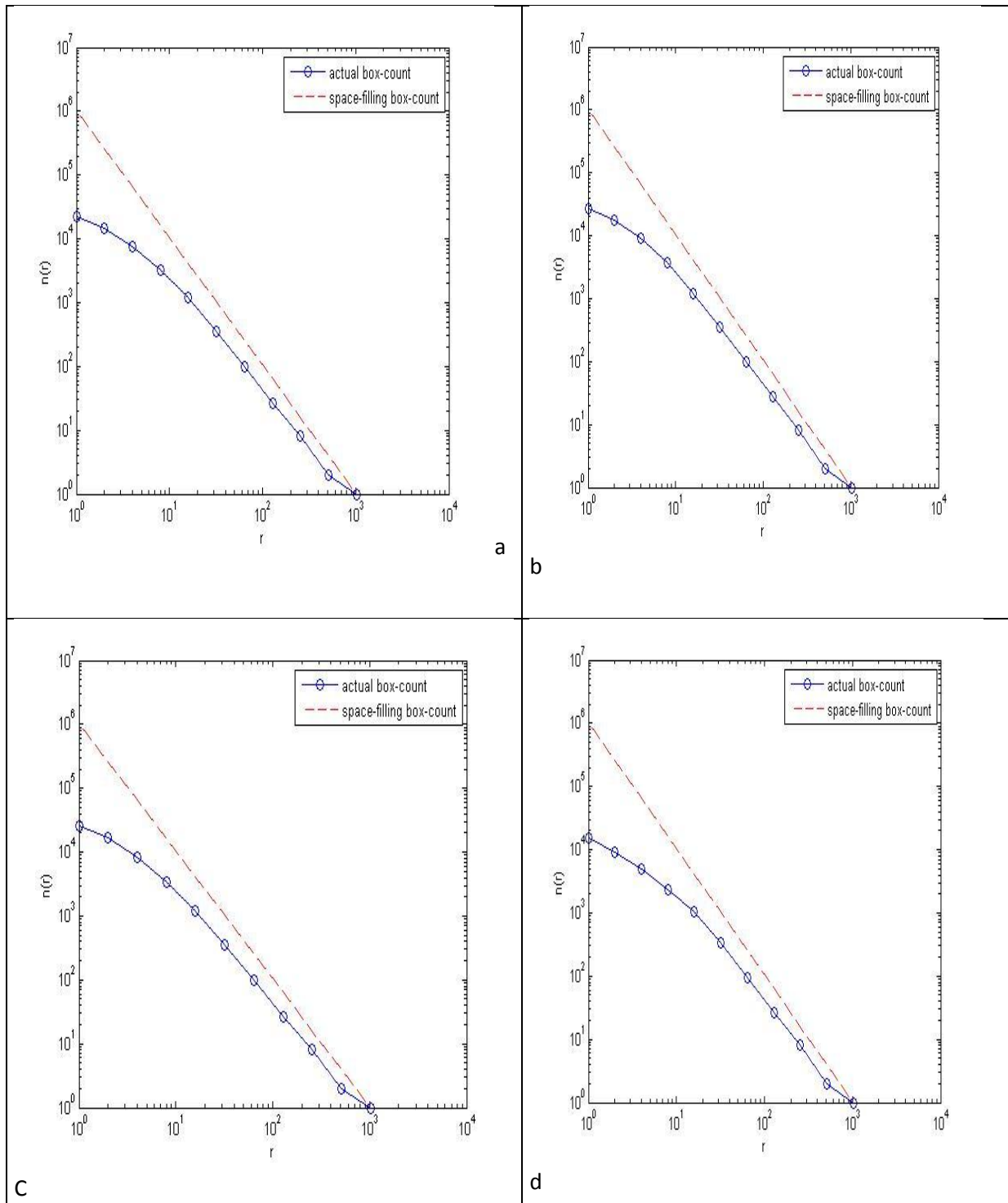


Fig. II.11 Calcul de la pente D (Dimension Fractale)

selon la relation $\text{Log} [N(\epsilon)] = - D \text{Log} [\epsilon] + K$

a-(Filtre 00°), b-(Filtre 45°), c-(Filtre 90°) et d-(Filtre 135°).

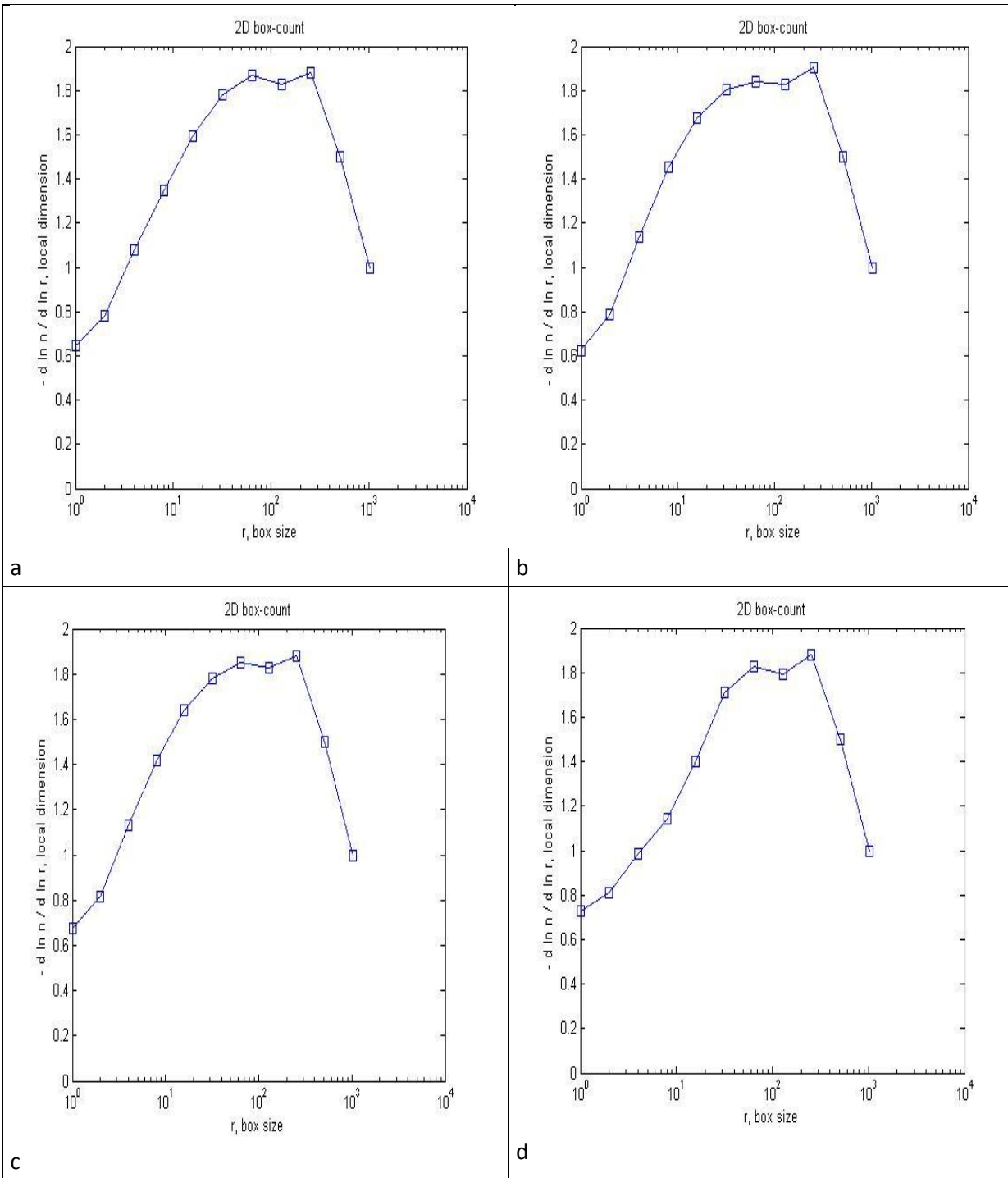


Fig. II.12 Variation de la Dimension Fractale Locale

a-(Filtre 00°), b-(Filtre 45°), c-(Filtre 90°) et d-(Filtre 135°).

Tableau II .3 présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 00° en utilisation programme MAT-LAB

n	Taille de boîtes	Nombre de boîtes
0	$2^0 = 1$	21570
1	$2^1 = 2$	13590
2	$2^2 = 4$	6328
3	$2^3 = 8$	2149
4	$2^4 = 16$	574
5	$2^5 = 32$	148
6	$2^6 = 64$	40
7	$2^7 = 128$	12
8	$2^8 = 256$	4
9	$2^9 = 512$	1

Tableau II .4 présente les résultats du comptage des boit pour Calcul de la dimension fractale des carte linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 45° en utilisation programme MAT-LAB

n	Taille de boîtes	Nombre de boîtes
0	$2^0 = 1$	12390
1	$2^1 = 2$	7890
2	$2^2 = 4$	4049
3	$2^3 = 8$	1585
4	$2^4 = 16$	519
5	$2^5 = 32$	147
6	$2^6 = 64$	40

7	$2^7 = 128$	12
8	$2^8 = 256$	4
9	$2^9 = 512$	1

Tableau II .5 présente les résultats du comptage des boîtes pour Calcul de la dimension fractale des cartes linéaires d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 90° en utilisation programme MAT-LAB

n	Taille de boîtes	Nombre de boîtes
0	$2^0 = 1$	12390
1	$2^1 = 2$	7890
2	$2^2 = 4$	4049
3	$2^3 = 8$	1585
4	$2^4 = 16$	519
5	$2^5 = 32$	147
6	$2^6 = 64$	40
7	$2^7 = 128$	12
8	$2^8 = 256$	4
9	$2^9 = 512$	1

Tableau II .6 présente les résultats du comptage des boîtes pour Calcul de la dimension fractale des cartes linéaires d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 135° en utilisation programme MAT-LAB

	Taille de boîtes	Nombre de boîtes

n		
0	$2^0 = 1$	18330
1	$2^1 = 2$	11300
2	$2^2 = 4$	5391
3	$2^3 = 8$	2011
4	$2^4 = 16$	571
5	$2^5 = 32$	150
6	$2^6 = 64$	40
7	$2^7 = 128$	12
8	$2^8 = 256$	4
9	$2^9 = 512$	1

Les figures suivantes représentent les graphes dans un diagramme bi-logarithmique obtenus par l'application de la méthode de comptage de boîtes aux carte des linéament d'un secteur situé à AL-GADA Filtre directionnel 00 et Filtre directionnel 45 et Filtre directionnel 90 Filtre directionnel 135

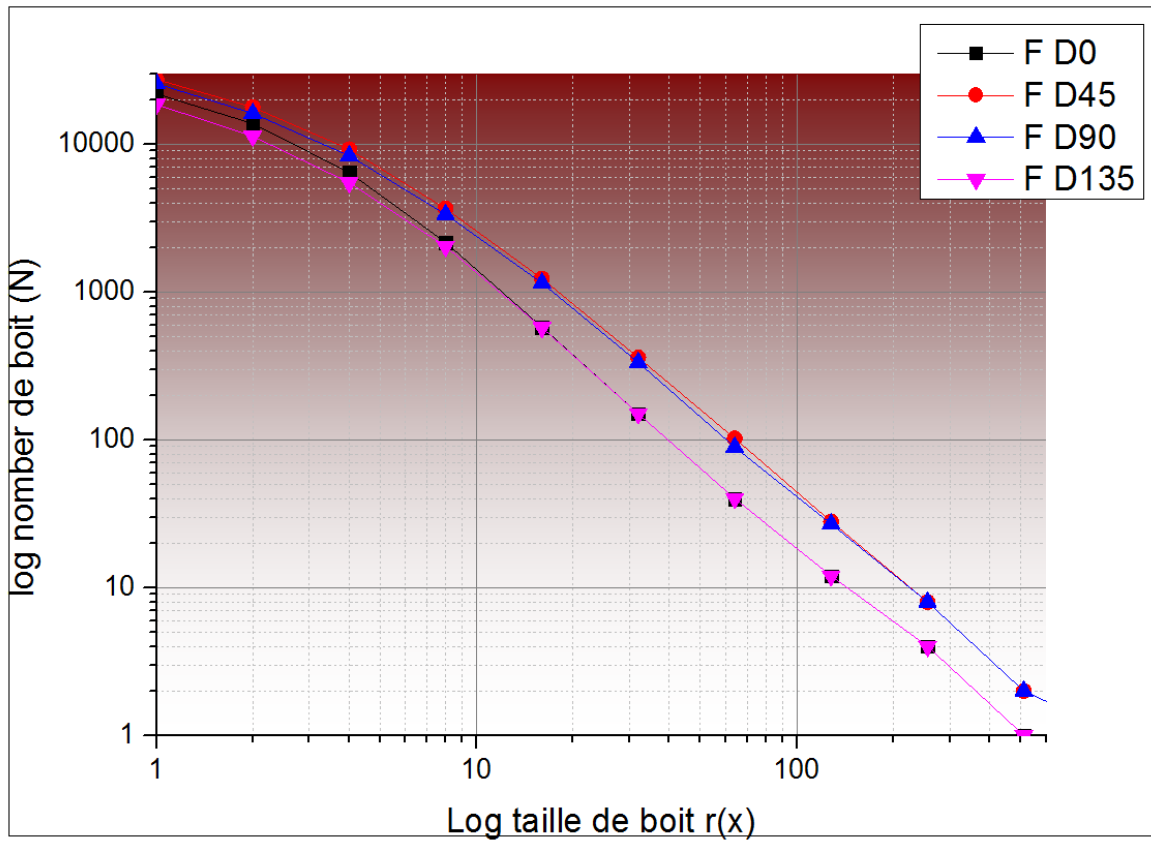


Figure II.13 Calcul de la dimension fractale des carte de linéaments a-(Filtre 00°), b-(Filtre 45°), c-(Filtre 90°) et d-(Filtre 135°).

$$\text{Log}[N(\varepsilon)] \text{ f}(\text{Log}(\varepsilon))$$

Tableau II .7 Les dimensions fractales des différentes cartes de linéaments.

Images	Dimension Fractale
Carte de linéaments à filtre directionnel 00°	1.8162 +/- 0.15239
Carte de linéaments à filtre directionnel 45°	1.7678 +/- 0.1141
Carte de linéaments à filtre directionnel 90°	1.7418 +/- 0.13175
Carte de linéaments à filtre directionnel 135°	1.7973 +/- 0.14194

II 5.4 Conclusion.

La dimension fractale est une généralisation de la notion de dimension entière, propre à la géométrie euclidienne. Il en existe divers types: la dimension d'autosimilarité, la dimension du Box Counting (comptage de boites), la dimension du compas, la dimension de Hausdorff, et la dimension de Minkowski-Bouligand. Dans notre étude la méthode de comptage de boites a été utilisée pour déterminer la Dimension Fractale des structures linéamentaires à partir des images binaires des linéaments. Les valeurs de la Dimension fractale obtenues à l'aide d'un programme de calcul que nous avons réalisé sous Matlab, varient de 1.74 à 1.81. Ces valeurs sont assez homogènes et reflètent l'importance de la fracturation et le degré de complexité du réseau de fractures et indiquent à priori l'existence de nombreux degrés de liberté.



Chapitre III
Analyse multifractale



III Analyse multifractale

Nous allons maintenant présenter l'application de l'analyse spectrale et l'analyse multifractale des linéaments à partir des images satellitales de la région d'El Gada après filtrage directionnel : Nord, Nord-Est, Est-Ouest et Nord-Ouest (00° ; 45°;90°;135°).

Pour la partie qui suit, nous présenterons sommairement l'analyse spectrale et nous exposerons les résultats du traitement et nous détaillerons l'analyse multifractale ainsi que les résultats obtenus des cartes de linéaments.

III.1 Analyse spectrale

III1 .1 La transformée de Fourier

III1 .1 .1 Historique

Jean-Baptiste Joseph Fourier (1768 -1830) a qui nous devons l'analyse de Fourier, tant utilisée dans les mathématiques d'aujourd'hui, qui avec la technologie comme l'ordinateur a ouvert des possibilités infinies pour le traitement des signaux. Les outils mathématiques qui y sont développés, forment la base nécessaire pour la compréhension en traitement d'un signal. En analyse, la transformation de Fourier est un analogue de la théorie des séries de Fourier pour les fonctions non périodiques, et permet de leur associer un spectre en fréquences.

Plus précisément, par cette transformation les signaux sont représentés dans le domaine des fréquences. Dans tout ce projet, nous allons travailler sur des images binaires, qui sont considérées comme des signaux à 2 dimensions.

III1 .1 .2 Introduction

La transformation de Fourier est une des transformations la plus importante dans la branche de traitement du signal et particulièrement dans la spécialité de traitement d'image numérique. Donc, dans cette partie, nous voulons présenter en bref la théorie mathématique de la transformation de Fourier unidimensionnelle et bidimensionnelle. Les propriétés importantes de cette transformation seront également abordées par la suite.

III1 .1 .3 Représentation spatiale d'une image

Une image est une répartition d'intensités lumineuses dans un plan, donc un signal à deux dimensions. Elle peut être continue (représentée par une fonction $f(x, y)$) ou discrète,

c'est alors un tableau ou une matrice de nombres : c'est le cas des images numériques traitées par ordinateur.

Une image numérique est représentée par une matrice rectangulaire dont les éléments correspondent à la valeur de la couleur de chaque pixel. Dans le cas des images en noir et blanc, cette valeur est alors l'intensité lumineuse des pixels.

Dans le cadre de notre étude, on s'intéresse à des images présentant la répartition des linéaments qui seront transformées en des images binaires (le fond en noir (0) et les linéaments en blanc(1)).

III.1.4 Définition de la Transformée de Fourier (TF)

La notion de transformée de Fourier à deux dimensions est une généralisation de celle à une dimension.

Soit $f(u,v)$ une fonction à deux variables représentant l'intensité d'une image au point d'abscisse x et d'ordonnée y . La transformée de Fourier de cette image permet de passer d'une représentation spatiale à la représentation de l'image dans le domaine fréquentiel. Elle est donnée par :

$$F(u, v) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(m, n) e^{-jum} e^{-jv n} \quad (\text{III-1})$$

où $F(u,v)$ est la transformée de Fourier de la matrice $f(m,n)$. Les deux variables u et v représentent les fréquences spatiales de l'image selon les directions Ox et Oy respectivement.

Or, l'image ayant un nombre de pixels fini, l'intensité lumineuse des pixels est donc un signal à support borné. D'où l'utilisation de la TF discrète donnée par :

$$F(u, v) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) e^{-j(\frac{2\pi}{M})um} e^{-j(\frac{2\pi}{N})vn} \quad (\text{III-2})$$

Nous voyons d'après l'expression de la TF que $F(u,v)$ est en général un nombre complexe, même si $f(m,n)$ est un nombre réel. $F(u,v)$ possède donc une amplitude et une phase. On peut choisir de représenter l'une ou l'autre. Nous ne nous intéresserons qu'à l'amplitude.

III.1.5 Intérêt de la transformée de Fourier pour l'étude de textures

Le but de l'utilisation de la transformée de Fourier dans ce travail est de mettre en évidence les caractéristiques fréquentielles des linéaments. Nous nous intéresserons uniquement au spectre de Fourier (le module de la transformée de Fourier) de l'image des linéaments

(fractures), sans nous soucier de la phase. En effet, le spectre permet de rendre compte de la distribution énergétique de l'image, de respecter aussi bien la périodicité que l'orientation des réseaux de fractures de l'image de linéaments, ce qui est particulièrement pratique dans l'étude des fractures.

Si on effectue sur la TF le changement de variables suivant :

$$(u, v) \longrightarrow (\omega, \theta)$$

La valeur de $F(\omega \cos \theta, \omega \sin \theta)$

pour un couple (ω, θ) donne l'amplitude d'une sinusoïde complexe de pulsation ω dans la direction θ

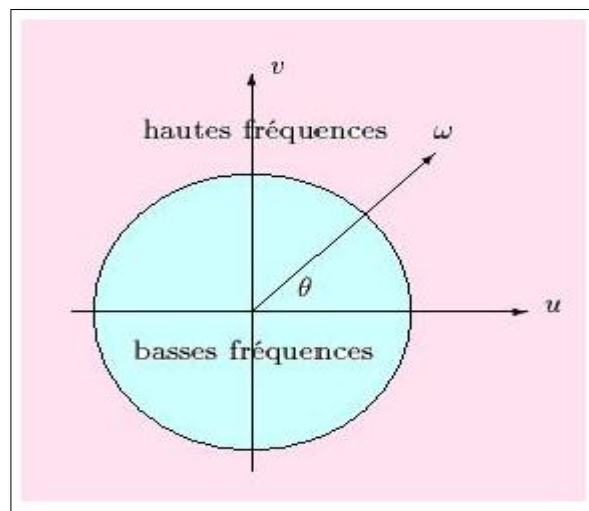


Figure III .1 Les basses fréquences et les hautes fréquences dans le plan de Fourier.

Pour de nombreuses images, la moyenne (au sens des probabilités) de l'amplitude est indépendante de la direction θ et décroît régulièrement en fonction de ω . Si on diminue l'amplitude des hautes fréquences (filtrage passe bas en fonction de ω pour toutes les valeurs de θ) l'image apparaît floue, les contours sont moins nets. Si au contraire on augmente l'amplitude aux hautes fréquences on rehausse les contours mais l'image paraît plus bruitée (il y a un grain plus important).

Le spectre de Fourier varie sensiblement d'une image à une autre. Néanmoins, la plupart des spectres d'images présentent des caractéristiques communes telles que la présence de droites, d'une épaisseur plus ou moins importantes qui passent par l'origine.

- Plus une droite est longue, plus elle porte des fréquences élevées.
- La direction des droites indique les lignes de force de l'image d'origine, qui lui sont perpendiculaires.
- Si une droite est constituée de points ou stries alignés, cela indique une certaine périodicité de l'image dans la direction perpendiculaire.

III 1 .2 Application L'analyse spectrale

L'analyse spectrale est une technique usuelle de traitement et d'analyse du signales, qui trouve une application dans le cadre multifractal. Nous retenons le spectre d'énergie qui est une représentation des caractéristiques de second ordre de l'espace des fréquences. Les propriétés d'échelle du moment d'ordre $q = 2$, se traduisent dans l'espace des fréquences f dans la forme du spectre décrite par:

$$S(f) \propto f^{-\beta} \quad (\text{III-3})$$

où S représente l'énergie du spectre (ou densité spectrale), f la fréquence du signal et β l'exposant du spectre.

Ceci se traduit par une relation linéaire entre $\text{Log}[S(f)]$ et $\text{Log}(f)$. La pente de la droite obtenue vaut $-\beta$.

Le spectre d'énergie permet de faire une évaluation préliminaire de l'invariance d'échelle qui correspond à une loi de puissance. Le but de l'analyse spectrale est de vérifier :

- Si la propriété d'invariance d'échelle existe, au moins en ce qui concerne l'ordre deux, condition nécessaire, mais non suffisante, pour garantir le caractère multifractal ;

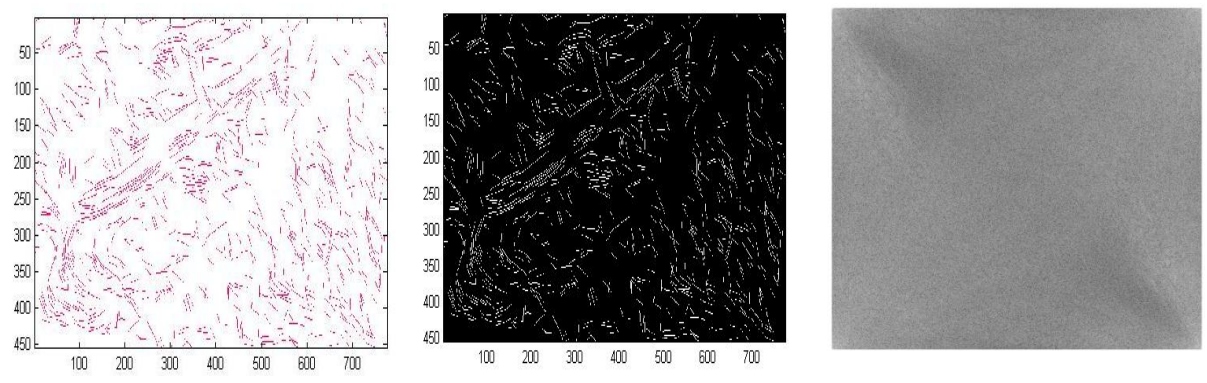
- Si l'hypothèse de champ conservatif est valable pour la distribution des linéaments.

En pratique, il s'agit d'isoler les plages d'échelles sur lesquelles cette propriété est identifiée, et de calculer l'exposant du spectre β .

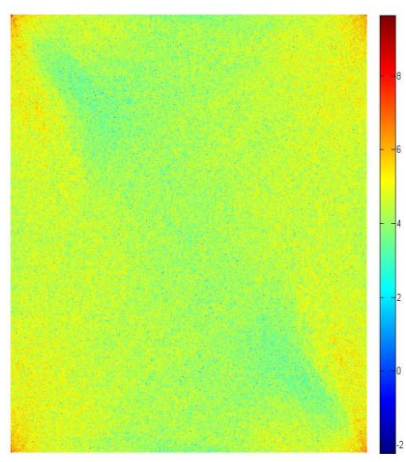
III 1 .3 Résultats et interprétation :

III 1 .3 .1 Application de la Transformé de Fourier

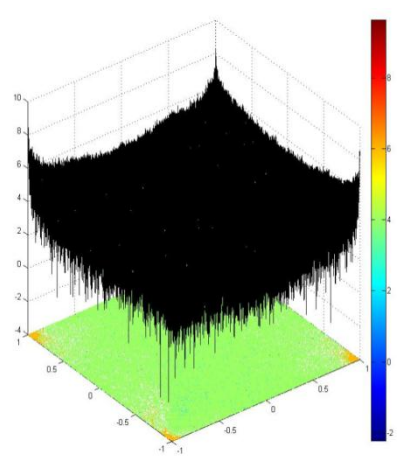
La figure III.2 illustre la carte de linéaments (Fig. III.2 (a)) obtenue après filtrage directionnel Nord (00°) et (b) l'image binaire de la carte. En (c) et (d) on présente la densité spectrale. Nous constatons des points plus concentrés en diagonale portant des fréquences assez élevées indiquant une certaine régularité dans la distribution des linéaments. En (e), le spectre de puissance en fonction des fréquences montrant une répartition assez homogène et plus ou moins régulière. En (f), le spectre de puissance moyen met en évidence une décroissance en loi puissance du spectre de Fourier avec un exposant du spectre $\beta = 0.11$, ce qui confirme déjà l'auto-affinité des distributions de linéaments. Les résultats des traitements des autres cartes sont présentés dans les figures III.3, III.4 et III.5 ainsi que dans le tableau III.1.



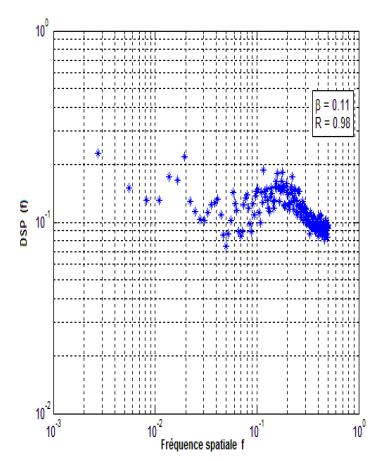
a



b



c



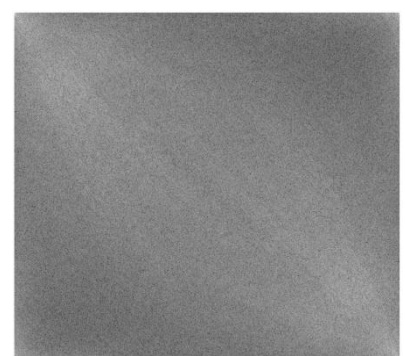
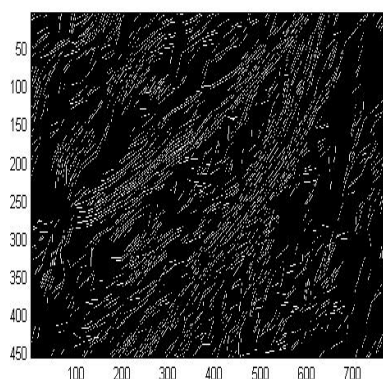
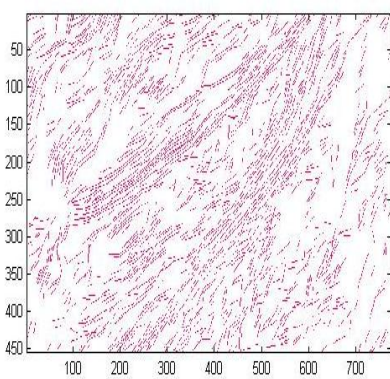
d

e

f

Figure III.2 Densité Spectrale de la carte de linéaments à filtre directionnel Nord (00°).

(a)-Image originale représentant la carte de linéaments ; (b)-Image binaire de la carte de linéaments ; (c) et (d) - Spectre de puissance de la transformée de Fourier de la carte de linéaments (en image binaire) ; (e)-Puissance spectrale en fonction de la fréquence spatiale ; (f)-Spectre de puissance moyen mettant en évidence la décroissance en loi puissance.



a

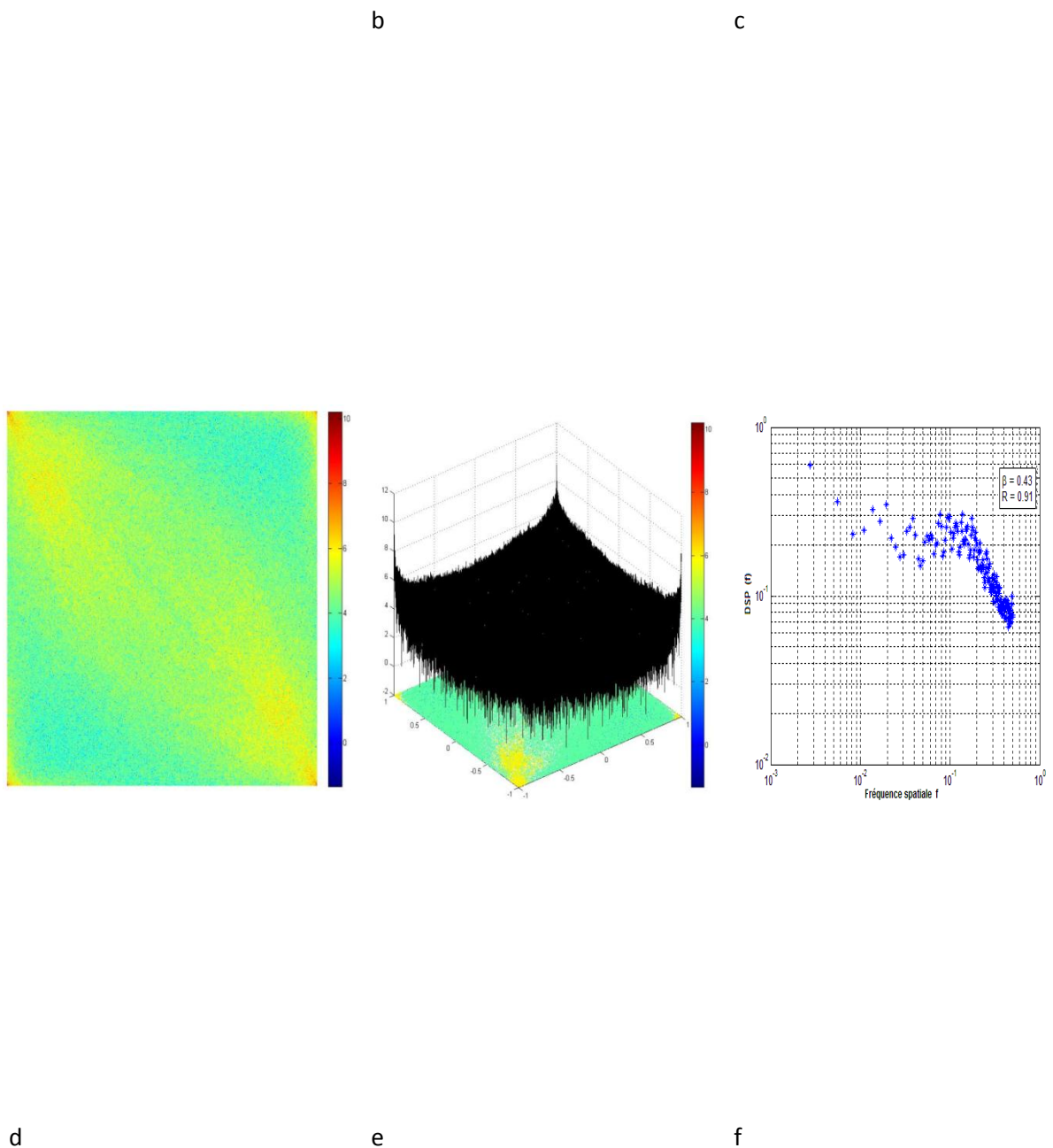
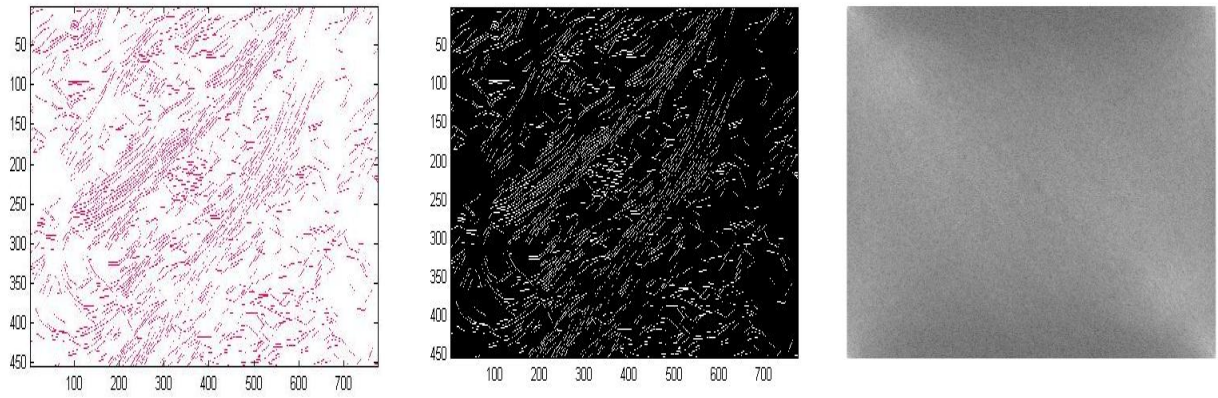
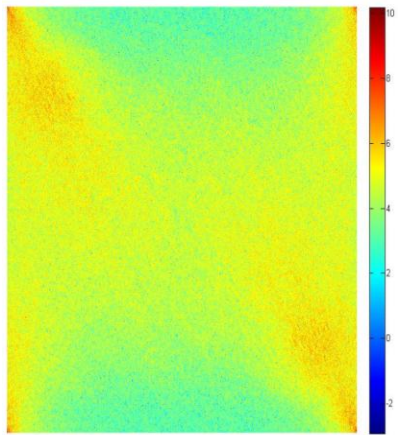


Figure III.3 Densité Spectrale de la carte de linéaments à filtre directionnel Nord-Est (45°).

(a)-Image originale représentant la carte de linéaments ; (b)-Image binaire de la carte de linéaments ; (c) et (d) - Spectre de puissance de la transformée de Fourier de la carte de linéaments (en image binaire) ; (e)-Puissance spectrale en fonction de la fréquence spatiale ; (f)-Spectre de puissance moyen mettant en évidence la décroissance en loi puissance.

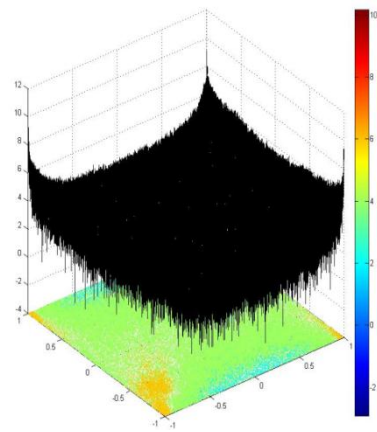


A



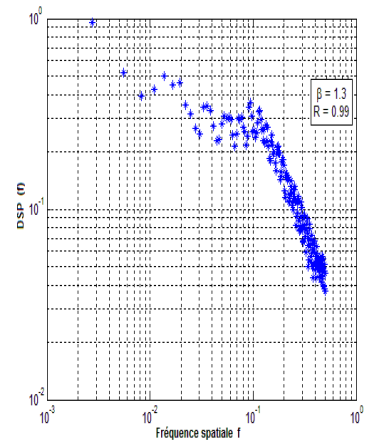
D

B



e

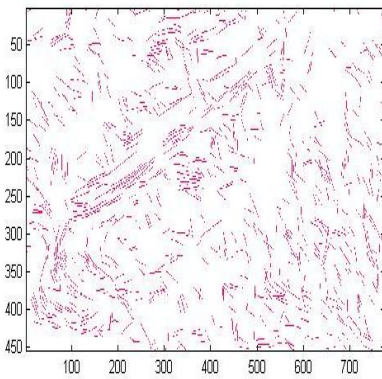
C



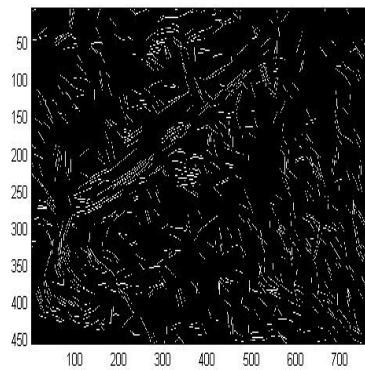
f

Figure III.4 Densité Spectrale de la carte de linéaments à filtre directionnel Est-Ouest (90°).

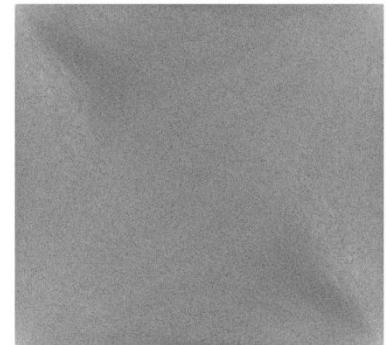
(a)-Image originale représentant la carte de linéaments ; (b)-Image binaire de la carte de linéaments ; (c) et (d) - Spectre de puissance de la transformée de Fourier de la carte de linéaments (en image binaire) ; (e)-Puissance spectrale en fonction de la fréquence spatiale ; (f)-Spectre de puissance moyen mettant en évidence la décroissance en loi puissance.



a



b



c

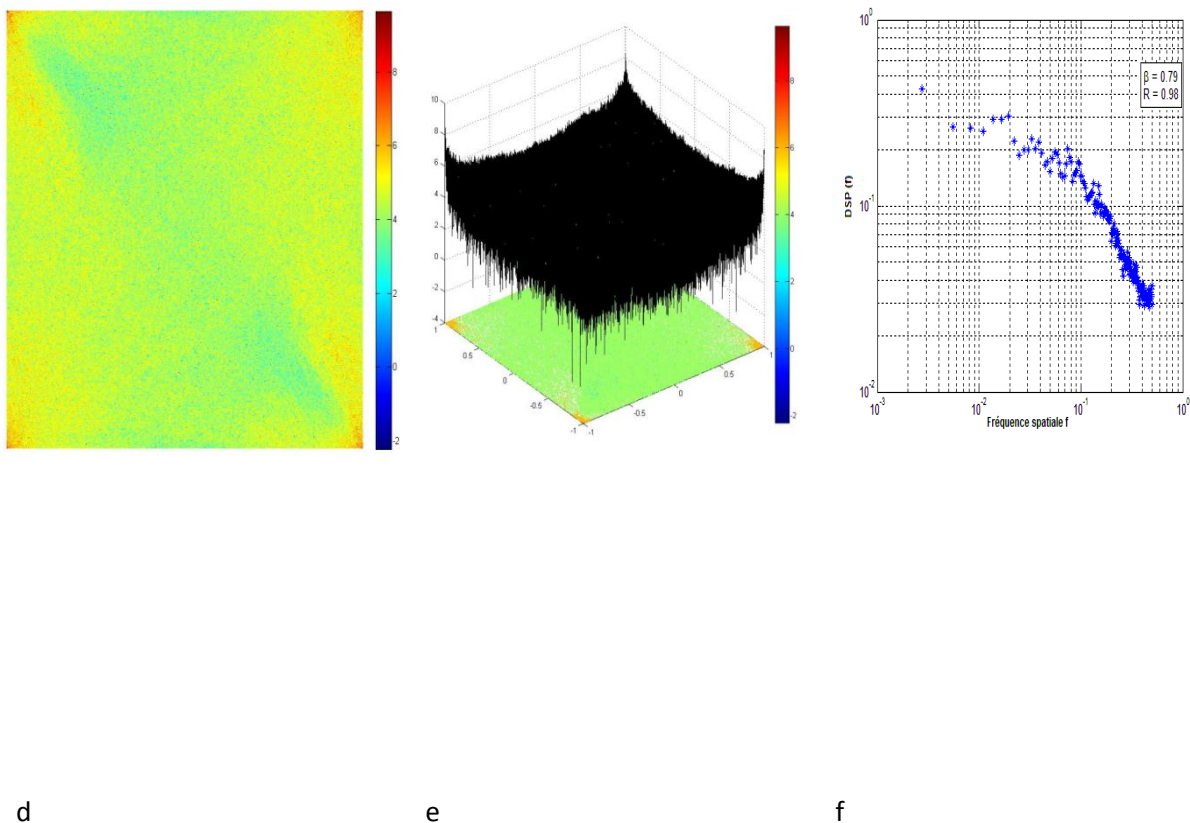


Figure III.5 Densité Spectrale de la carte de linéaments à filtre directionnel Nord-Ouest (135°).

(a)-Image originale représentant la carte de linéaments ; (b)-Image binaire de la carte de linéaments ; (c) et (d) - Spectre de puissance de la transformée de Fourier de la carte de linéaments (en image binaire) ; (e)-Puissance spectrale en fonction de la fréquence spatiale ; (f)-Spectre de puissance moyen mettant en évidence la décroissance en loi puissance.

Tableau III .1 Caractéristiques des spectres de puissance moyens des cartes de linéaments

Cartes	Exposant du spectre (β)	Coefficient de corrélation R
Carte de linéaments à filtre directionnel Nord (00°)	0.11	0.98

Carte de linéaments à filtre directionnel Nord-Est (45°)	0.43	0.91
Carte de linéaments à filtre directionnel Est-Ouest (90°)	1.3	0.99
Carte de linéaments à filtre directionnel Nord-Ouest (135°)	0.79	0.98

Discussion des résultats de l'analyse spectrale :

L'analyse spectrale a permis de montrer que les spectres de puissance présentent des points plus concentrés en diagonale portant des fréquences assez élevées ce qui indique déjà une certaine régularité dans la distribution des linéaments et une certaine périodicité de l'image dans la direction perpendiculaire. Les spectres de puissance moyens ont montré une décroissance en loi puissance du spectre de Fourier pour des exposants allant de 0.11 à 1.30 mettant en évidence l'auto-affinité des distributions des linéaments. Les spectres révèlent l'existence d'une propriété d'invariance d'échelle au moins en ce qui concerne le moment d'ordre deux.

III 2 Analyse multifractale

III 2 .1 définition

L'analyse multifractale née dans les années 80 pour expliquer les observations effectuées sur des signaux de turbulence, a fourni de nouveaux outils pour l'analyse et la modélisation de signaux issus de multiples domaines scientifiques. En mathématiques, elle a servi de cadre unificateur pour reconsidérer de nombreuses fonctions introduites au cours des 19^e et 20^e siècles. De nouvelles synergies sont ainsi apparues entre mathématiciens, physiciens et analystes du signal.

III 2.2. Détermination de la fonction d'échelle des moments

III 2 .2.1. Analyse des lois d'échelle des moments

En effet le spectre d'énergie est la transformée de Fourier de la fonction d'autocréation, or, comme on le verra plus loin, un champ multifractal demande l'analyse de ses moments statistiques à tous ordres et non pas seulement à l'ordre deux (2).

Une des méthodes les plus simples d'analyse multifractale est basée sur l'estimation des moments traces, appelée TM, de l'anglais : Trace Moment (Schertzer et Lovejoy, 1987). Les données à la plus fine résolution sont normalisées (moyenne égale à 1) et leur résolution est ensuite agrégée vers des échelles de plus en plus grandes, avec un rapport d'échelle $\lambda = T/t$ (T étant l'échelle externe et t l'échelle d'observation), ensuite chaque valeur des champs agrégés est élevée à la puissance q. Les moments de chaque champ de rapport d'échelle λ est calculé comme étant la moyenne d'ensemble. On répète ce processus pour différentes valeurs de q.

Pour un processus multifractal, les moments d'ordre q prennent la forme comme décrite précédemment, ce que nous constatons sur les figures ci-dessous, qui suggèrent un comportement multifractal pour une gamme d'échelle. La propriété d'invariance d'échelle déjà détectée sur les spectres de puissance de Fourier est confirmée par le comportement des moments.

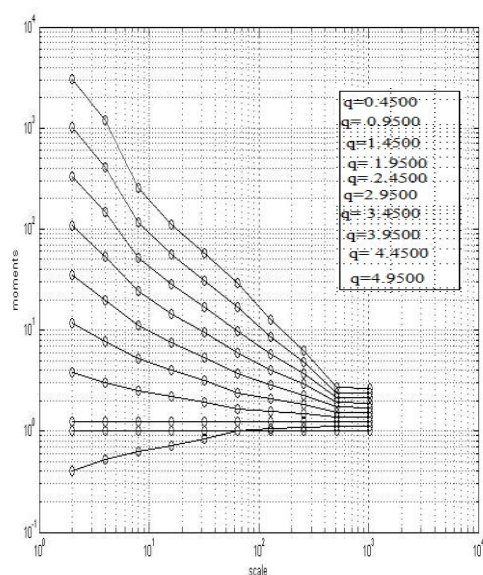


Fig III.6. Comportement des moments traces en fonction de rapport d'échelle λ pour différentes valeurs de q pour la Carte des linéaments a Filtre directionnel 00°

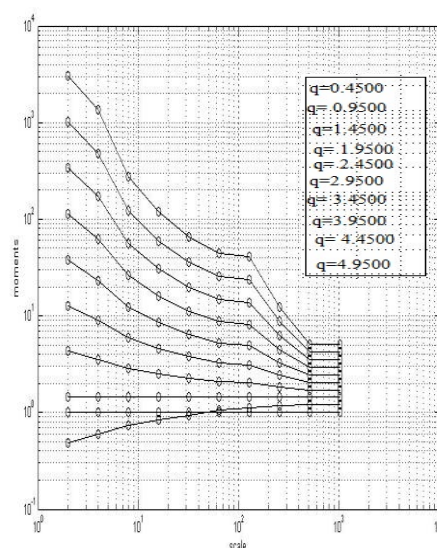


Fig III.7 Comportement des moments traces en fonction de rapport d'échelle λ pour différentes valeurs de q pour la Carte des linéaments a Filtre directionnel 45°

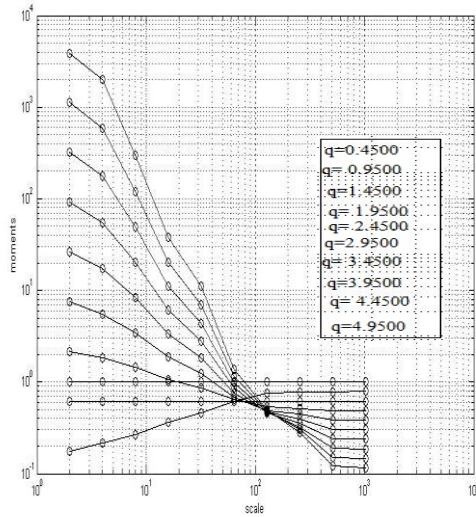


Fig III.8 Comportement des moments traces en fonction de rapport d'échelle λ pour différentes valeurs de q pour la Carte des linéaments a Filtre directionnel 90°

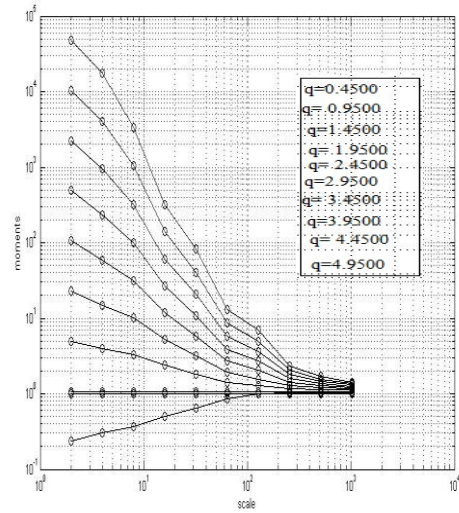


Fig III.9 Comportement des moments traces en fonction de rapport d'échelle λ pour différentes valeurs de q sur la Carte des linéaments a Filtre directionnel 135°

Résultats et discussions

D'après les figures III.6, III.7, III.8 et III.9, nous constatons que les moments d'ordre q en fonction du niveau d'agrégation λ pour des valeurs de q allant de 0.45 à 4.95, le comportement est multifractal pour une gamme d'échelle légèrement différente d'une image à une autre, allant de 8 à 512 pour la carte de linéaments à filtrage directionnel Nord (00°), allant de 8 à 64 pour la carte de linéaments à filtrage directionnel Nord-Est (45°), allant de 4 à 64 pour la carte de linéaments à filtrage directionnel Est-Ouest (90°), et allant de 2 à 64 pour la carte de linéaments à filtrage directionnel Nord-Ouest (135°).

III 2 .3 Détermination de la fonction d'échelle des moments

III 2 .3 .1 La fonction des moments $K(q)$

Le caractère multifractal d'un champ géophysique ε_λ à la résolution λ se décrit par une loi d'invariance d'échelle des moments statistiques d'ordre q , qui introduit une fonction d'échelle des moments $K(q)$ par la relation (Schertzer et Lovejoy, 1987) :

$$\langle \varepsilon_\lambda^q \rangle = \lambda^{K(q)} \quad (\text{III-4})$$

où, $\langle . \rangle$ désigne la moyenne d'ensemble, $\langle \varepsilon_\lambda^q \rangle$ le moment statistique d'ordre q à la résolution λ . La fonction $K(q)$ est une fonction convexe, qui caractérise l'invariance d'échelle indiquant le comportement asymptotique des moments d'ordre q .

L'allure de fonction $K(q)$ théorique est représentée dans la figure Fig III.10 Nous mentionnerons des valeurs particulières : $K(0) = 0$, lorsque la mesure est définie sur tout l'axe t , et $K(1) = 0$, car, après normalisation des observations et sous hypothèse de conservation, $\langle \varepsilon_\lambda \rangle = 1$.

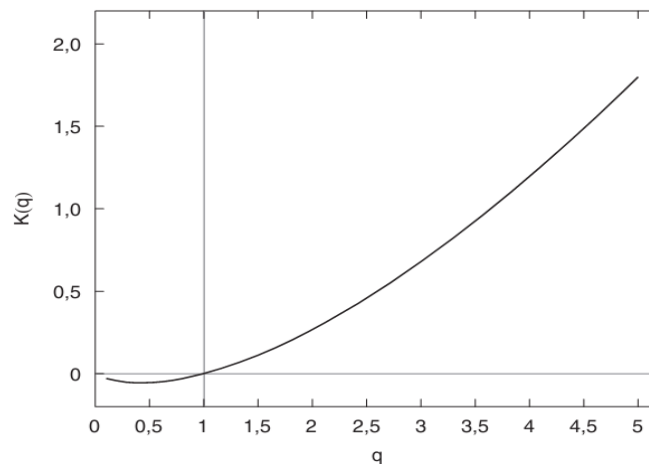


Fig III.10 : Forme de la fonction $K(q)$ théorique

III.2 .3 .2 Détermination de $K(q)$

L'invariance d'échelle d'un champ se traduit par l'existence d'une relation puissance entre les moments d'ordre q et les rapports d'échelle λ

La méthode TM définie précédemment, est une méthode simple et facile à mettre en œuvre qui permet de déterminer directement la fonction d'échelle $K(q)$. On recherchera sur l'invariance d'échelle des moments d'ordre q d'un champ ε_λ à différentes échelles de résolutions λ . La représentation en diagramme logarithmique des moments d'ordre q en fonction de λ permet de déterminer la valeur de $K(q)$ comme étant la pente de la partie

linéaire sur la gamme d'échelles correspondante à la plage d'invariance d'échelle (Fig III.10). En calculant aussi avec les autres valeurs de q , on obtient la fonction $K(q)$.

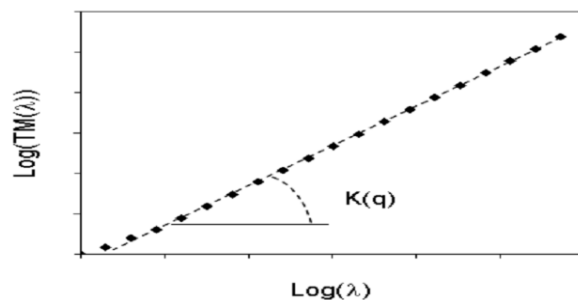


Fig III.11 Illustration de la détermination de la fonction $K(q)$.

On a calculé les moments statistiques pour différentes valeurs de q , allant de 0,1 à 3 avec un pas de 0,1. Pour chaque valeur de q , on estime la valeur de $K(q)$, puis on trace le graphe $K(q)$ en fonction de q , ce qui donne les courbes des figures ci-après.

Ces figures donnent la variation du coefficient $K(q)$ en fonction de l'ordre q . Nous relevons une première partie très faiblement courbée, puis une seconde partie linéaire. Les moments d'ordre élevés sont caractérisés par un comportement linéaire de $K(q)$, il s'agit d'un processus monofractal, et les moments de faible ordre sont eux caractérisés par une faible convexité de la courbe de $K(q)$ caractérisant un processus multifractal. La transition entre les deux parties de la courbe de la fonction d'échelle $K(q)$ s'effectue autour de $q = 2$.

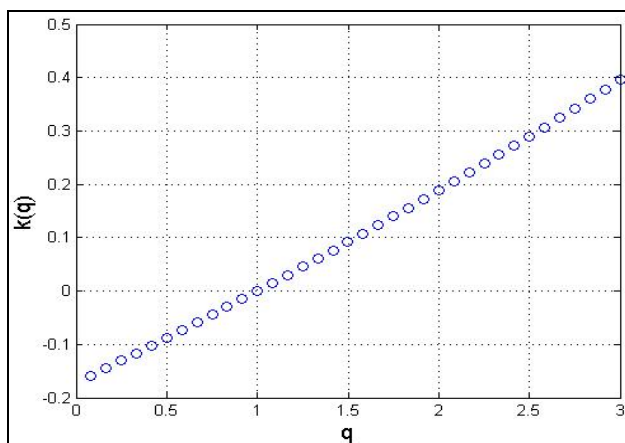


Fig III.12 Fonction $K(q)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 00°

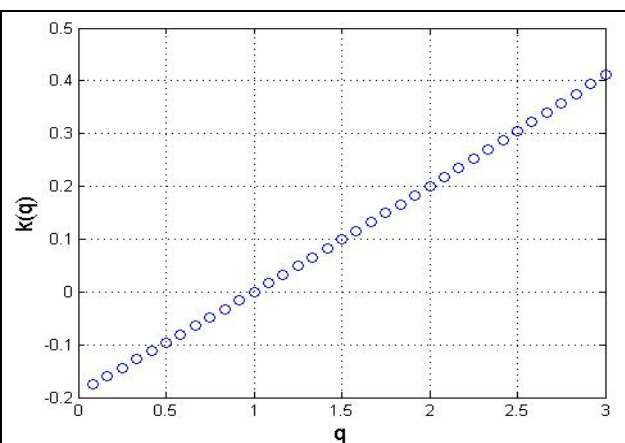


Fig III.13 Fonction $K(q)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 45°

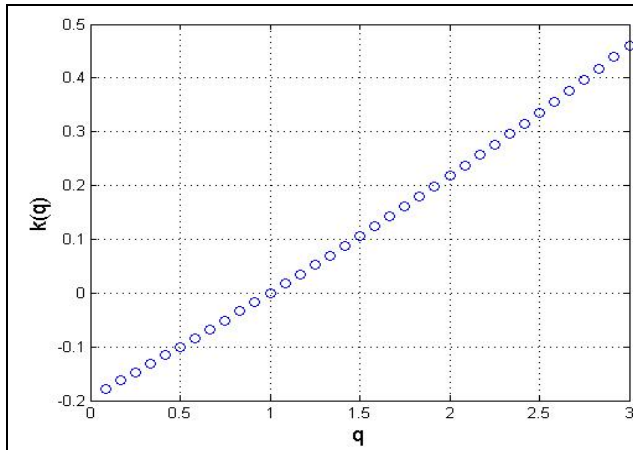


Fig III.14 Fonction $K(q)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 90°

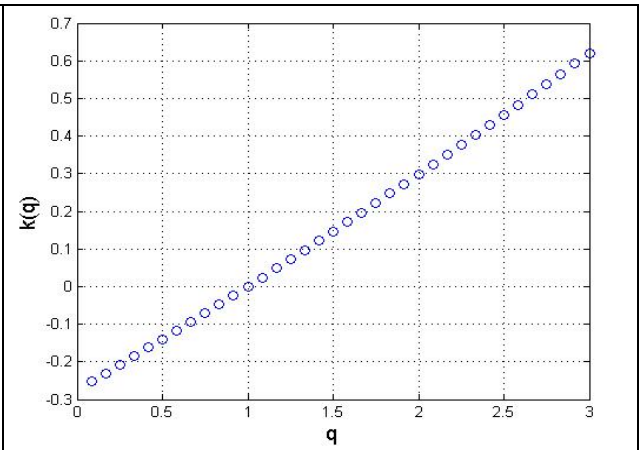


Fig III.15 Fonction $K(q)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 135°

Ainsi, la distribution des linéaments apparaît comme un processus multifractal pour les faibles ordres de moments.

III 2 .4. Détermination de la fonction codimension

III 2 .4.1. La fonction codimension $c(\gamma)$

Les singularités γ étant définies, nous nous intéressons à la loi de probabilité théorique qui les concerne, à travers le concept de fonction codimension, notée $c(\gamma)$. Dans le cas général, la fonction de distribution de probabilité et la fonction de répartition dépendent de l'échelle λ . Dans le cas multifractal, elles prennent une forme particulière.

Un processus est dit « multifractal » si la fonction $c(\gamma)$ suit la loi décrite par :

$$\Pr(\varepsilon_\lambda \geq \lambda^\gamma) = \lambda^{-c(\gamma)} \quad (\text{III} - 5)$$

La fonction représente le logarithme de la probabilité de dépassement des singularités et intègre une information collectée à toutes les échelles (Schertzer et Lovejoy, 1987).

La fonction $c(\gamma)$ a la propriété d'être monotone croissante, et son allure typique pour un processus multifractal est représentée dans la figure suivante (Taouti 2012).

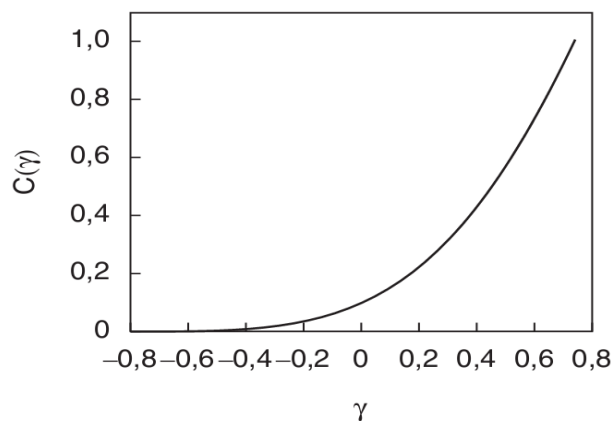


Fig. III. 16 Allure de la fonction codimension $c(\gamma)$.

La fonction $c(\gamma)$ caractérise l'invariance d'échelle de la distribution de probabilité, et la répartition de singularité. Les événements de grande intensité, moins fréquents que ceux de faible intensité, occupent une plus faible fraction de l'espace de probabilité et ont une plus grande codimension.

Résultats et discussions :

On a calculé les probabilités au dépassement pour les valeurs γ allant de -3 à 3. Pour chaque singularité, on a estimé une valeur de $c(\gamma)$, puis on a tracé le graphe de $c(\gamma)$ en fonction de γ , ce qui a donné les courbes des figures III.16, III.17, III.18 et III.19.

On peut voir que les fonctions $c(\gamma)$ sont toujours croissantes et convexes, et que pour les singularités d'ordre élevé (à partir de $\gamma = 0,20$) la fonction codimension devient

linéaire. La section linéaire sur la courbe de la fonction $c(\gamma)$ caractérise l'apparition d'événements peu fréquents.

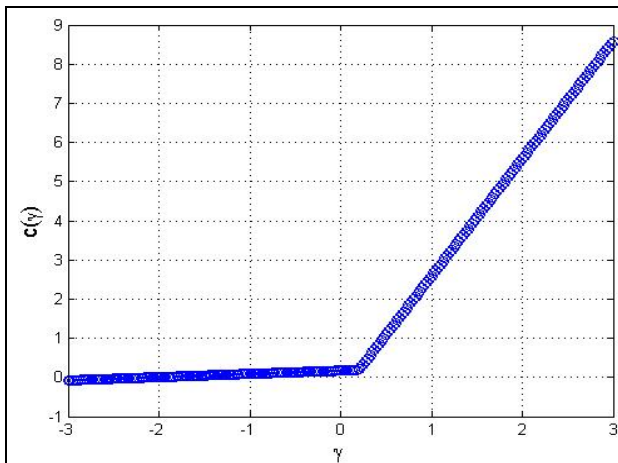


Fig. III.17 - Fonction $c(\gamma)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 00°

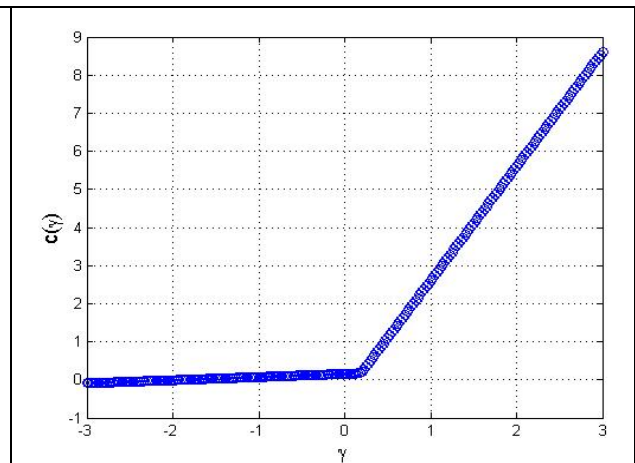


Fig. III.18 - Fonction $c(\gamma)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 45°

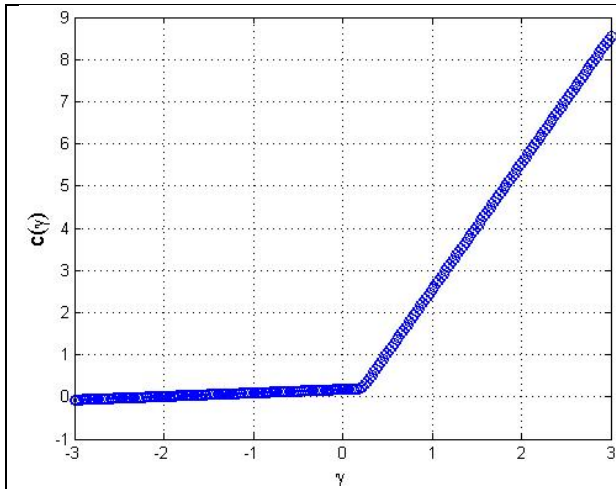


Fig. III.19 - Fonction $c(\gamma)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 90°

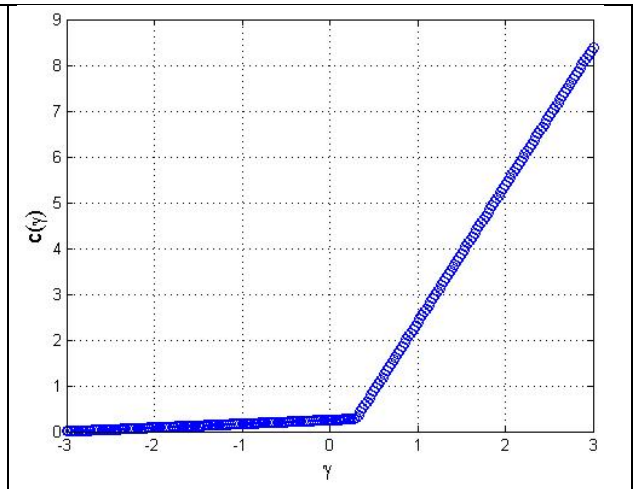


Fig. III.20 - Fonction $c(\gamma)$ empirique pour la Carte des linéaments à Filtre directionnel 135°

III.2.5. Spectre Multifractal :

L'analyse multifractale vise à une caractérisation plus riche, basée sur la définition de toute une gamme, un spectre, de dimensions fractales, qui étend le petit nombre de dimensions fractales comme celles considérées dans le chapitre précédent.

Avec un paramètre $q \in \mathbb{R}$, on définit une fonction de partition : $Z(q, a) = \sum_i P_i^q$ la somme sur i s'étendant à l'ensemble des boîtes de côté a .

Des propriétés remarquables à travers les échelles sont alors identifiées lorsque la fonction de partition $Z(q, a)$ présente une évolution en loi de puissance de la forme :

$$Z(q, a) \propto a^{\tau(q)}$$

avec l'exposant $\tau(q)$, appelé exposant de masse, une fonction du paramètre q qui offre une caractérisation condensée des propriétés multiéchelles de la structure analysée.

Un $\tau(q)$ linéaire est un comportement monofractal. L'existence de la loi de puissance associée à un exposant $\tau(q)$ s'écartant d'une loi linéaire caractérise des organisations multiéchelles élaborées présentant un caractère multifractal. On définit une dimension fractale généralisée ($D(q)$) par :

$$D(q) = \frac{\tau(q)}{q - 1}$$

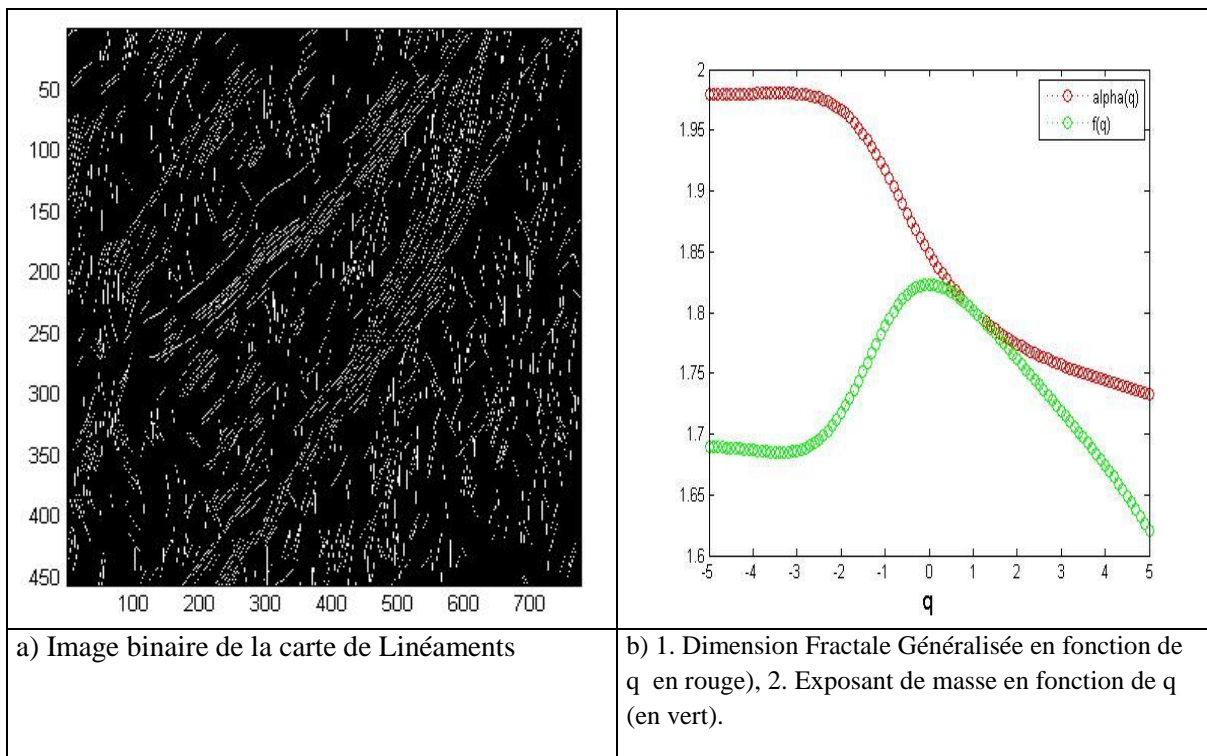
À eux seuls, les paramètres multifractals $\tau(q)$ et $D(q)$ apportent une contribution utile dans l'analyse et la caractérisation multiéchelle de nombreuses données empiriques complexes.

Il est possible de pousser plus loin une analyse multifractale, moyennant cette fois des hypothèses spécifiques à faire sur les données.

On suppose que la mesure locale P_i à l'échelle a peut s'exprimer comme $P_i \propto a^\alpha$ où α définit un exposant de singularité locale ou encore exposant de Hölder. On suppose de plus que le nombre de boîtes de taille a où l'exposant de Hölder possède une valeur α spécifiée, peut s'exprimer comme $N(\alpha, a) \propto a^{-f(\alpha)}$ et en faisant ainsi on met en jeu $f(\alpha)$ qui représente la dimension fractale de l'ensemble des points d'exposant de Hölder valant α , ou encore spectre multifractal.

Les résultats du traitement des images a permis de regrouper les résultats dans les figures III.20, III.21, III.22 et III.23. Les graphiques de la Dimension Fractale Généralisée et des exposants de masse confirment de processus multifractal. Les spectres multifractals eux aussi montrent bien un comportement multifractal de la distribution des linéaments.

La nature multifractale des images de linéaments est clairement mise en évidence par les résultats du calcul de la fonction d'échelle et du spectre de singularités qui sont remarquablement reproduits par les prédictions d'un modèle simple à fonction parabolique.



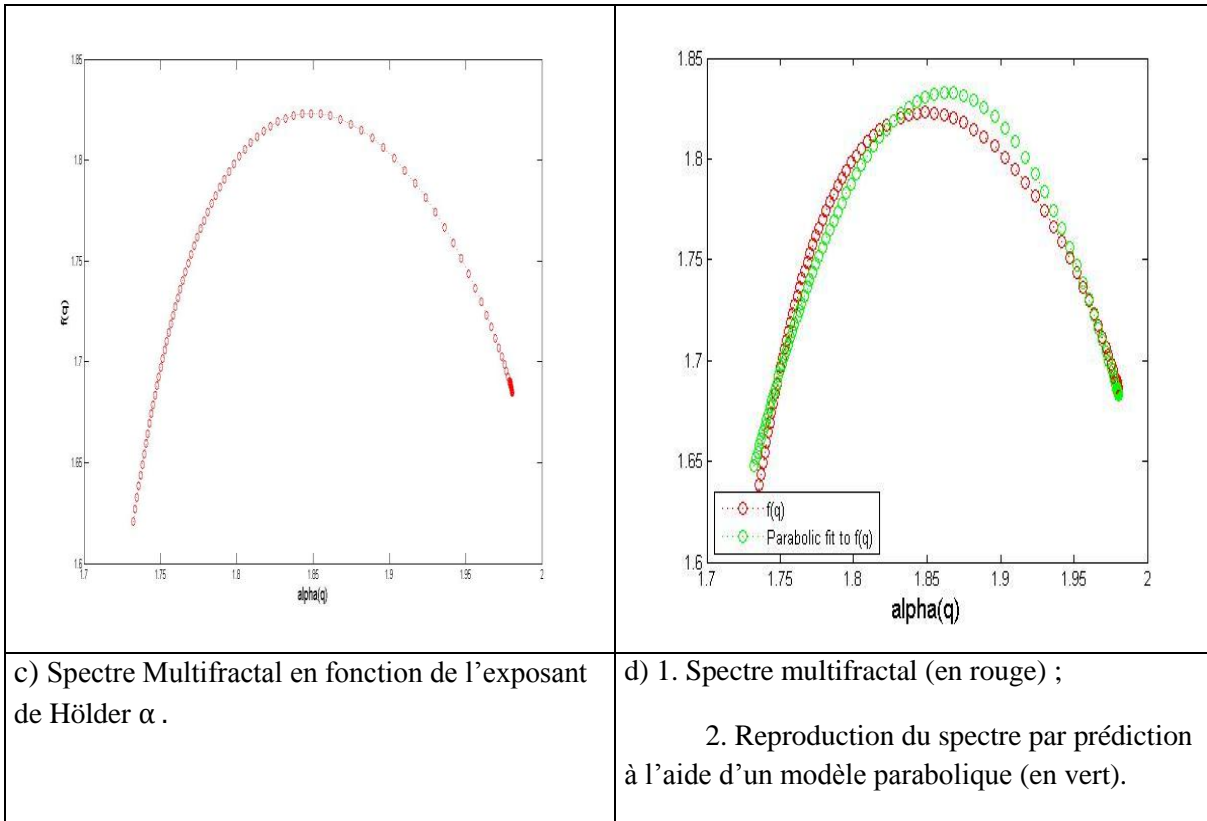
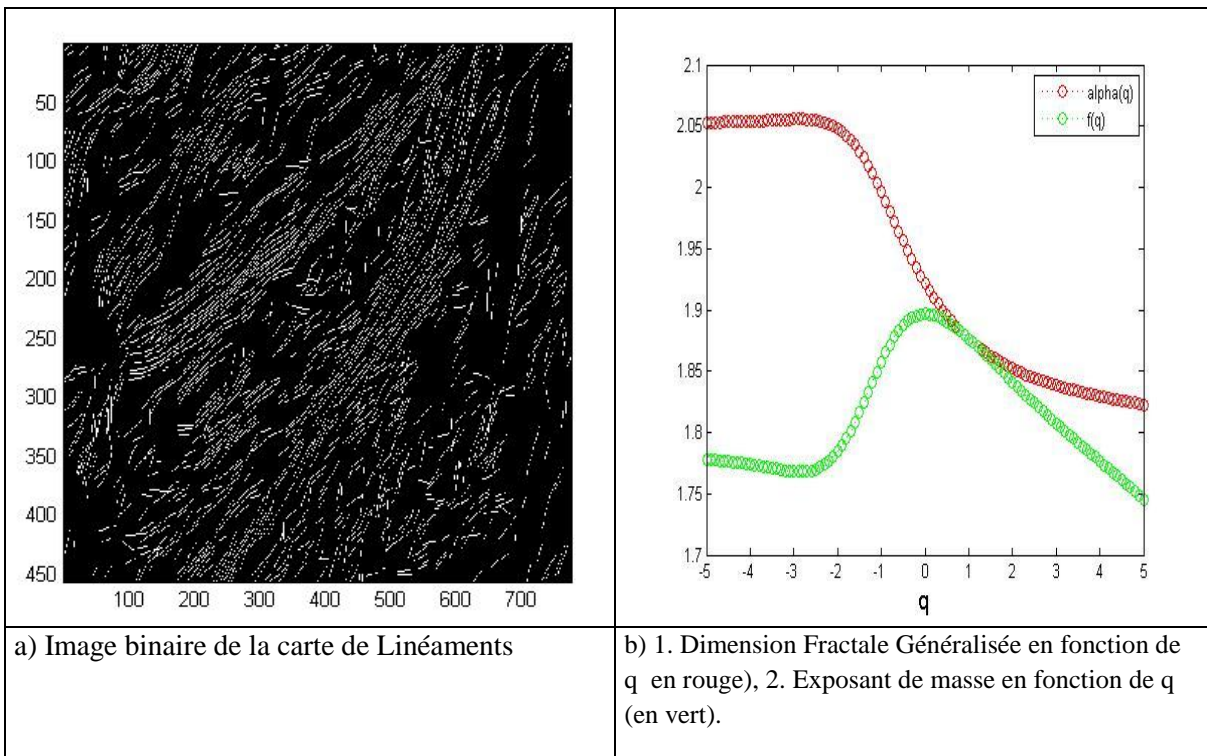


Fig. III.21 Spectre Multifractal et Dimension Fractale Généralisée de la carte de linéaments après filtrage directionnel Nord (00°).



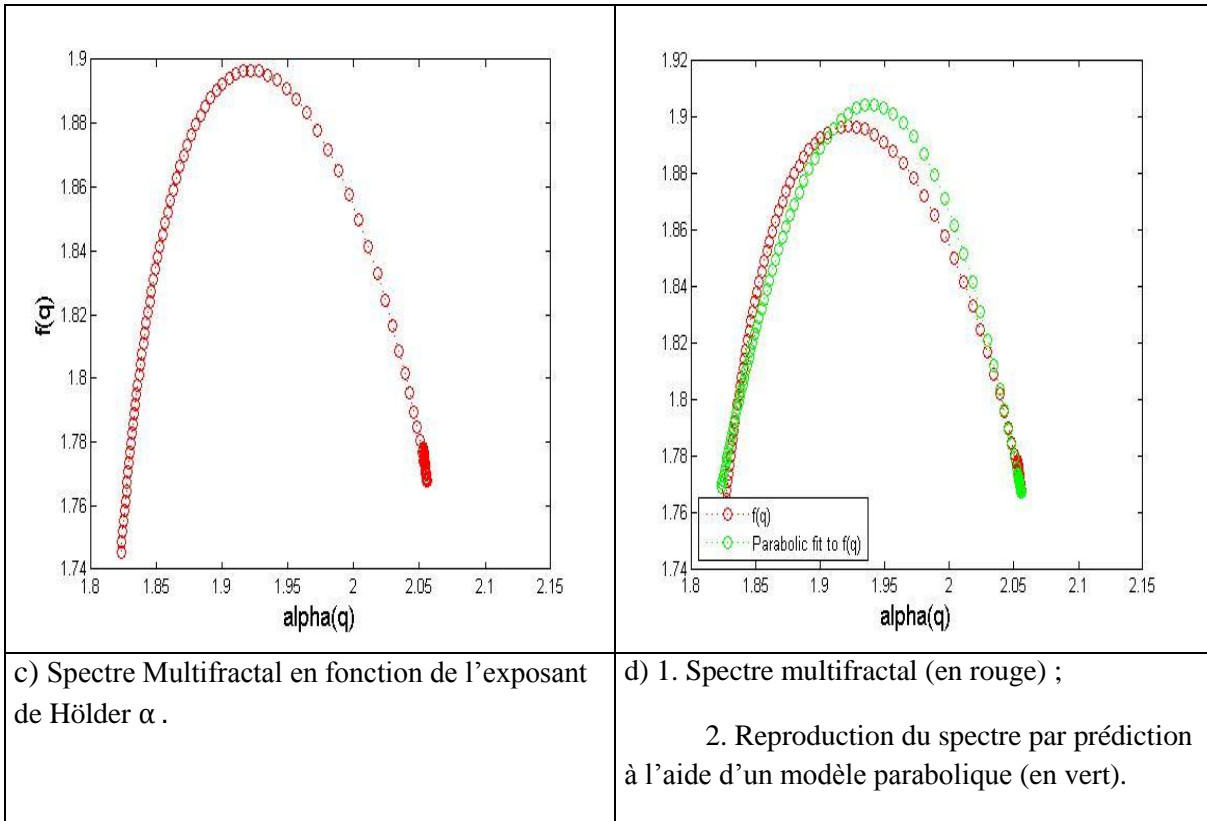
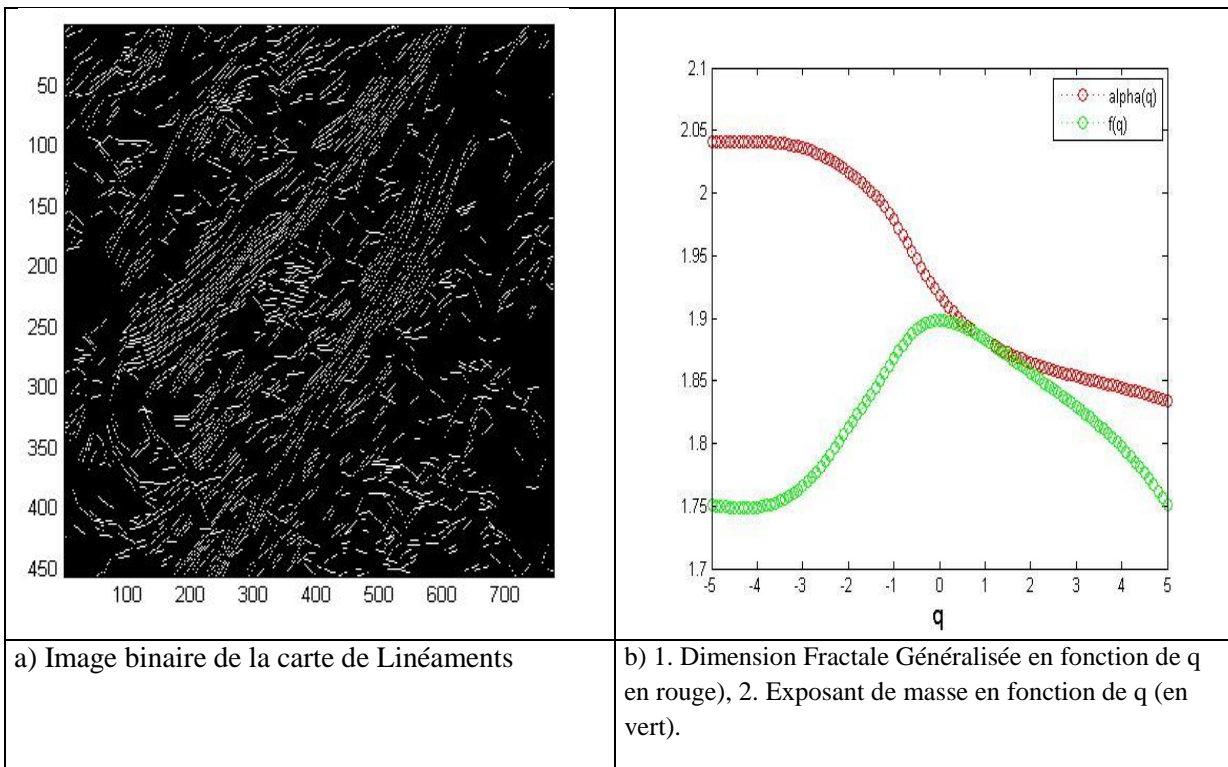


Fig. III.22 Spectre Multifractal et Dimension Fractale Généralisée de la carte de linéaments après filtrage directionnel Nord-Est (45°).



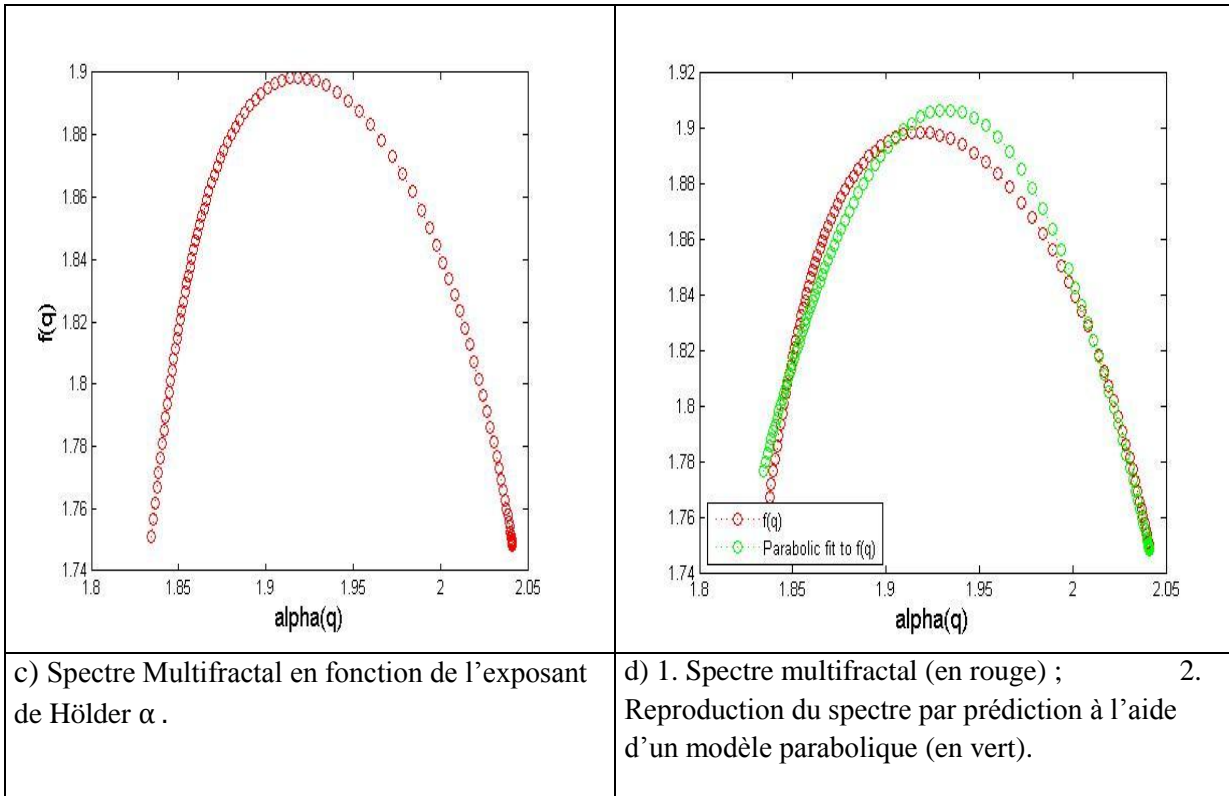
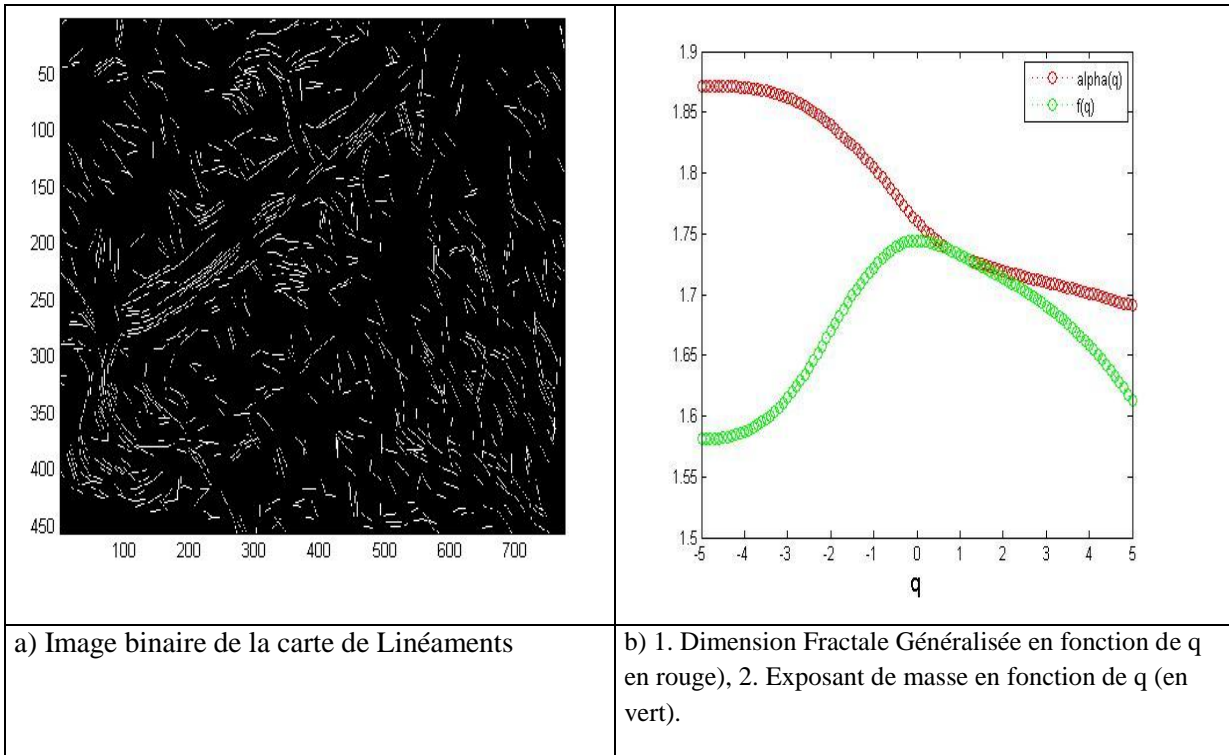


Fig. III.23 Spectre Multifractal et Dimension Fractale Généralisée de la carte de linéaments après filtrage directionnel Est-Ouest (90°).



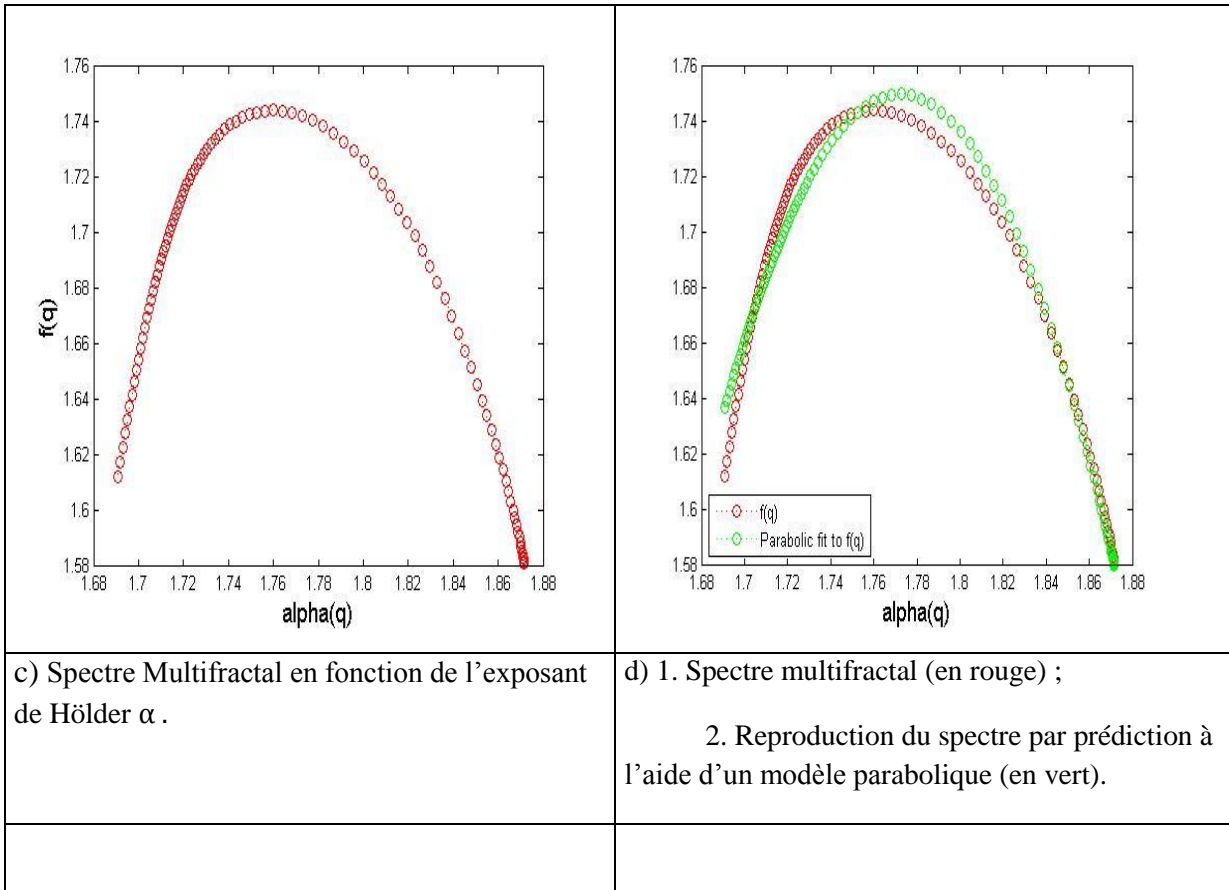


Fig. III.24 Spectre Multifractal et Dimension Fractale Généralisée de la carte de linéaments après filtrage directionnel Nord-Ouest (135°).

III.2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, les spectres de puissance des images binaires des linéaments ont montré une décroissance en loi puissance du spectre de Fourier ce qui révèle déjà l'existence d'une propriété d'invariance d'échelle au moins en ce qui concerne le moment d'ordre deux.

Par ailleurs, le comportement des fonctions des moments d'ordre q suggèrent également un comportement multifractal pour une certaine gamme d'échelle.

La comparaison des spectres multifractals obtenus avec ceux calculés suggère que la distribution spatiale des linéaments est l’empreinte statistique de la nature multifractale des linéaments. On pense que des cascades multiplicatives pourraient fournir un outil de modélisation infiniment meilleur que les modèles simples à fonction parabolique.

Références Bibliographiques

- Achek, H., & Aidouni, N.** (2014). Essai de cartographie géologique par la télédétection optique de la région Hank (Sud-Ouest Algérien). Mémoire de fin d'étude Présenté en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'Etat . Université Abou Bekr Belkaid-Tlemcen.
- Calvet L. E. et Fisher A. J.,** 2008. Multifractal volatility: Theory, forecasting, and pricing. Academic press, 272 pp.
- Chaouche K.,** 2001. Approche multifractale de la modélisation stochastique en hydrologie. Thèse de Doctorat, Université Paris VI, Paris, 121 p.
- Coulibaly, L. (1996).** Interprétation Structurale des Linéaments par Traitement d'image Satellitaire Cas des Sous-provinces D'abitibi et D'opatica (QUÉBEC). Mémoire présenté pour l'obtention du grade de maîtrise science en télédétection. Département de géographie et télédétection Université de Sherbrooke.
- Gouyet J.-F., 1992,** Physique et structures fractales, Paris, Masson
- Harte D.,** 2001. Multifractals: Theory and applications. Chapman & Hall/CRC, 264 pp.
- Hipel K. W. et McLeod A. I.,** 1994. Time series modelling of water resources and environmental systems, Developments in water science (45), Elsevier, New York, 1013 pp.
- Hall P., Wood A., 1993,** « On the performance of box-counting estimators of fractal dimension », *Biometrika*, 80, 1, 246-251.
DOI : [10.1093/biomet/80.1.246](https://doi.org/10.1093/biomet/80.1.246)
- Coulibaly, L. (1996).** Interprétation Structurale des Linéaments par Traitement d'image Satellitaire Cas des Sous-provinces D'abitibi et D'opatica (QUÉBEC). Mémoire présenté pour l'obtention du grade de maîtrise science en télédétection . Département de géographie et télédétection Université de Sherbrooke.
- Hubert P., Friggit F. et Carbonnel J. P.,** 1995. Multifractal structure of rainfall occurrence in West Africa, dans *New Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources*. Kundzewicz Z. W. (Éditeur), Madralin (Pologne), pp. 109–113, 24–26 septembre 1990.
- Hubert P., Tessier Y., Lovejoy S., Schertzer D., Schmitt F., Ladoy P., Carbonnel J. P., Violette S. et Desurogne I.,** 1993. Multifractals and extreme rainfall events. *Geophysical research letters*, 20, pp. 931–934.

-
- Lausberg C.**, 1987. Calcul numérique de la dimension fractale d'un attracteur étrange. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, 186 p.
- Lavallée D.**, 1991. Multifractal techniques: Analysis and simulation of turbulent fields. Thèse de Ph.D., McGill University, Montréal, 133 p.
- De Lima M. I. P. et Grasman J.**, 1999. Multifractal analysis of 15-min and daily rainfall from a semi-arid region in Portugal. *Journal of hydrology*, 220, pp. 1–11.
- De Lima M. I. P., De Lima J. L. M. P. et Coelho M. F. E. S.**, 2003. Spectral analysis of scale invariance in the temporal structure of precipitation in Mainland Portugal. *Engenharia civil*, 16, pp. 73–82
- Lopes R.**, 2009. Analyses fractale et multifractale en imagerie médicale: Outils, validations et applications. Thèse de Doctorat, Université de Lille 1, Lille, 203 p.
- Lovejoy S., Schertzer D. et Tsonis A. A.**, 1987. Function box-counting and multiple elliptical dimension in rain. *Science*, 235, pp. 1036–1038.
- Mandelbrot B.**, 1967. How long is the coastline of Britain?. Statistical self-similarity and fractional dimension. *Science*, 155, pp. 636–638.
- Mandelbrot B.**, 1975. Les objets fractals, forme, hasard et dimension. Flammarion, Paris, 190 pp.
- Mandelbrot B.**, 1983. The fractal geometry of nature. W.H. Freeman, San Francisco, 461 pp.
- hyrurtut. (1858)., 58.
- Laghoug, M. Y. (2011)**. Apport de la télédétection (images Landsat 7 ETM+) pour la cartographie géologique de la région d'Aflou (Atlas saharien). Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat en Géologie . Université Ferhat Abbas - Setif
- Midekor, A., & Wellens, J. (2013)**. Initiation à ENVI. www.ge-eau.org , 12.
- Moore, G., & Frederick, W. (1983)**. Objective procedure for linear enhancement and extraction. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 49, p. 461-647.
- Mangin A.**, 1984. Pour une meilleure connaissance des systèmes hydrologiques à partir des analyses corrélatoires et spectrales. *Journal of hydrology*, 67, pp. 25–43.
- Max J.**, 1980. Méthodes et techniques du traitement du signal et applications aux mesures physiques. Masson, Paris, 379 pp.

Pandey G., Lovejoy S. et Schertzer D., 1998. Multifractal analysis of daily river flows including extremes for basins of five to two million square kilometres, one day to 75 years. *Journal of hydrology*, 208, pp. 62–81

Kouamé 1999.

Schmitt F., Schertzer D., Lovejoy S. et Brunet Y., 1994. Empirical study of multifractal phase transitions in atmospheric turbulence. *Nonlinear processes in geophysics*, 1, pp. 95–104.

Schertzer D. et Lovejoy S., 1987. Physical modeling and analysis of rain and clouds by anisotropic scaling multiplicative processes. *Journal of geophysical research*, 92, pp. 9693–9714.

Soudani K. (2005). Introduction général à la télédétection. Cours en ligne Faculté des Sciences d'Orsay – Université Paris Sud XI.

http://www.esse.u-psud.fr/bases/upresa/pages/soudani/fichiers/doc_cours_teledec.pdf

Soudani K. (2005). TD Télédétection : Initiation à ENVI. Cours en ligne. Faculté des Sciences d'Orsay

– Université Paris Sud XI.

http://www.esse.u-psud.fr/bases/upresa/pages/soudani/fichiers/td1_teledec.pdf

Tessier Y., Lovejoy S. et Schertzer D., 1993. Universal multifractal: Theory and observations for rain and clouds. *Journal of applied meteorology*, 32, pp. 223–250.

(Taouti 2012). Analyses fractales et multifractales des précipitations et des débits en Algérie septentrionale. Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme l'obtention du diplôme de Magister en Hydraulique Option : Ressources en Eau. Université Amar Telidji - Laghouat

Tricot C., 1999. Courbes et dimension fractale. Springer, Paris, 371 pp.

Zhou X., 2004. Fractal and multifractal analysis of runoff time series and stream networks in agricultural watersheds. Thèse de Ph.D., Virginia Polytechnic Institute, Virginia, 123 p.

