

N° d'ordre : 01/2018-D/EL

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene
Faculté d'Électronique et Informatique



Thèse

Présentée pour l'obtention du grade de Docteur en
Sciences en Électronique spécialité Rayonnement
Atmosphérique

Par : **AZZAZ Nafissa**

THÈME :

**Analyse Multi-Échelle Des Données Radar Et
Satellitaires En Vue De La Prévision De La Pluie**

Soutenue publiquement, le 15/01/2018

Devant le jury composé de :

Mme A. SERIR	Professeur à USTHB	Présidente
M. B. HADDAD	Professeur à USTHB	Directeur de thèse
Mlle S. HARROUNI	Maitre de Conférence A à USTHB	Examinatrice
M. M. LAGHROUCHE	Professeur à UMMTO	Examineur
M. M. LAZRI	Maitre de Conférence A à UMMTO	Examineur
M. A. DJEFFAL	Maitre de Conférence A à U.BISKRA	Examineur

ملخص

يركز عملنا على تحليل ونمذجة أصداء الأقمار الصناعية والرادارات باستخدام الهندسة الكسورية. تتكون قاعدة البيانات الخاصة بنا من صور الرادار التي تم جمعها في مناطق دكاك (السنغال)، بوردو (فرنسا) وملبورن (الولايات المتحدة) وصور الأقمار الصناعية MSG (الجيل الثاني من ميتيوسات) التي سجلتها قناة الأشعة IR، HRV و VIS، التي تمثل المنطقة الشمالية الجزائرية. لقد أظهرنا أن البعد الكسوري القائم على الكونترليت والثغرات الكسورية تسمح بتصنيف تساقط الأمطار والتميز بين أصداء الأمطار وأصداء الأرض في صور الرادار. وقد ثبت أيضا أن الثغرات الكسورية تمثل عاملا قويا في التمييز بين السحب الممطرة والسحب الغير ممطرة في صور الأقمار الصناعية. بالإضافة إلى ذلك، اقترحنا نظام أوتوماتيكي على أساس الهندسة الكسورية من أجل تحسين أداء الرادار الطقسي الغير متنسق.

Résumé

Notre travail porte sur l'analyse et la modélisation des échos radar et satellitaire par la géométrie fractale. Notre banque de données est constituée d'images radar collectées dans les régions de Dakar (Sénégal), Bordeaux (France) et Melbourne (États-Unis), et d'images satellitaires MSG (Météosat Second Génération) enregistrées par le canal IR, HRV et VIS, représentant la zone nord Algérienne. Nous avons montré que la dimension fractale basée sur les contourlets et la lacunarité fractale permettent la classification des précipitations convectives et stratiformes, ainsi que la discrimination entre les échos des précipitations et les échos du sol dans les images radar. La lacunarité s'est aussi avérée comme un discriminateur puissant entre les nuages précipitants et non précipitants dans les images satellitaires. En outre, nous avons proposé une interface graphique basée sur la géométrie fractale, pour améliorer les performances des radars météorologiques non cohérents.

Abstract

Our work focuses on the analysis and modeling of radar and satellite echoes by fractal geometry. Our database is constituted of radar images collected in the regions of Dakar (Senegal), Bordeaux (France) and Melbourne (United States), and MSG (Meteosat Second Generation) satellite images recorded by the IR channel, HRV and VIS, representing the north Algerian zone. We have shown that the fractal dimension based on contourlets and the fractal lacunarity allow the classification of convective and stratiform precipitations, as well as the discrimination between precipitations and ground echoes of radar images. Lacunarity has also proved to be a powerful discriminator between precipitating and non-precipitating clouds in satellite imagery. In addition, we proposed a graphical interface based on fractal geometry, to improve the performance of non-coherent meteorological radars.

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier très chaleureusement mon cher Professeur, Monsieur B. HADDAD, pour m'avoir donné l'honneur, la chance et le plaisir de travailler à ces cotés au cours de ces dix dernières années et pour m'avoir accompagné pour mes premiers pas dans le monde de la recherche. Ce travail doit beaucoup à l'excellence de ses conseils. Aussi, je tiens à lui exprimer toute ma gratitude et ma reconnaissance pour m'avoir aidé et soutenu tout au long de ce travail et Je le remercie surtout pour ses qualités humaines très distinguées.

Mes profondes reconnaissances vont à Madame A. SERIR, Professeur à l'U.S.T.H.B, pour avoir bien voulu me faire l'honneur de présider le jury.

J'exprime mes sincères remerciements à Mademoiselle S. HAROUNI, Maître de Conférence à l'U.S.T.H.B, pour l'intérêt qu'elle a porté à mon travail en participant à ce jury.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur M. LAGHROUCHE, Professeur à l'UMMTO, Monsieur M. LAZRI, Maître de Conférence à l'UMMTO, et Monsieur A. DJEFFAL, Maître Conférence à l'Université de Biskra, pour avoir bien voulu consacrer du temps et de l'attention à mon travail, en acceptant de faire partie du jury.

Enfin, je ne saurais oublier de remercier toutes les personnes, parents, mari, amis et collègues qui m'ont aidé de près ou de loin pour bien mener à terme ce travail de thèse.

SOMMAIRE

Introduction Générale	2
Chapitre I : Télédétection des Précipitations	
I. Introduction.....	6
II. Radar.....	6
II. 1 Radar météorologique.....	7
II. 2 Fonctionnement général du radar.....	7
II. 3 Équation du radar.....	9
II. 4 Réflectivité radar.....	11
II. 5 Intensité de pluie R.....	11
II. 6 Modes de visualisation.....	12
III. Les satellites météorologiques.....	13
III. 1 Les satellites géostationnaires.....	15
III. 2 Les satellites à défilement.....	16
III. 3 Satellites météorologique « Météosat ».....	16
III. 4 Satellite deuxième génération « MSG ».....	17
III. 4.1 Les canaux visibles.....	18
III. 4.2 Les canaux High Resolution Visible HRV.....	19
III. 4.3 Les canaux vapeur d'eau.....	20
III. 4.4 Le canal proche infrarouge NIR 1.6.....	21
III. 4.5 Le canal Infrarouge 3.9 μm	21
III. 4.6 Le canal IR 8.7 μm	22
III. 4.7 Le canal IR 9.7.....	23
III. 4.8 Les canaux IR 10.8 et IR 12.0.....	23
III. 4.9 Le canal IR 13.4.....	24
III. 5 Principe d'acquisition d'images par le capteur SEVIRI.....	25
IV. Conclusion.....	26
Chapitre II : Analyse Fractale	
I. Introduction.....	28
II. Concept théorique.....	29

II .1 Les fractales.....	29
II .2 Dimension fractale.....	30
II. 2.1 L'approche Aire / Périmètre.....	30
II. 2.2 La dimension de Minkowski-Bouligand.....	31
II. 2.3 La dimension de Box-Counting « Comptage des boites ».....	32
II. 3 Lacunarité fractale.....	33
II. 3.1 Méthode d'Allain et Cloitre.....	34
II. 3.2 Méthode de Voss.....	36
II. 3.3 Méthode de Keller Chen et Crownover.....	36
II. 4 Relation entre Dimension fractale et Lacunarité Fractale.....	36
III. Types d'échos Radar.....	37
III. 1 Les échos fixes.....	37
III. 2 Propagation anormale (Anomalous propagation).....	38
III. 3 Cellules convectives.....	39
III. 4 Cellules Stratiformes.....	40
IV. Banque de données.....	41
IV. 1 La Région de Dakar.....	42
IV. 2 La Région de Bordeaux.....	43
IV. 3 Région de Melbourne.....	43
V. Résultats et Discussion.....	45
V. 1 Application de la dimension fractale.....	45
V. 1.1 Identification des cellules stratiforme et convectives.....	45
V. 1.2 Identification des cellules de précipitations et échos fixes.....	50
V. 2 Application de la lacunarité fractale.....	53
V. 2.1 Identification des cellules stratiforme et convectives.....	53
V. 2.2 Identification des cellules de précipitations et échos fixes.....	55
VI. Conclusion.....	57
Chapitre III : Analyse par Contourlets	
I. Introduction.....	60
II. Rappels sur l'analyse multi-résolution.....	61

II. 1 Transformée en ondelettes.....	61
II. 2 Transformée de Radon.....	62
II. 3 Transformée de Ridgelet.....	63
II. 4 Transformée de Curvelet.....	64
II. 5 Transformée en Contourlets.....	67
III. Dimension fractale basée sur les contourlets.....	68
IV. Résultats et interprétations.....	70
IV. 1 Identification des échos de précipitations et échos fixes.....	70
IV. 2 Identification des échos de précipitations et échos anaprop.....	72
IV. 3 Test statistique z.....	73
V. Conclusion.....	74
Chapitre IV : Application sur les Images Satellitaires	
I. Introduction.....	77
II. Banque de données.....	78
II.1 Images du canal Infrarouge.....	79
II.2 Images du canal Visible.....	80
II.3 Images du canal HRV (Hight Resolution Visible).....	81
II.4 Présentation de la région étudiée.....	81
III. Résultats et Interprétations.....	83
III. 1 Application de la Dimension fractale.....	86
III. 2 Application de la Lacunarité fractale.....	89
IV. Conclusion.....	92
Chapitre V : Système Automatique	
I. Introduction.....	94
II. Présentation de l'Interface Graphique.....	94
III. Système Automatique.....	94
III. 1 Utilisation du système automatique pour la détection des cellules stratiformes et convectives.....	95
III. 1.1 Traitement par Dimension fractale.....	96
III. 1.2 Traitement par Lacunarité fractale.....	98

III. 2 Utilisation du système automatique pour la détection des cellules de précipitations et les cellules échos fixes.....	99
IV. Conclusion.....	102
Conclusion Générale	105
Annexe A : Radar cohérent et non-cohérent	
I. Radar cohérent.....	107
II. Radar non-cohérent.....	107
III. Comparaison entre le radar cohérent et non-cohérent.....	108
Annexe B : Classification des nuages	
I. Définition des nuages.....	109
II. Comment se forment les nuages ?.....	109
III. Classification des nuages.....	109
III. 1 Famille A : Nuages hauts.....	110
III. 1.1 Cirrus.....	110
III. 1.2 Cirrocumulus.....	111
III. 1.3 Cirrostratus.....	111
III. 2 Famille B : Nuages intermédiaires.....	112
III. 2.1 Altostratus.....	112
III. 2.2 Altocumulus.....	112
III. 3 Famille C : Nuages bas.....	113
III. 3.1 Stratus.....	113
III. 3.2 Stratocumulus.....	113
III. 3.3 Nimbostratus.....	114
III. 4 Famille D : Nuages verticaux.....	114
III. 4.1 Cumulus.....	114
III. 4.2 Cumulonimbus.....	115
Annexe C : Test statistique z	
I. Principe du test statistique «test z ».....	116
II. Comparaison d'une moyenne observée à une moyenne théorique.....	117
II. 1 Détermination de la valeur de $Z\alpha$ correspondant à un risque $\alpha = 0.05$ (5%).....	118
II. 2 Détermination du degré de signification associé à Z_0 (valeur p).....	119

III. Comparaison des moyennes de deux échantillons indépendants.....119

Références.....i

Liste des figures

Fig. 1.1 Éléments constitutifs du radar.....	7
Fig. 1.2 Schéma de principe de fonctionnement d'un radar météorologique.....	9
Fig. 1.3 Orbite basse polaire et orbite géostationnaire (référence).....	14
Fig. 1.4 Répartition des satellites météorologiques autour de la terre (Référence).....	14
Fig. 1.5 Image de la terre perçue dans le canal du visible, (a) 0.6 μm et (b) 0.8 μm	19
Fig. 1.6 Image de la terre perçue dans le canal HRV.....	20
Fig. 1.7 Image de la terre perçue dans le canal du vapeur d'eau, (a) 6.2 μm et (b) 7.3 μm	20
Fig. 1.8 Image de la terre perçue dans le canal NIR 1.6 μm	21
Fig. 1.9 Image de la terre perçue dans le canal IR 3.9 μm	22
Fig. 1.10 Image de la terre perçue dans le canal IR 8.7 μm	22
Fig. 1.11 Image de la terre perçue dans le canal IR 9.7 μm	23
Fig. 1.12 Image de la terre perçue dans le canal Infrarouge, (a) 10.8 μm et (b) 12.0 μm	24
Fig. 1.13 Image de la terre perçue dans le canal IR 13.4 μm	24
Fig. 1.14 Principe de l'imagerie de la terre.....	25
Fig. 2.1 Quelques exemples de fractales.....	29
Fig. 2.2 Ensemble de Mandelbrot.....	29
Fig. 2.3 Exemple illustrant la méthode de Box-counting.....	32
Fig. 2.4 Deux surfaces de même dimension fractale et de rugosité différente.....	34
Fig. 2.5 Mesure de la lacunarité selon Allain et Cloitre.....	35
Fig. 2.6 Échos du sol observés à Dakar.....	37
Fig. 2.7 Échos du sol observés à Bordeaux.....	38
Fig. 2.8 Échos anaprops (A.P) observés à Bordeaux.....	39
Fig. 2.9 Composition d'une cellule convective développée.....	40
Fig. 2.10 Cellules Convectives et Stratiformes observées à partir d'une image radar de Dakar.....	46
Fig. 2.11 Cellules Convectives et Stratiformes observées dans une image radar de Bordeaux.....	47
Fig. 2.12 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Dakar. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.....	48

Fig. 2.13 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Bordeaux. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.....	48
Fig. 2.14 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Melbourne. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.....	49
Fig. 2.15 Image radar prise par le radar de Dakar (a) Image contenant des cellules de précipitation, enregistrée le 15 janvier 1999, et (b) Image contenant des cellules d'échos fixes, enregistrée le 25 janvier 1999, Z est un facteur de réflectivité radar.....	50
Fig. 2.16 Image radar prise par le radar de Bordeaux (a) Image contenant des cellules de précipitation, enregistrée le 13 Novembre 1996, et (b) Image contenant des cellules d'échos fixes, enregistrée le 24 novembre 1996.....	51
Fig. 2.17 Variation de la dimension fractale des cellules de précipitations et échos fixes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne ; $N(\epsilon)$ est le nombre de boîte et ϵ est la tailles des boîtes.....	52
Fig. 2.18 Variations de la Lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules convectives et stratiformes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne.....	54
Fig. 2.19 Variations de la Lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des précipitations et échos du sol, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne.....	56
Fig. 3.1 Construction de la transformée de Radon.....	63
Fig. 3.2 Construction de la transformée de Ridgelet.....	64
Fig. 3.3 Construction de la transformée curvelet.....	66
Fig. 3.4 Illustration d'une transformée en contourlets décomposée par une PDFB.....	67
Fig. 3.5 (a) Illustration de l'implantation des contourlets à l'aide d'un banc de filtres pyramidaux directionnels (PDFB). (b) Exemple de partitionnement fréquentiel par la transformée en contourlets.....	68
Fig. 3.6 (a) Image initiale obtenue du radar de Dakar, (b) les coefficients de contourlets obtenus pour l'image radar de Dakar.....	69
Fig. 3.7 (a) Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets des cellules de précipitations et échos fixes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux, (c) dans la région de Melbourne. $N(\epsilon)$ est le nombre de boîte et ϵ est la tailles des boîtes.....	70
Fig. 3.8 Image radar, prise par le radar de Bordeaux contenant les cellules de propagation anormale, enregistrée le 23 Septembre 1996, l'échelle est en Km.....	72
Fig. 3.9 Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets des cellules de précipitations et cellules anaprop, dans la région de Bordeaux ; $N(\epsilon)$ est le nombre de boîte et ϵ est la tailles des boîtes.....	73
Fig. 4.1 Image de la terre perçue dans le canal IR 10.8 μm	79

Fig. 4.2 Image de la terre perçue dans le canal Visible 0.6 μm	80
Fig. 4.3 Image de la terre perçue dans le canal HRV entre 0,4 à 1,1 μm	81
Fig. 4.4 Position du radar météorologique de Sétif et répartition des stations pluviométriques sur la zone d'étude. Le cercle montre la couverture radar d'un rayon de 250 Km.....	82
Fig. 4.5 Image satellitaire collectée dans le canal IR, centrée sur la région du nord Algérien.....	83
Fig. 4.6 Image satellitaire prise dans le canal IR, centrée sur la région de Sétif.....	83
Fig. 4.7 Image satellitaire perçue dans le canal HRV, centrée sur la région de Sétif.....	84
Fig. 4.8 Image satellitaire perçue dans le canal VIS du Nord Algérien.....	84
Fig. 4.9 Image satellitaire perçue dans le canal VIS, centrée sur la région de Sétif.....	85
Fig. 4.10 : (a) Image satellitaire HRV ; (b) Les zones estimées précipitantes ; (c) Image radar de Sétif.....	86
Fig. 4.11 : (a) Image satellitaire HRV ; (b) Les zones estimées non précipitantes ; (c) Image radar de Sétif.....	86
Fig. 4.12 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal IR.....	87
Fig. 4.13 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal HRV.....	87
Fig. 4.14 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal VIS.....	88
Fig. 4.15 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal IR.....	90
Fig. 4.16 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal HRV.....	90
Fig. 4.17 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal VIS.....	91
Fig. 5.1 Cellules convectives et stratiformes observées par le radar de Dakar, prise le 15 février 1999.....	95
Fig. 5.2 L'image seuillée obtenue sur le radar de Dakar.....	96
Fig. 5.3 Dimension Fractale obtenue pour les cellules convectives présentes dans le radar de Dakar.....	97
Fig. 5.4 Dimension Fractale obtenue pour les cellules stratiformes présentes dans le radar de Dakar.....	97
Fig. 5.5 Lacunarité Fractale obtenue pour les cellules convective présentes dans le radar de Dakar.....	98

Fig. 5.6 Lacunarité Fractale obtenue pour les cellules stratiformes présentes dans le radar de Dakar.....	99
Fig. 5.7 Affichage d'une Image radar contenant des précipitations collectée à Bordeaux....	100
Fig. 5.8 (a) Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets de l'image traitée, (b) Variation de la lacunarité fractal de l'image traitée.....	101
Fig. b.1 Classification des nuages.....	110
Fig. b.2 les nuages Cirrus.....	111
Fig. b.3 les nuages Cirrocumulus.....	111
Fig. b.4 les nuages Cirrostratus.....	111
Fig. b.5 les nuages Altostratus.....	112
Fig. b.6 les nuages Altocumulus.....	112
Fig. b.7 les nuages Stratus.....	113
Fig. b.8 les nuages Stratocumulus.....	113
Fig. b.9 les nuages Nimbostratus.....	114
Fig. b.10 les nuages Cumulus.....	114
Fig. b.11 les nuages Cumulonimbus.....	115
Fig. c.1 Densité de probabilité de loi normale centrée réduite (0,1) pour $\alpha=5\%$ (0,05).....	117
Fig. c.2 Valeurs possibles de z sous H_0	117
Fig. c.3 Représentation de la table de l'écart réduit.....	118
Fig. c.4 Détermination du degré de signification associé à z_0 (valeur p).....	119
Fig. c.5 Comparaison de deux moyennes observées (échantillons A et B indépendants).....	120

Liste des tableaux

Table 1.1 Les douze (12) canaux du satellite MSG.....	17
Table 2.1 Caractéristiques techniques du radar de Dakar.....	42
Table 2.2 Caractéristiques techniques du radar de Bordeaux.....	43
Table 2.3 Caractéristiques techniques du radar de Melbourne.....	43
Table 2.4 Comparaison des caractéristiques techniques du radar météorologique de Dakar, Bordeaux et Melbourne. CAPPI est un indicateur de position du plan d'altitude constante, PPI est l'indicateur de position du plan, α est l'élévation de l'angle, r est la distance cible du radar et Z est le facteur de réflectivité radar. VCP sont des modèles de couverture de volume.....	44
Table 2.5 Dimensions fractales obtenues pour les trois régions.....	49
Table 2.6 Les Dimensions Fractales D_f obtenues pour les trois régions étudiées.....	53
Table 2.7: Lacunarité fractale obtenue pour les trois régions.....	55
Table 2.8 Lacunarité fractale obtenue pour les trois régions étudiées.....	57
Table 3.1 Dimensions Fractales basées sur les contourlets D_f obtenues pour les trois régions étudiées.....	71
Table 3.2 Résultats du test z obtenus pour les trois régions étudiées.....	74
Table 4.1 Les Dimensions Fractales D_f obtenues pour les trois canaux étudiés.....	88
Table 4.2 Lacunarité fractale obtenue pour images satellitaires obtenues sur les trois Canaux IR, HRV et VIS.....	92

Liste des abréviations

AP	: Anomalous Propagation.
ARAMIS	: Application Radar à la Météorologie Infra-Synoptique.
ASECNA	: Association pour la sécurité de la navigation aérienne.
CAPPI	: Constant Altitude Plan Position Indicator.
Df	: Dimension Fractale.
DFB	: Directionnels Filtres Banque.
DM	: Dimension de Minkowski-Bouligand.
EUMETSAT	: European Organization for the Exploitation of Meteorological Satellites.
FFT	: Fast Fourier Transform
MSG	: Météosat Seconde Génération
NOAA	: National Oceanic and Atmospheric Administration.
GUI	: Graphical User Interface
GOES	: Geostationary Operational Environmental Satellite.
HRV	: High Resolution Visible
HTI	: High Time Indicator
IR	: Infrarouge.
JPEG	: Joint Photographic Experts Group
LP	: Pyramide Laplacienne.
NEXRAD	: Next Generation Radar.
NIR	: Near Infra-Red.
NOAA	: National Oceanic and Atmospheric Administration.
ONM	: Office National de Météorologie.
OMM	: Organisation Météorologique Mondiale.
PDFB	: Pyramidal Directional Filter Bank
PPI	: Plan Position Indicator.

RHI	: Range Height Indicator.
RMSE	: Root Mean Square Error.
SANAGA	: Système Analogique Numérique d'Acquisition des Grains Africains.
SEVIRI	: Spinning Enhanced Visible & Infra-Red Imager.
VCP	: Volume Coverage Patterns.
VIS	: Visible
WV	: Water Vapor.

Introduction Générale

Une bonne connaissance de la structure des précipitations est nécessaire pour la modélisation de la circulation atmosphérique ou en hydrologie. Mesnard et Sauvageot, 2003; Prabhara et al., 2008 ont montré que la para-métrisation des champs de précipitations nécessite une connaissance préalable de leur structure à différentes échelles (Khider et al., 2010). Dans certaines régions du monde, et c'est notamment le cas en Afrique, pouvoir apprécier la variabilité spatio-temporelle des précipitations reste une préoccupation importante, particulièrement lorsque les pluies ont une influence directe sur le rendement agricole, et donc l'autonomie alimentaire. Les observations terrestres sur les précipitations sont modestes car le réseau de stations reste très insuffisant.

La classification des précipitations dans les régimes convectifs et stratiformes est utile pour une variété d'applications de la météorologie (Houze, 1993). Elle peut contribuer à l'amélioration de la gestion de l'eau à partir des données de télédétection obtenues à la fois au sol ou dans l'espace (Rosenfeld et al 1990; Simpson et al 1998).

Parmi les moyens d'estimation des précipitations, l'imagerie radar est actuellement le moyen le plus utilisé de par le monde et joue désormais un rôle clé dans le dispositif de prévisions de la pluie à court et moyen terme. Cependant, les radars reçoivent souvent des échos rétrodiffusés par la surface de la Terre, réduisant ainsi la qualité de mesure des précipitations. L'un des problèmes majeurs de mesure par radar est lié aux échos parasites en provenance de la surface terrestre appelées échos fixes. Ces derniers réduisent considérablement les performances de l'instrument en induisant des erreurs non négligeables dans l'estimation des précipitations (Sauvageot, 1992). L'autre type d'échos indésirables est dû à des conditions météorologiques particulières, causées par des gradients d'indices de réfraction inférieurs à $-157 \times 10^{-6} \text{ Km}^{-1}$. Dans ce cas, les ondes électromagnétiques suivent une trajectoire courbée et ont une portée dépassant de loin la zone radioélectrique de visibilité directe. Elles se propagent à l'intérieur de conduits atmosphériques, semblables à des guides métalliques et sont rétrodiffusés par la surface de la terre. Ces échos indésirables s'appellent échos AP (Anomalous Propagation) ou anaprops (Bean et Dutton, 1968).

La géométrie fractale s'est avérée d'un grand intérêt pour l'analyse et le traitement d'images numériques pour un très grand nombre d'applications, en particulier en météorologie dans l'étude de la structure des cellules présentes dans les images radar et satellitaires (Malamou et al, 2014 ; Zhe Xian, 2014 ; Comisso, 2009), en médecine (Ivanovici et al, 2012 ; Katsaloulis et al, 2012 ; Lee et al, 2003), en géologie (Martino, 2012), ainsi que dans divers autres domaines. Elle est utilisée pour décrire des ensembles auto-similaires appelés fractales et pour caractériser

des objets naturels qu'on n'arrive pas à décrire en utilisant la géométrie classique (Mandelbrot, 1982).

Les fractales peuvent être décrites par plusieurs paramètres déduits de diverses approches. On cite la méthode de calcul de la dimension fractale qui consiste à mesurer l'irrégularité et la complexité d'un ensemble fractal (Quodbach et al., 2014 ; Saraswat et al., 2014), ou bien le concept de la lacunarité fractale qui donne la distribution de la taille des trous de l'objet fractal dans l'espace (Tolle et al , 2003 ; Ivanovici et al, 2012). Ces deux propriétés sont utilisées avec succès pour la discrimination entre différentes structures présentant une apparence de type fractal (Călimani et al, 2012 ; Lee et al, 2003 ; Frazer et al, 2005). Elles sont utilisées aussi bien pour la classification que pour la segmentation, en raison de leur invariance d'échelle, leur rotation ou bien leur translation (Azzaz et Haddad, 2017).

Dans cette thèse, nous avons analysé la structure des cellules de précipitation ainsi que celles des échos fixes afin d'identifier clairement ces derniers dans les images radar. Nous avons aussi abordé la classification des nuages en cellules stratiformes et cellules convectives. Pour ce faire, nous avons appliqué les deux concepts de la géométrie fractale, la méthode de Box-counting pour le calcul de la dimension fractale et la méthode d'Allain et Cloitre pour déterminer la Lacunarité.

La connaissance des champs de pluie dans le temps et dans l'espace est un paramètre important dans la gestion des ressources en eau. De nos jours, le satellite météorologique est devenu l'instrument le plus utilisé par la communauté scientifique compte tenu de sa couverture, de sa résolution spatiale et temporelle (Guillot et al, 1994; Huffman et al. 2007; Xie et Arkin 1996 ; Stephens et Kummerow, 2007; Anagnostou, 2004 ; Lazri et al. 2013).

En Algérie, les instruments de mesure pour la collecte des données pluviométriques restent insuffisants pour une évaluation fiable de ces champs de pluie. En effet, actuellement, seules 320 stations pluviométriques, réparties sur l'ensemble du territoire national, et un radar côtier situé dans la région de Sétif sont utilisés pour l'acquisition des données de précipitation. Afin de pallier cet inconvénient, nous avons utilisé des images fournies par le satellite MSG (Meteosat Second Generation). Ce dernier fournit des données multi spectrale toutes les 15 minutes à travers 12 canaux. La résolution spatiale de ces données est de $1 \times 1 \text{ km}^2$ pour le canal visible à large bande et $3 \times 3 \text{ km}^2$ pour les autres canaux (Lazri, 2014). Compte tenu du climat particulier subtropical du bassin méditerranéen, l'identification des nuages précipitants et des nuages non précipitants est devenue l'une des préoccupations des météorologues. Dans ce travail, nous avons testé l'approche fractale pour la discrimination des deux types de nuages.

Compte tenu de cet objectif, notre manuscrit est organisé comme suit :

- Le premier chapitre présente un état de l'art sur les deux instruments météorologiques de télédétection « radar et satellite ».
- Dans le deuxième chapitre, nous allons décrire le concept de la géométrie fractale ainsi que son application sur les données radar.
- Le troisième chapitre a trait au rappel théorique des outils d'analyse multi-résolution ainsi que l'application de la nouvelle méthode fractale basée sur les contourlets.
- Le quatrième chapitre est consacré à la classification des nuages, pluvieux et non pluvieux, par imagerie satellitaire, pour trois canaux, en utilisant l'approche fractale.
- Le dernier chapitre porte sur la mise en place d'un système automatique pour la prévision de catastrophes météorologiques.

Enfin, nous achevons cette thèse par une conclusion et les perspectives ouvertes par ce travail.

Chapitre I

Téledétection des Précipitations

I. Introduction

La mesure des précipitations mondiales se fait, soit à l'aide d'une instrumentation classique des réseaux de jauges de pluie (ou de neige), lorsqu'elles sont disponibles, ou bien grâce à la télédétection. Pour répertorier les zones à risques et prévoir des systèmes d'alerte, une connaissance fiable de la présence, de la répartition et de l'intensité des précipitations serait d'une grande utilité. La télédétection par radars météorologiques apparaît comme une alternative au manque de données au sol mais exige un coût élevé et un personnel qualifié. Cependant, l'Algérie ne possède qu'un seul radar côtier fonctionnel qui est situé dans la région de Sétif. Cette situation ne permet pas de faire des analyses à l'échelle synoptique car de telles études nécessiteraient l'installation d'un réseau de radars très coûteux. Le satellite météorologique est le seul instrument utilisé pour le suivi des champs de précipitations quel que soit la nature du sol (désert, océan, mer, montagnes, ...etc). Dans ce chapitre, nous allons présenter les deux instruments météorologiques de télédétection.

II. Radar

Le radar constitue un outil indispensable à l'observation de l'atmosphère (surveillance et détection des zones pluvieuses) et à l'élaboration des prévisions météorologiques à courte échéance. Il peut apporter également des informations nécessaires aux services d'annonce des crues puisqu'il permet de fournir, après traitement approprié, une estimation des cumuls de précipitations.

Le terme « radar » est l'acronyme de l'expression anglaise « Radio Detection and Ranging » (détection par ondes radio et mesure de distance). Le radar émet des ondes électromagnétiques qui se propagent dans l'atmosphère à la vitesse de la lumière. Lorsque celles-ci rencontrent un obstacle, elles sont en partie réfléchies et l'antenne radar capte un écho en retour. Le radar a fait son apparition en aéronautique durant la seconde guerre mondiale. Sur les images radar apparaissaient des échos en provenance des particules de précipitations (pluie, neige ou grêle). En aéronautique, ces échos étaient considérés comme des parasites. Les météorologistes y voient au contraire une source précieuse d'information. C'est ainsi que le radar fit son apparition dans le monde de la météorologie. Depuis la seconde guerre mondiale, les systèmes radar se sont sophistiqués et les radars météorologiques occupent désormais une place essentielle dans le dispositif d'observation de l'atmosphère.

II. 1 Radar météorologique

Le radar permet de détecter les précipitations jusqu'à une distance maximale de l'ordre de 240 km. Cependant, la portée utile pour une estimation quantitative des précipitations est généralement beaucoup plus faible. Le produit de base fourni par le radar météorologique est une image des précipitations générée en temps réel toutes les cinq minutes à quinze minutes selon la conception. L'imagerie radar joue désormais un rôle clé dans le dispositif de prévision des inondations et des événements extrêmes. L'utilisation quantitative des données radar comme données d'entrée des modèles de prévision hydrologique n'est toutefois pas encore largement répandue. Cette utilisation exige une bonne connaissance de la qualité des estimations de précipitations fournies par le radar, ainsi qu'une bonne connaissance des échos fixes terrestres.

Le radar météorologique constitue un outil indispensable à l'observation de l'atmosphère ainsi qu'à l'élaboration des prévisions météorologiques à courte échéance. Il permet de localiser les précipitations (pluie, neige, grêle) et de mesurer leurs intensités en temps réel.

II. 2 Fonctionnement du radar météorologique

La figure 1.1 donne le schéma synoptique du radar

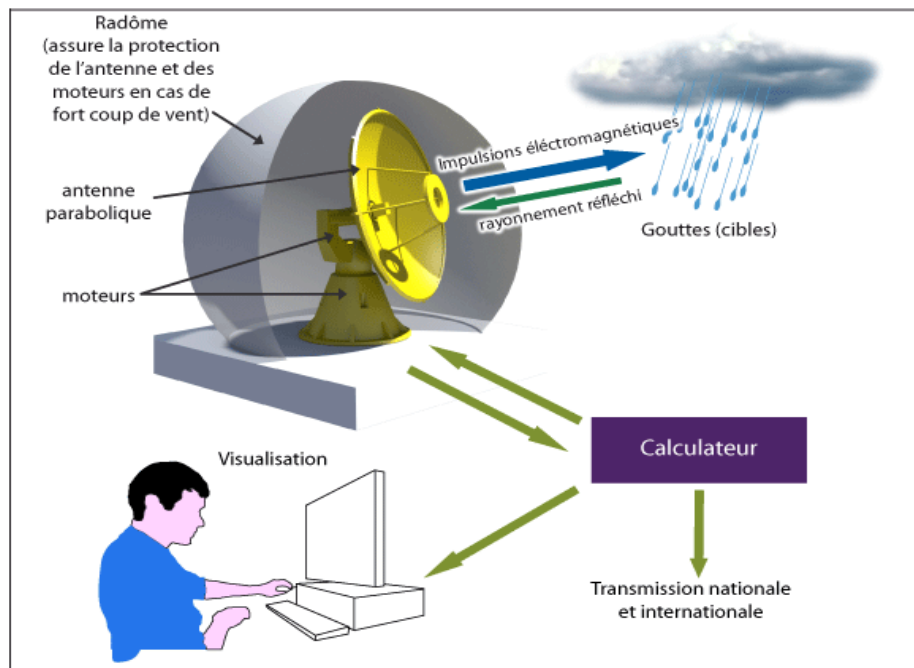


Fig. 1.1 Éléments constitutifs du radar

Un radar est constitué d'une antenne parabolique, d'un guide d'onde qui dirige l'onde vers l'antenne, d'un duplexeur qui est un commutateur électronique, d'un système d'émission-réception et d'un calculateur. L'antenne est équipée de plusieurs moteurs destinés à l'orienter verticalement et horizontalement. L'ordinateur assure le traitement du signal et permet la visualisation des échos radar et l'animation de plusieurs images successives. L'antenne parabolique du radar tourne et émet un faisceau d'ondes électromagnétiques. Ces ondes qui se déplacent à la vitesse de la lumière sont rétrodiffusées par les gouttes de pluie, les grêlons ou la neige.

Les radars utilisés en météorologie sont des radars à impulsion. Ils émettent des impulsions de très courte durée de manière périodique. Le signal émis est de haute fréquence, il est issu d'un oscillateur pilote et modulé en amplitude par une impulsion rectangulaire. L'intervalle entre deux impulsions est calculé pour une portée donnée du radar. Cela permet de recevoir les échos de retour venant des précipitations avant que l'impulsion suivante ne soit émise. On peut ainsi repérer la position, l'intensité et le déplacement des précipitations. Le radar calcule alors la distance qui le sépare des gouttes. Il localise ainsi les zones de précipitations à des distances atteignant 200 à 300 km et donne une estimation fiable dans un rayon de 80 à 120 km.

Selon sa configuration électronique, nous recensons deux types de radar météorologique : cohérent et non cohérent (voir Annexe A). Le signal produit par un radar non cohérent, permet de déterminer la nature de la cible, la distance à laquelle elle se trouve et sa position angulaire dans l'espace. Par contre, un radar cohérent donne, en plus des informations données par un radar non cohérent, la vitesse de déplacement de la cible par mesure de l'effet Doppler dû à son mouvement (Sauvageot, 1992). À la différence d'un radar à onde continue, un radar météorologique est considéré comme un radar monostatique, c'est-à-dire que l'émetteur et le récepteur du radar partagent une électronique et une antenne commune. Le traitement du signal de retour permet de calculer le facteur de réflectivité radar Z , exprimé en décibels (dBZ). Généralement, un radar météorologique est présenté comme un radar tournant à 360° sur son axe (représenté par son angle azimutal) avec un certain angle d'élévation par rapport au sol (voir figure 1.2).

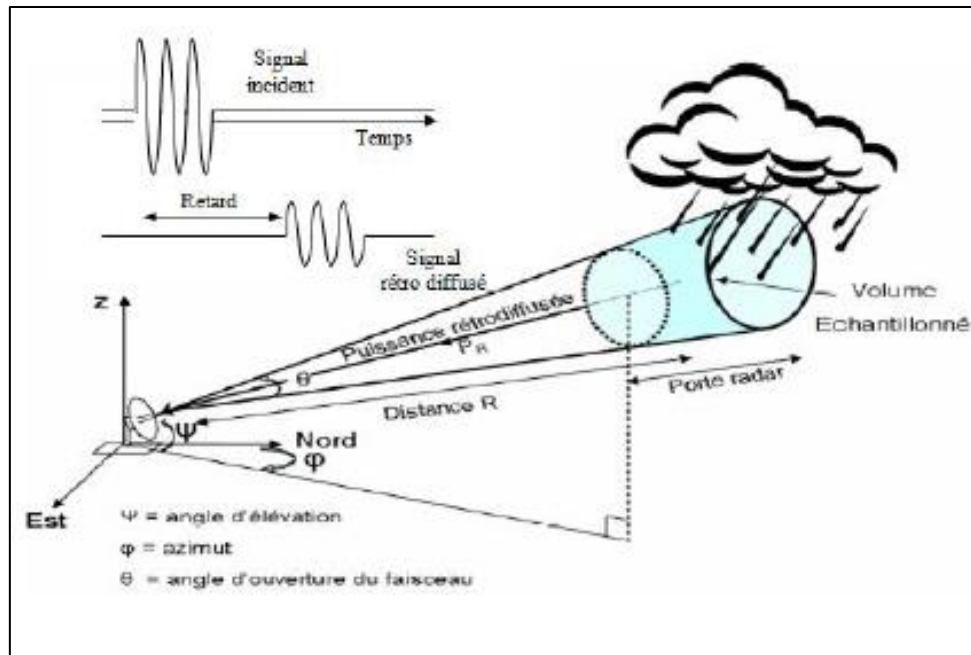


Fig. 1.2 Schéma de principe de fonctionnement d'un radar météorologique

L'imagerie radar joue désormais un rôle clé dans le dispositif de prévision des inondations et des événements extrêmes. L'image radar est perturbée par des obstacles fixes comme les montagnes ou les constructions au voisinage immédiat de l'antenne, qui renvoient des échos parasites et masquent les zones situées au-delà. L'implantation des radars doit être précédée d'une étude de site qui prend en compte ces éléments, afin d'assurer à cet instrument une efficacité optimale (Djafri et Haddad, 2013).

II. 3 Équation du radar

L'équation du radar traduit l'influence de phénomènes physiques sur la puissance rayonnée, la propagation de l'onde, et jusqu'à la réception du signal réfléchi (écho). Elle permet de réaliser une estimation des performances d'un système radar basée sur un bilan des puissances sur le trajet aller-retour d'une onde émise par cet instrument. L'équation radar dépend des caractéristiques du radar (antenne, circuits électroniques, guide d'onde, pertes de signal, etc.) qui sont constantes, ainsi de celles de la cible et du milieu traversé le long du trajet, qui varient dans le temps et dans l'espace. La distance entre l'émetteur et le récepteur est déduite du décalage de temps entre émission et réception. Si on néglige l'atténuation atmosphérique, le rapport entre la puissance reçue et celle transmise est donné par la relation suivante (Sauvageot, 1992).

$$P/P_t = \sigma G_m^2 \lambda^2 / (4\pi)^3 r^4 \quad 1.1$$

Où :

P = Puissance totale reçue par le radar (watts)

P_t = Puissance totale émise par le radar (watts)

G_m = gain maximum de l'antenne (dBi)

λ = longueur d'onde du radar (mètres)

σ = section efficace de rétrodiffusion de la cible ou surface équivalente radar (coefficient de réflexion de la cible, mètres carrés)

r = distance cible-radar (mètres)

La cible interceptée par le radar est aussi caractérisée par la réflectivité radar qui est donnée par :

$$\eta = \sum \sigma_i / V \quad 1.2$$

Où V est le volume d'impulsion contenant une multitude de centres diffuseurs de section efficace σ_i .

En tenant compte de l'atténuation atmosphérique (L_a) et de l'affaiblissement (L_r) dans le récepteur, l'équation du radar prendra la forme générale qui est donnée par la relation suivante (Sauvageot, 1992) :

$$P/P_t = \frac{G_m^2 \theta_0 \varphi_0 c \tau L_a^2 L_r \eta}{1024 \pi^2 L_n 2 r^2} \quad 1.3$$

Où $\theta_0 \varphi_0$ sont des angles d'ouvertures à 3 dB en site et en azimut, c est la vitesse de propagation des ondes, et τ la durée de l'impulsion radar. L'équation peut se mettre alors sous la forme suivante :

$$P = A \cdot L_a^2 \frac{\eta}{r^2} \quad 1.4$$

A , la constante du radar considéré, est obtenue par la mesure des caractéristiques de ce dernier.

II. 4 Réflectivité radar

La réflectivité (Z) exprimée usuellement en mm^6/m^3 , est la puissance estimée par un radar météorologique quand le faisceau rencontre des hydrométéores (pluie, neige, etc.). Nous utilisons une longueur d'onde radar comprise entre 1 et 10 cm afin que le retour agisse selon la loi de Rayleigh (le diamètre des cibles est beaucoup plus petit que la longueur d'onde du faisceau radar) (Lazri, 2013).

La réflectivité varie en fait comme la sixième puissance du diamètre D des cibles et le carré de leur constante diélectrique. Comme chaque goutte ou flocons a un diamètre différent, la réflectivité est donc la somme de la réflectivité individuelle de toutes les gouttes ou flocons. La distribution des gouttes est donc donnée par l'équation suivante (Marshall et Palmer, 1948) :

$$Z = \int_{D_{min}}^{D_{max}} D^6 N(D) dD \quad 1.5$$

Où $N(D)dD$ exprime le nombre de particules de dimensions comprises entre D et $D+dD$.

Le facteur de réflectivité est donné alors par la relation suivante (Sauvageot, 1992)

$$Z = \sum_i \Delta Z_i = \sum_i [N_i(D_i) \Delta D_i] D_i^6 \quad 1.6$$

Le facteur Z est une caractérisation de la répartition moyenne de la population des diffuseurs dans le volume V . Il est donné par la relation :

$$Z = \frac{1}{V} \sum_i D_i^6 \quad 1.7$$

Une échelle logarithmique définie par comparaison avec un niveau de référence de $1 \text{ mm}^6/\text{m}^3$ exprime le facteur de réflectivité en dBZ (Sauvageot, 1992) :

$$Z(\text{dBZ}) = 10 \log_{10}[Z(\text{mm}^6/\text{m}^3)] \quad 1.8$$

II. 5 Intensité de pluie R

L'intensité de pluie notée R , exprimée par unité de temps et de surface, est la quantité d'eau traversant une unité de surface pendant un intervalle de temps, en d'autres termes c'est la hauteur d'eau/temps (Lazri, 2013). Elle est donnée par la relation suivante (Darricaud, 1981 ; Sauvageot, 1992) :

$$R = \frac{\pi}{6} \int_{D_{min}}^{D_{max}} D^3 V_t(D) N(D) dD \quad 1.9$$

Où $V_t(D)$ représente la vitesse terminale de chute d'une goutte de pluie de diamètre D en l'absence de courant d'air vertical. Elle est fonction de son diamètre et peut être approchée par la relation suivante (Sauvageot, 1992) :

$$V_t(D) = kD^\alpha \quad 1.10$$

Où k et α sont des coefficients d'ajustement.

En posant certaines hypothèses sur le comportement de la pluie (son homogénéité, sa répartition, la constance de son intensité dans le volume traité), et connaissant les lois physiques qui régissent le comportement des gouttes d'eau (Quéré, 2004), une des toutes premières études, qui a permis de relier la réflectivité radar Z (en $\text{mm}^6 \cdot \text{m}^{-3}$) au taux de précipitation R de la pluie (en $\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$), est celle donnée par Marshall et Palmer (1948) :

$$Z=200R^{1.6} \quad 1.11$$

Ce type de relation Z - R est de la forme générale $Z=aR^b$. Elle est encore très utilisée de nos jours pour la caractérisation et l'étude des précipitations (avec des coefficients a et b adaptés selon le type de pluie stratiforme, convective et la zone d'observation : tropicale, tempérée etc...). Le choix de la longueur d'onde radar est très important, car elle doit correspondre aux ordres de grandeur des objets que l'on désire étudier (pas trop petite si l'on ne veut pas que l'onde soit trop atténuée, et pas trop importante si l'on veut pouvoir différencier la mesure du bruit instrumental) (Lazri, 2013).

II. 6 Modes de visualisation

Toutes les données obtenues par le sondage radar sont affichées selon leur format. Ainsi, la visualisation du signal radar reçu peut se faire selon quatre modes appelés respectivement : PPI (Plan Position Indicator), CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator), RHI (Range Height Indicator) et HTI (Hight Time Indicator) (Lazri, 2013).

- Mode PPI : c'est une représentation de la forme et de la position de la cible en azimut, dans le système de coordonnées polaires. Cette représentation est obtenue en imprimant à l'antenne radar un balayage circulaire ou semi circulaire et en synchronisant ce balayage à celui d'une base de temps circulaire d'un oscilloscope jouant le rôle d'organe de visualisation.
- Mode CAPPI : c'est un affichage radar qui donne une section transversale horizontale des données à une altitude constante. Il a été développé pour contourner certains

problèmes avec le PPI, à savoir l'altitude changeante avec la distance au radar et les problèmes des échos fixes près du radar.

- Mode RHI : c'est une représentation de la forme et de la position de la cible en site, dans le système de coordonnées polaires. Le même principe de balayage que celui de la représentation précédente est adopté.
- Mode HTI : c'est une représentation de l'intensité du signal émis et de son écho en fonction du temps. Cette représentation permet de trouver la distance qui sépare la cible du radar.

III. Les satellites météorologiques

Un satellite météorologique a comme mission principale le recueil de données qui constituent pour les services météorologiques une source d'information primordiale dans leurs activités opérationnelles de suivi et de prévision du temps et du climat. Le premier satellite météorologique, Tiros 1, a été lancé par les Américains en 1960. Les images de l'atmosphère qu'il transmettait n'étaient pas vraiment exploitables. Mais, depuis cette date, la technique a beaucoup évolué. Chaque nouvelle génération de satellite comporte des senseurs plus performants et capables d'effectuer des mesures sur un plus grand nombre de canaux, ce qui permet de les utiliser pour différencier les divers phénomènes météorologiques : nuages, précipitations, vents, brouillard, etc. De nos jours, il existe deux familles de satellites météorologiques : les satellites géostationnaires et les satellites défilants (voir figure 1.3).

- Les satellites géostationnaires en orbite élevée – environ 36 000 kilomètres – située au-dessus de l'équateur ;
- Les satellites défilants en orbite plus basse – environ 850 kilomètres – passant au voisinage des pôles.

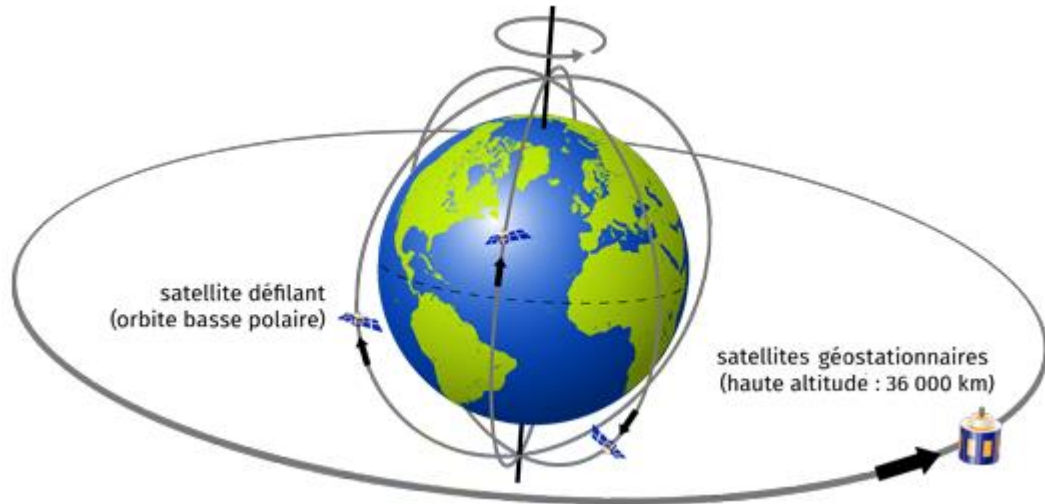


Fig. 1.3 Orbite basse polaire et orbite géostationnaire (Eumetsat, 2005).

L'ensemble de ces satellites permet d'assurer une couverture complète et continue de la planète (voir figure 1.4)

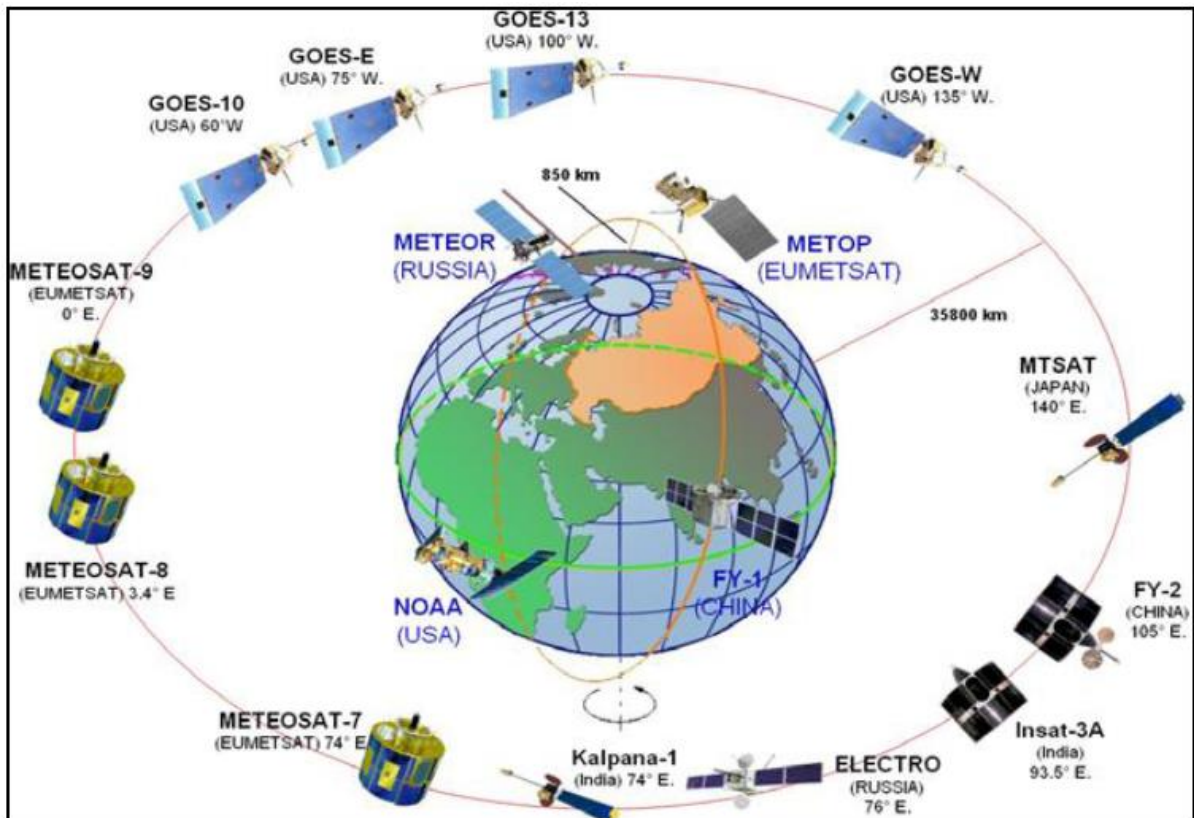


Fig. 1.4 Répartition des satellites météorologiques autour de la terre (Eumetsat, 2005).

III. 1 Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires tournent autour de la Terre sur une orbite située dans le plan de l'équateur, à 36 000 km d'altitude. Leur mouvement étant synchronisé avec la rotation de la Terre autour de l'axe des pôles, ils observent toujours la même partie de notre globe terrestre environ un tiers de la surface terrestre, avec une fréquence régulière.

Pour les applications météorologiques, le principal instrument utilisé sur les satellites géostationnaires est le radiomètre-imageur, ou imageur. Cet instrument mesure le rayonnement arrivant au satellite et provenant d'un élément de la surface et de l'atmosphère terrestres. L'image complète du globe terrestre est obtenue par un balayage combinant la rotation du satellite sur lui-même et l'orientation de l'imageur suivant une direction perpendiculaire au plan de l'équateur (figure 1.4). Le satellite européen Météosat est capable de fournir une image complète du globe toutes les demi-heures ; son successeur, MSG (Météosat seconde génération), plus performant, peut le faire toutes les quinze minutes.

Dans le canal visible, l'imageur « voit » à peu près ce que verrait l'œil humain : la lumière solaire réfléchi par la surface terrestre ou les nuages. Plus les nuages sont épais, plus la réflexion est forte et plus l'image est blanche. Ce canal n'est utilisable que lorsqu'il fait jour sur la Terre.

Dans le canal infrarouge, l'imageur mesure l'émission thermique de la cible, et donc sa température, cela de jour comme de nuit. S'il n'y a pas de nuages sur la ligne de visée, la cible est la surface terrestre ; s'il y a des nuages, la cible est leur sommet, dont le radiomètre donne la température. Nous en déduisons l'altitude du sommet des nuages : plus il est situé haut dans l'atmosphère, plus il est froid et plus l'image est blanche.

Dans le canal vapeur d'eau, l'imageur mesure la quantité de vapeur d'eau présente dans la moyenne troposphère.

L'imageur de MSG est plus perfectionné que celui de Météosat : il possède douze canaux, ce qui lui permet de mesurer des paramètres atmosphériques complémentaires : l'ozone, les aérosols, la stabilité, etc. (Ratier et al., 2003). Muni de son imageur, le satellite géostationnaire constitue pour les météorologistes un formidable outil de surveillance et de prévision immédiate du temps. Chaque demi-heure (Météosat) ou chaque quart d'heure (MSG), il indique où se trouvent les principales masses nuageuses (perturbations des latitudes tempérées, systèmes orageux, cyclones tropicaux...) et quels types de nuages les composent. Compte tenu de sa position fixe, nous pouvons « animer » une séquence d'images, ce qui donne une idée très précise de l'évolution et du déplacement des masses nuageuses. Grâce au satellite

géostationnaire, les météorologistes sont maintenant capables d'alerter les populations lorsqu'un cyclone tropical ou un ouragan se rapprochent dangereusement d'une région habitée.

III. 2 Les satellites à défilement

Ils sont utilisés en météorologie, tournant autour de la Terre sur une orbite beaucoup plus basse et dont le plan passe pratiquement près des pôles, à une altitude un peu inférieure à 1000 km et dans des trajets Nord et Sud (par exemple NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) pour les américains et METOP pour les européens). Ils font le tour de la Terre en deux heures. Pour la majeure partie d'entre eux, l'orbite est «héliosynchrone», ce qui signifie que le plan de l'orbite suit le déplacement apparent du Soleil autour de la Terre. De la sorte, les points de la Terre situés sur un même parallèle sont tous survolés à la même heure solaire.

Comme les satellites géostationnaires, les satellites défilants météorologiques sont munis d'un imageur à plusieurs canaux qui vise la surface de la Terre. L'image d'une partie du globe terrestre est obtenue en combinant l'avance du satellite sur son orbite et le balayage de l'imageur dans la direction perpendiculaire. L'imageur permet de surveiller les masses nuageuses, en particulier dans les régions de haute latitude (la Scandinavie, par exemple) qui échappent au satellite géostationnaire. En revanche, comme les satellites défilants ne survolent une région de moyenne latitude que deux fois par jour, leurs images ne peuvent pas être animées pour suivre le mouvement des masses nuageuses.

Dans le cas de notre travail, nous nous intéressons au satellite Météosat de seconde génération « MSG ». Aussi, pour situer ce satellite, nous décrivons brièvement la chronologie des satellites Météosat, puis nous présentons de façon plus détaillée le satellite MSG1.

III. 3 Satellites météorologique « Météosat »

Le programme Météosat fait partie du système mondial d'observation de l'atmosphère mis en place par l'Organisation Météorologique Mondiale OMM au milieu des années 1970. C'est un ensemble de satellites météorologiques en orbite géostationnaire, qui se situent à différentes longitudes et permet d'assurer un suivi global de la planète. Les images acquises couvrent toujours la même zone du globe terrestre durant un intervalle de temps fixé à l'avance. Les satellites Météosat sont utilisés pour des observations d'anticyclones, dépressions atmosphériques et masses nuageuses, permettant d'élaborer des bulletins météorologiques. Leurs données sont également essentielles pour anticiper les phénomènes violents tels que les

ouragans, les tempêtes ou les inondations. Le premier Météosat a été lancé en 1977 suivi d'une série de plusieurs satellites, dont le dernier « MSG4 » a été lancé en 2015.

III. 4 Satellite deuxième génération « MSG »

Près de vingt-cinq ans après le lancement du tout premier satellite Météosat, en novembre 1977, le premier exemplaire de la seconde génération de satellites européens de veille météorologique MSG-1 a été mis en orbite le 28 août 2002 par un lanceur européen Ariane 5 qui a décollé du Centre Spatial de Kourou, en Guyane française. Ce satellite devenu opérationnel le 9 janvier 2004 prend alors le nom de Meteosat-8. Puis c'est au tour de MSG-2 d'être lancé le 22 décembre 2005, avant d'être déclaré en service en juillet 2006 sous le nom de Meteosat-9. Le lancement des deux derniers satellites du programme Météosat Seconde Génération s'est fait en 2012 pour MSG-3 et en 2015 pour MSG-4.

L'imageur SEVIRI (Spinning Enhanced Visible & InfraRed Imager) transmet des images de l'hémisphère terrestre tous les quarts d'heure (au lieu d'1/2 heure avec Météosat) dans 12 canaux utilisant des bandes spectrales allant du visible à l'infrarouge (voir table 1.1). SEVIRI fournit des images avec une résolution spectrale, spatiale, et temporelle très intéressantes. De plus, en réduisant de 30 à 15 minutes le rafraîchissement des données, les satellites MSG permettent aux prévisionnistes de déceler plus facilement le déclenchement des phénomènes météorologiques à évolution rapide, comme les orages ou les tempêtes de neige (Eumetsat, 2005). La résolution des canaux infrarouges passe de 5 km à 3 km tandis que l'un des nouveaux canaux visibles fournit des images de 1 km de résolution au lieu des 2,5 km de la première génération. Ces satellites emportent également une charge utile pour la collecte et la retransmission, quasiment en temps réel, d'observations recueillies par les 12 canaux du MSG (Eumetsat, 2005).

Table 1.1 Les douze (12) canaux du satellite MSG

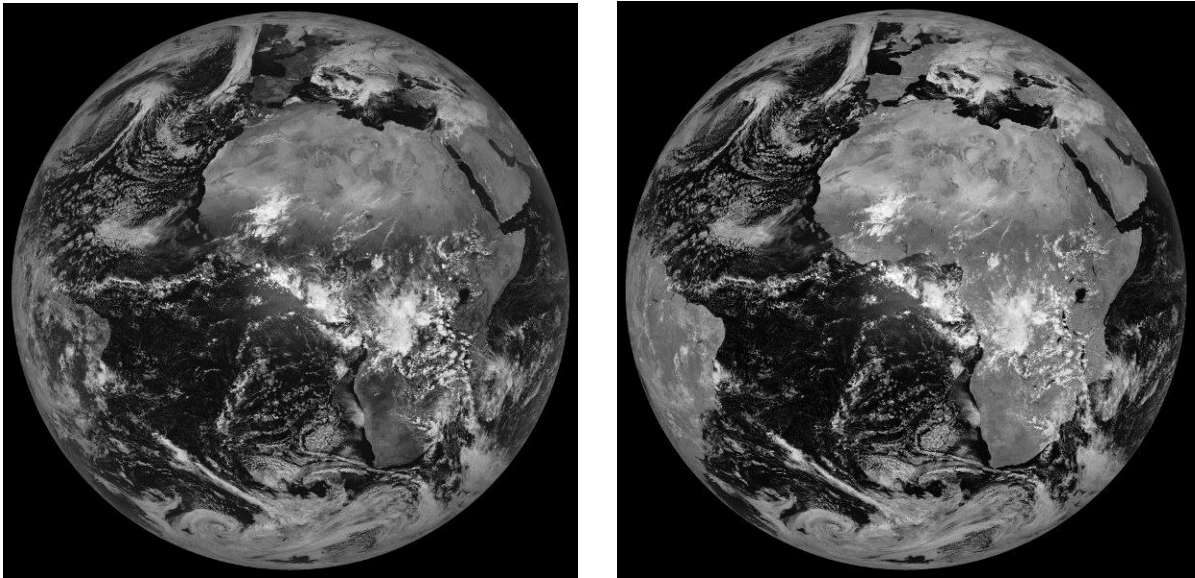
Nom du canal	Longueur d'onde centrale (µm)	Bande spectrale (µm)
VIS 0.6	0.635	0.56 – 0.71
VIS 0.8	0.81	0.74 – 0.88
IR 1.6	1.64	1.50 – 1.78
IR 3.9	3.92	3.48 – 4.36

WV 6.2	6.25	5.35 – 7.15
WV 7.3	7.35	6.85 – 7.85
IR 8.7	8.7	8.30 – 9.10
IR 9.7	9.66	9.38 – 9.94
IR 10.8	10.8	9.80 – 11.80
IR 12.0	12	11.00 – 13.00
IR 13.4	13.4	12.40 – 14.40
HRV	0.7	0.50 – 0.90

Le MSG produit deux sortes de fichiers images : image 1.0 et image 1.5. La première est l'image brute sans prétraitement. Quant à la deuxième, elle est corrigée géométriquement de toutes les perturbations introduites par le satellite (Lacaze et Bergès, 2005). Les différents canaux d'observation du radiomètre SEVIRI de MSG1 sont décrits dans les paragraphes qui suivent.

III. 4.1 Les canaux visibles

MSG1 possède deux canaux visibles : un dans la longueur d'onde 0.6 μm et l'autre dans la longueur d'onde 0.8 μm . Ces deux canaux sont perceptibles par l'œil humain. Les images provenant de ces canaux (figure 1.5) sont des images monochromes composées de niveaux de gris, et qui ont des caractéristiques similaires à l'image du visible de Météosat première génération. La taille des images est de 3712*3712 pixel. L'utilisation des images de ce canal visible permet la détection et le suivi des masses nuageuses durant le jour, ainsi que l'étude des terres émergées, les aérosols, et la surveillance de la végétation.



(a)

(b)

Fig. 1.5 Image de la terre perçue dans le canal du visible, (a) $0.6 \mu\text{m}$ et (b) $0.8 \mu\text{m}$.

III. 4.2 Les canaux High Resolution Visible HRV

Les images visibles de haute résolution sont générées par le satellite MSG, elles sont acquises dans la bande spectrale $0.4 - 1.1 \mu\text{m}$. La résolution spatiale de ces images est neuf fois plus fine (1 km^2) que les autres images composées par le capteur (3 km^2), mais représentant une zone réduite du globe terrestre (figure 1.6). Ce type d'images est bien adapté pour l'étude des nuages d'un point de vue structurale, les détails texturaux sont mieux distingués sur de telles images, cela permet la détection de structures nuageuses de petite taille. La taille de ces images est de $11136 * 5566$ pixels, où chaque pixel représente une réflectance entre 0 et 100%.

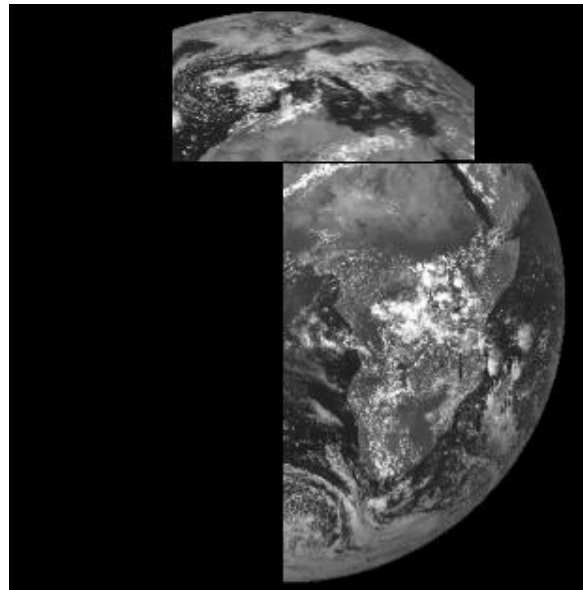
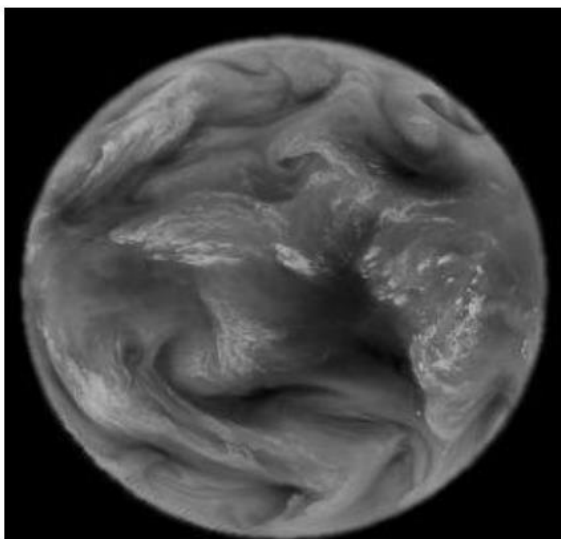


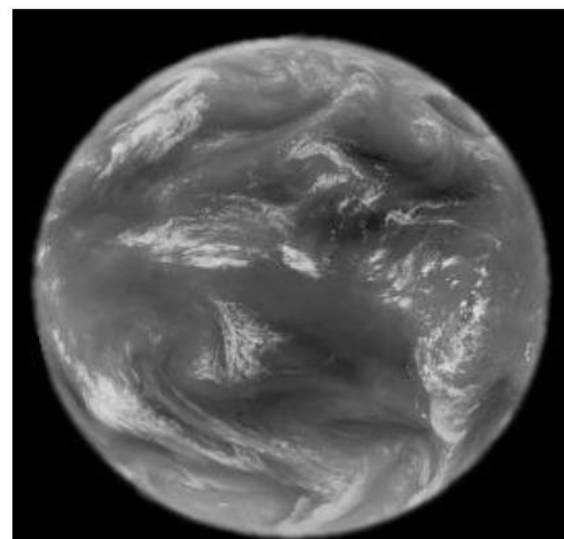
Fig. 1.6 Image de la terre perçue dans le canal HRV

III. 4.3 Les canaux vapeur d'eau

MSG1 possède deux canaux vapeur d'eau : WV 6.2 μm (figure 1.7 a) et WV 7.3 μm (figure 1.7 b). Ces canaux perpétuent le canal vapeur d'eau de Météosat première génération. Ils permettent de mesurer la vapeur d'eau dans la mésosphère, de fournir des traceurs pour les vents atmosphériques et d'afficher une altitude aux nuages semi-transparents. Les deux canaux séparés permettent d'obtenir des informations sur le contenu en vapeur d'eau à différents niveaux de la troposphère (Lazri, 2013).



(a)



(b)

Fig. 1.7 Image de la terre perçue dans le canal du vapeur d'eau, (a) 6.2 μm et (b) 7.3 μm .

III. 4.4 Le canal proche infrarouge NIR 1.6

Ce canal est situé dans la partie dite proche infrarouge du spectre électromagnétique à une longueur d'onde de $1.6 \mu\text{m}$. Il aide à faire la différence entre les surfaces nuageuses et permet de détecter la glace dans les nuages et la neige au sol. Il apporte aussi des informations sur la présence d'aérosols atmosphériques (Lazri, 2013). Un exemple d'image de MSG1 dans le canal NIR $1.6 \mu\text{m}$ est donné par la figure 1.8.

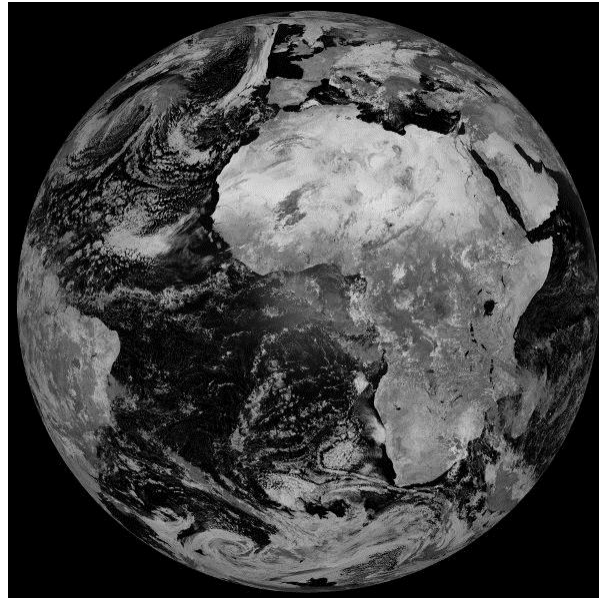


Fig. 1.8 Image de la terre perçue dans le canal NIR $1.6 \mu\text{m}$

III. 4.5 Le canal Infrarouge $3.9 \mu\text{m}$

Il est situé dans une partie du spectre électromagnétique à une longueur d'onde de $3.9 \mu\text{m}$ (figure 1.9). L'interprétation des images provenant de ce canal nécessite quelques précautions car la lumière du soleil influe sur le rayonnement reçu. Ce canal est utilisé principalement pour la détection des basses couches de l'atmosphère, à savoir les nuages bas, les brouillards nocturnes et les incendies de forêts. Il sert aussi à mesurer les températures à la surface de la terre et de la mer et fournit des informations sur l'humidité (Lazri, 2013).

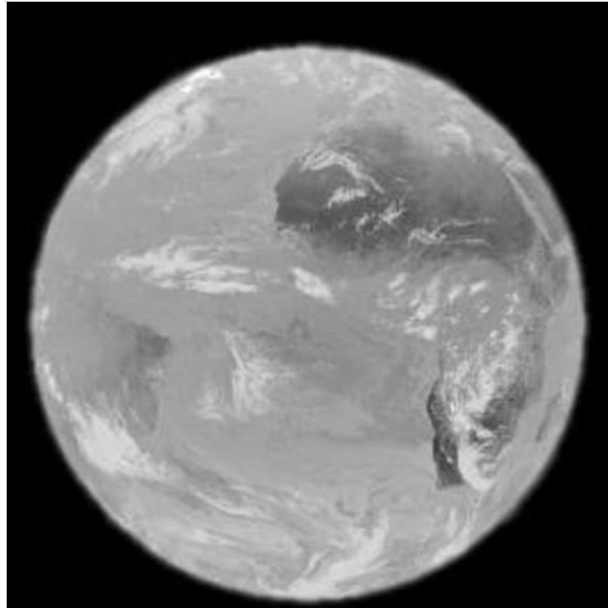


Fig. 1.9 Image de la terre perçue dans le canal IR 3.9 μm

III. 4.6 Le canal IR 8.7 μm

Ce canal est situé sur la longueur d'onde spectrale de 8.7 μm (figure 1.10). Il apporte essentiellement des informations quantitatives sur les masses nuageuses minces des cirrus et permet de faire la distinction entre les nuages de glace et les nuages d'eau liquide (Lazri, 2013).

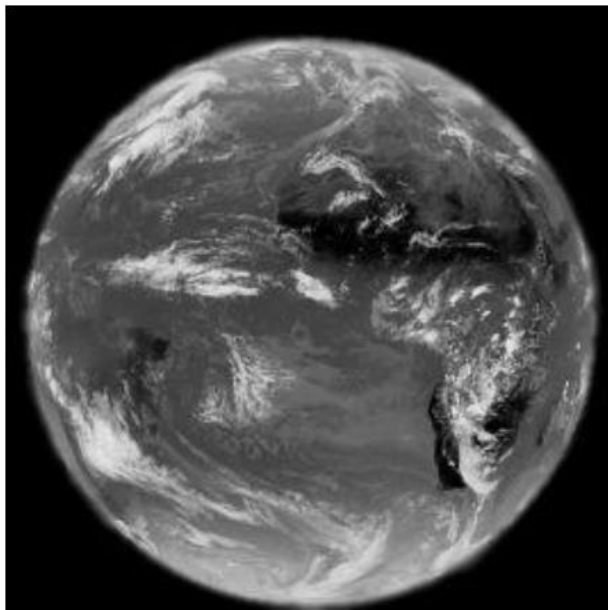


Fig. 1.10 Image de la terre perçue dans le canal IR 8.7 μm

III. 4.7 Le canal IR 9.7

Les images sont acquises dans la longueur d'onde $9.7 \mu\text{m}$ (figure 1.11). Ce canal est sensible à la concentration d'ozone dans la partie basse de la troposphère. Il sert à mesurer la quantité d'ozone contenue dans une colonne atmosphérique et à évaluer sa variabilité diurne, ainsi que la radiance de l'ozone pour assimilation en prévision numérique. Il peut aussi servir à établir les configurations d'ozone comme indicateurs des champs de vents à ce niveau (Lazri, 2013).

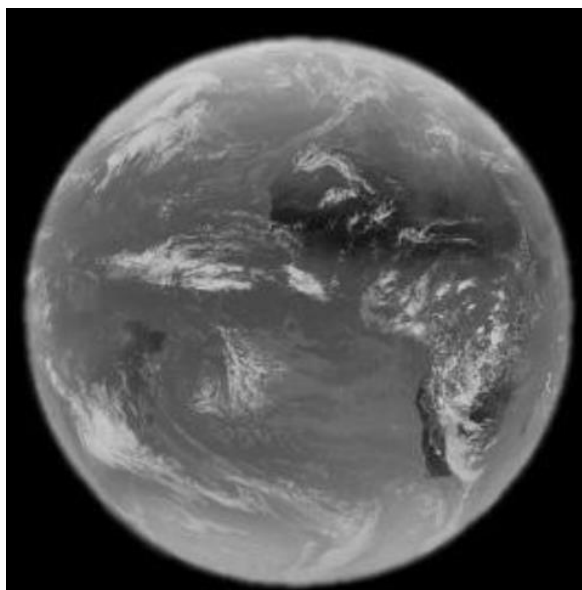


Fig. 1.11 Image de la terre perçue dans le canal IR $9.7 \mu\text{m}$

III. 4.8 Les canaux IR 10.8 et IR 12.0

Ils sont situés dans l'infrarouge thermique à des longueurs d'onde $10.8 \mu\text{m}$ et $12.0 \mu\text{m}$ (figure 1.12 a et 1.12 b). Chaque canal réagit à la température des nuages et de la surface terrestre. Ensemble, ces canaux permettent de réduire les effets atmosphériques en mesurant les températures de la surface de la terre et du sommet des nuages. Ils servent aussi au suivi des nuages pour déterminer les vents atmosphériques et estimer l'instabilité atmosphérique. Dans notre travail, nous avons utilisé les images issues du canal infrarouge $10.8\mu\text{m}$. Ce canal permet d'estimer la température des nuages, l'altitude du sommet des nuages ainsi l'épaisseur optique de ces derniers. De plus, il peut être utilisé pour la détermination du type des particules composant les masses nuageuses. Les nuages de cendres volcaniques sont aussi distingués par le biais de ce canal infrarouge. La taille des images sont de $3712 * 3712$ pixels.

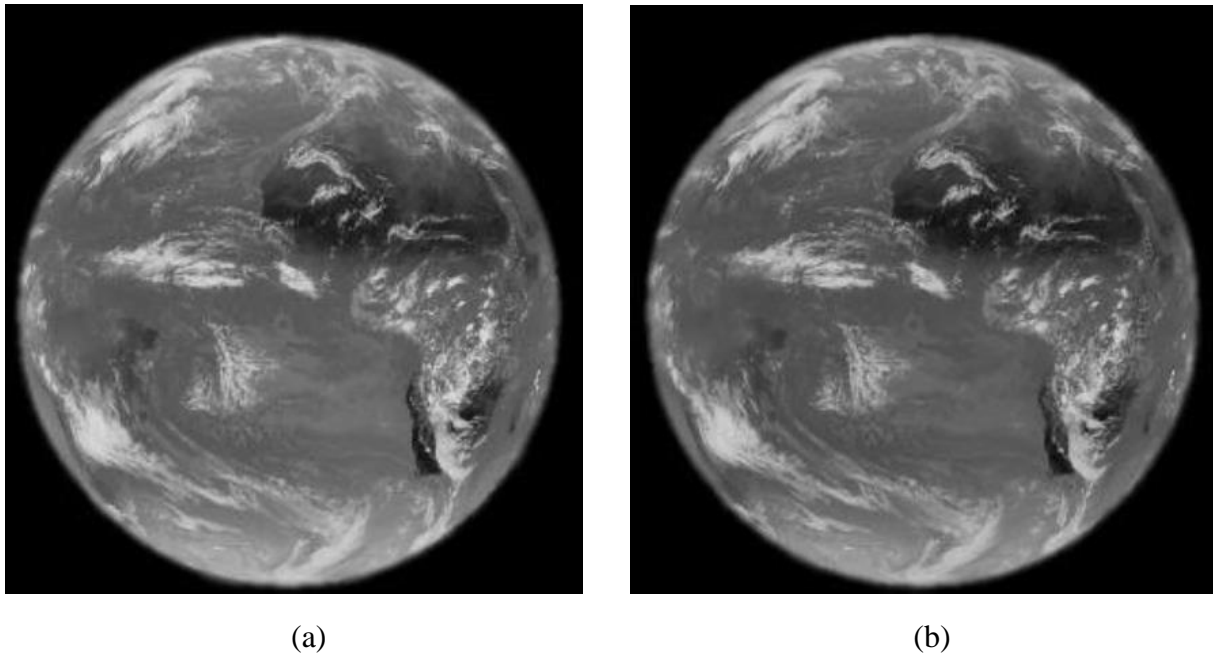


Fig. 1.12 Image de la terre perçue dans le canal Infrarouge, (a) $10.8 \mu\text{m}$ et (b) $12.0 \mu\text{m}$.

III. 4.9 Le canal IR 13.4

Ce canal est situé dans la partie du spectre où le rayonnement est absorbé par les molécules de dioxyde de carbone (CO_2), à une longueur d'onde de $13.4 \mu\text{m}$ (figure 1.13). Il contribue à améliorer la détermination du facteur de transmission des cirrus et à fournir des informations sur la température de la basse troposphère dépourvue de nuages pour les évaluations d'instabilité (Lazri, 2013).

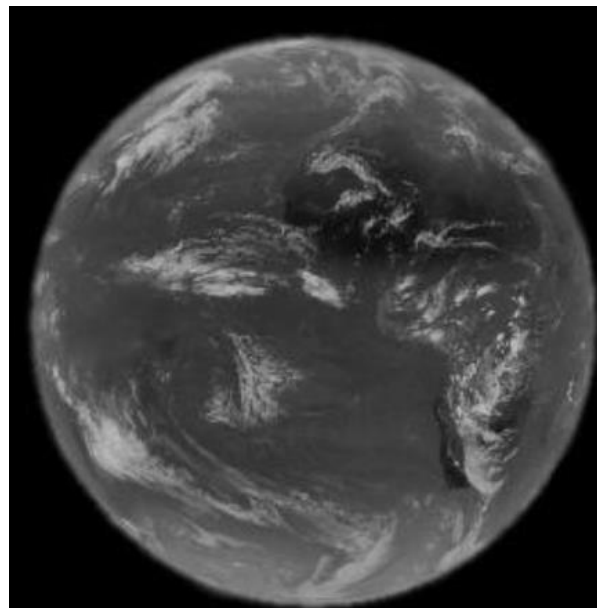


Fig. 1.13 Image de la terre perçue dans le canal IR $13.4 \mu\text{m}$

III. 5 Principe d'acquisition d'images par le capteur SEVIRI

Le radiomètre imageur SEVIRI est un radiomètre à balayage utilisé par le satellite MSG pour l'acquisition des images dans une plus large bande spectrale, grâce à la rotation du satellite autour de son axe principal d'inertie. Le satellite tourne à 100 tours par minute autour d'un axe parallèle à l'axe Nord-Sud de la terre. Un tour complet du satellite sur son axe prend 0.6 seconde. Le télescope du radiomètre de Météosat vise la terre par l'intermédiaire d'un miroir et balaie à chaque révolution du satellite une étroite bande de la surface terrestre (voir figure 1.14). L'angle de balayage ou d'ouverture correspondant, de 18° , est décrit en 30 ms. Pendant les 570 ms suivantes, le télescope vise l'espace et cette durée est mise à profit pour le réajustement des miroirs pour les préparer au prochain cycle de scan, de façon qu'au tour suivant, il balaie au sol une bande contiguë à la précédente, mais plus au nord (Eumetsat, 2004). L'acquisition complète de 3712 lignes d'image à l'aide de 3 détecteurs exige environ 1250 révolutions du satellite, accomplies en 12 minutes et 30 secondes. Les 2 minutes et 30 secondes suivantes sont consacrées au retour du miroir à sa position initiale.

Les performances de cet instrument, à la fois sur la résolution temporelle, la résolution spectrale et la résolution spatiale, vont permettre aux météorologistes de décrire plus précisément les processus atmosphériques et de déceler plus aisément les phénomènes localisés à évolution rapide ou violente, tels que les orages, les tempêtes de neige ou le brouillard.

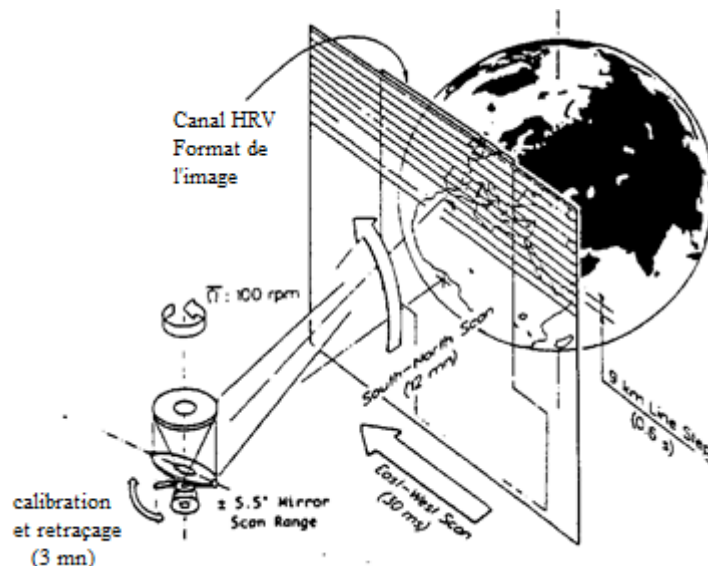


Fig. 1.14 Principe de l'imagerie de la terre (Eumetsat, 2013).

1- IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le radar météorologique et le satellite MSG, source des données exploitées dans ce travail. Le radar collecte dans notre cas des images dans trois sites où prévalent des climats différents alors que le satellite MSG permet l'acquisition d'images infrarouges et visibles sur douze longueurs d'ondes différentes, offrant à la communauté scientifique, et plus précisément aux météorologues, une vue précise de la couverture gazeuse de la terre pour étudier les différents changements atmosphériques, et décrire les aspects climatiques qui se développent sur terre. La fine résolution du radar et la large couverture spatiale du satellite, à haute résolution, associée à sa bonne résolution temporelle, présentent un compromis important pour dépasser les obstacles spatio-temporelles entre les phénomènes climatiques et la prévision précise de leurs apparitions. Une des notions de discussion de la structure des précipitations est la notion fractale. Dans le chapitre deux, nous allons appliquer le concept fractal aux images radar en vue de l'identification des échos parasites et la classification des cellules convectives et stratiformes.

Chapitre II

Analyse Fractale

I. Introduction

Dans le monde réel, la géométrie Euclidienne ne permet pas de caractériser toutes les formes d'objets existantes. C'est ainsi qu'est née une nouvelle discipline appelée Géométrie fractale qui est en réalité un complément de la géométrie Euclidienne.

A la fin des années 70, Mandelbrot (1975, 1977, 1983) a introduit la notion de fractales pour désigner des objets qui ont une forme très irrégulière, très interrompue ou fragmentée (géométriquement compliquée). Il a désigné la géométrie fractale pour caractériser ces objets aux propriétés inhabituelles en géométrie classique. La géométrie fractale peut être comprise comme une étendue de la géométrie Euclidienne. La notion de *fractale* en fait regroupe dans un cadre géométrique unique de nombreux travaux mathématiques antérieurs. En effet, les objets concernés ont été inventés dès la fin du XIXe siècle par des mathématiciens comme Cantor, Peano... (Peano, 1890 ; Cantor, 1884 ; Von Koch, 1904).

Le concept de géométrie fractale fournit en effet un cadre solide pour l'analyse des phénomènes naturels. Aujourd'hui, nous trouvons la géométrie fractale appliquée dans divers domaines de la science et de la technologie tels que la biologie, la physique, la chimie, la géographie, l'hydrologie, le volcanisme, les structures de matériels, l'informatique, la musique, l'économie et les finances, etc. (Mandelbrot, 1975a, 1977 et 1982 ; Barnsley, 1988 ; Falconer, 1990 ; Feder, 1988). Dans le domaine de l'analyse et traitement d'images, l'étude fractale fournit des informations riches en contenu et représente un élément nécessaire pour la connaissance de leur structure (Kpalma, 1994).

Les fractales étant des objets présentant des irrégularités géométriques, leur description et leur modélisation s'effectuent à l'aide d'un indice puissant de mesure de ces irrégularités. Nous citons la méthode de la « dimension fractale » (Mandelbrot, 1983; Feder, 1988; Falconer, 1990 ; Barnsley, 1988 ; Hasting et Sugihara, 1993) et la technique de la « lacunarité fractale » (Falconer, 1990). Dans notre travail, nous avons appliqué la méthode de Box-counting pour le calcul de la dimension fractale (Lovejoy et Schertzer, 1990) et l'approche d'Allain et Cloitre pour estimer la Lacunarité (Allain et Cloitre, 1991) en vue du traitement des images radar.

II. Concept théorique

II. 1 Les fractales

Le mot « fractal », est un terme proposé par Mandelbrot en 1974 à partir de la racine latine “fractus”, qui est synonyme d’irrégulier et fragmenté ((Mandelbrot, 1982). Les objets fractals sont des ensembles qui présentent des irrégularités à toute échelle et ils sont issus d’un processus itératif qui présente un caractère d’autosimilarité et qui peut être défini de manière récursive (Mandelbrot, 1982 ; Kpalma, 1994). En effet, la notion de géométrie fractale est étroitement liée aux propriétés d’invariance par changement d’échelle : une structure fractale est la même « *de près comme de loin* » (figures 2.1 et 2.2).

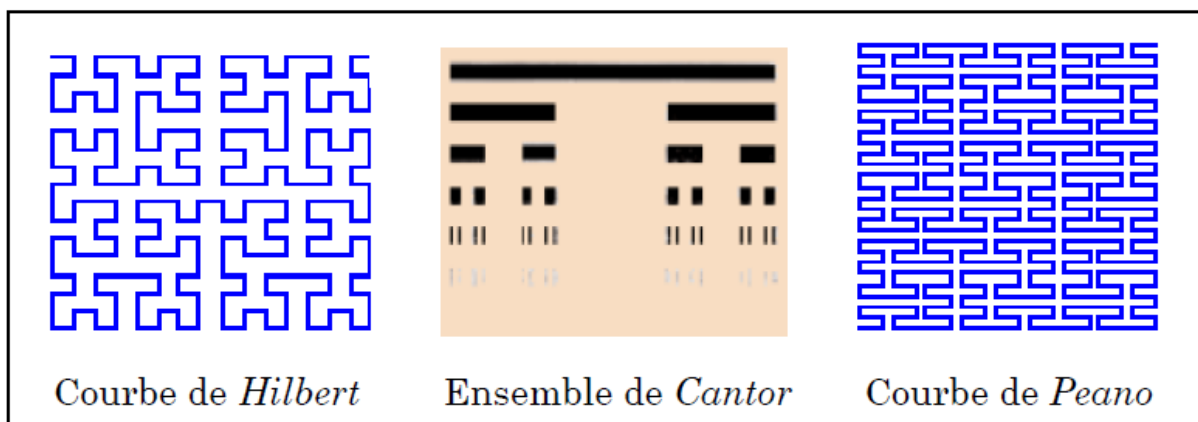


Fig. 2.1 Quelques exemples de fractales (Peano, 1890 ; Cantor, 1884).

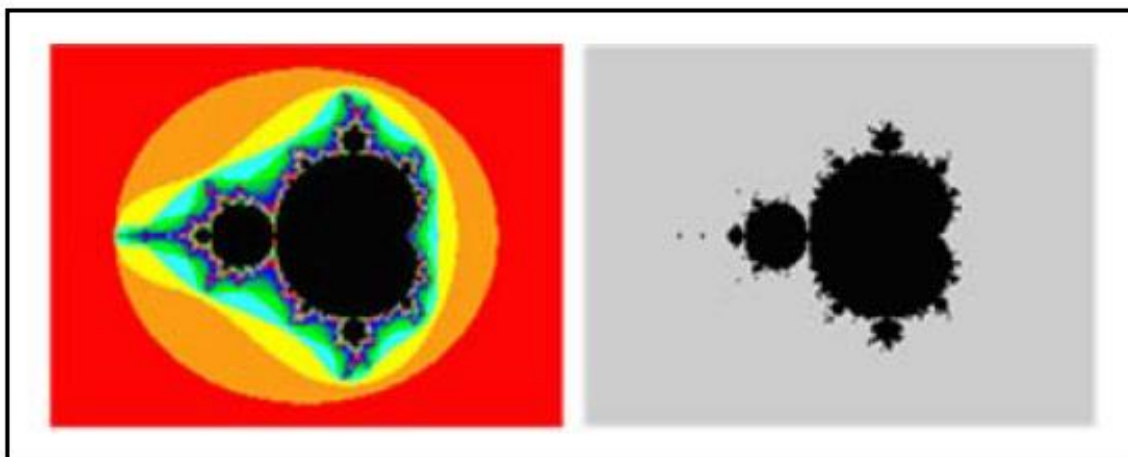


Fig. 2.2 Ensemble de *Mandelbrot* (Mandelbrot, 1975).

II. 2 Dimension fractale

Mathématiquement, pour chaque espace métrique est associé un nombre caractéristique appelé « dimension ». La plus fréquemment utilisée est celle désignée par « dimension topologique » ou « euclidienne ». Les figures géométriques simples ont des dimensions euclidiennes entières. Ainsi, le point est de dimension euclidienne 0, une ligne droite est de dimension 1, une surface est de dimension 2 et un volume est de dimension 3 (Gaha, 2007).

Cependant, pour caractériser des ensembles fractals, la géométrie fractale se sert de la notion de dimension fractale (Mandelbrot, 1967, 1977, 1983; Feder, 1988; Falconer, 1990; Barnsley, 1988 ; Hasting et Sugihara, 1993). Quand nous parlons de dimension, nous avons l'idée qu'elle contient des informations sur les propriétés géométriques d'un ensemble et cette notion est un outil important dans la géométrie fractale.

Il existe plusieurs manières de mesurer l'irrégularité d'un ensemble, et donc différentes définitions de cette notion. Nous citerons la dimension de Hausdorff-Besicovitch, la dimension aire périmètre, la dimension de Minkowskie-Bouligand, la dimension des boîtes box-counting et la dimension d'homothétie (Gouyet, 1992). Toutes ces dimensions ont la particularité de ne pas être nécessairement entières. Elles peuvent être fractionnaires ($1/2$; $3/4$; etc.), ou même irrationnelles (π). Bien que leur domaine d'application naturel soit l'univers des structures irrégulières, elles gardent un sens et peuvent être calculées pour tout ensemble, et donc aussi pour les ensembles réguliers (les lignes, les surfaces, etc.).

Dans le cas de l'analyse des nuages, deux approches sont principalement utilisées. Il s'agit de l'approche aire/périmètre (Mandelbrot, 1983 ; Lovejoy, 1982 ; Lawford, 1996 ; Benner et Curry, 1998) et celle de la dimension de Minkowski-Bouligand ou Box-Counting (Lovejoy *et al.*, 1987).

II. 2.1 L'approche Aire / Périmètre

L'approche Aire-périmètre est conçue principalement pour mesurer la dimension des objets codés en images digitales. Elle peut être utilisée dans le calcul de la dimension fractale des objets complexes grâce à leurs périmètres et surfaces. Cette approche est basée sur le calcul des aires S et des périmètres P des objets (Seuront, 2010 ; Mandelbrot, 1983) :

$$P = C_1 \cdot S^{D_f/2} \quad 2.1$$

Où P est le périmètre de l'écho, S est l'aire de l'écho, C_1 est une constante et D_f représente la dimension fractale (valeur de D_f est supérieure ou égale à 1). Alors la dimension Aire / Périmètre D_f est définie par :

$$D_f = 2 * \log(P/C_1) / \log(S) \quad 2.2$$

La valeur de D_f caractérise l'irrégularité du contour de l'écho. Théoriquement, la valeur de D_f vaut 1 pour des contours lisses ou réguliers tels le rectangle ou le cercle. La dimension fractale des nuages peut dépasser dans certains cas la valeur 2.

II. 2.2 La dimension de Minkowski-Bouligand :

Cette méthode est basée sur l'idée de Minkowski de dilater l'objet dont on veut calculer la dimension fractale par des disques de rayon ε et centré sur E . L'union de ces disques forme alors le « recouvrement de Minkowski » (Harrouni, 2006).

Soit $S(\varepsilon)$, l'aire de l'objet dilaté ou recouvert et D_M la dimension de Minkowski-Bouligand. Bouligand définit la dimension D_M comme suit (Dubuc et al, 1989):

$$D_M = 2 - \lambda(S) \quad 2.3$$

$\lambda(S)$ est appelé facteur de similitude et il représente l'ordre infinitésimal de la surface $S(\varepsilon)$. Il est défini par :

$$\lambda(S) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln[S(\varepsilon)]}{\ln(\varepsilon)} \quad 2.4$$

\ln est le logarithme népérien. En remplaçant $\lambda(S)$ par sa valeur dans la relation (2.3), nous obtenons :

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left[2 - \frac{\ln[S(\lambda)]}{\ln(\varepsilon)} \right] \quad 2.5$$

Les propriétés du logarithme permettent de mettre la relation (2.5) sous la forme suivante :

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \left[\frac{S(\lambda)}{\varepsilon^2} \right]}{\ln(1/\varepsilon)} \quad 2.6$$

Nous obtenons la relation linéaire suivante :

$$\ln\left(\frac{S(\varepsilon)}{\varepsilon^2}\right) = D \ln(1/\varepsilon) + \text{Constante} \quad 2.7$$

Avec $\varepsilon \rightarrow 0$

La dimension fractale représente alors la pente de la droite $\ln\left(\frac{S(\varepsilon)}{\varepsilon^2}\right) = f\left(\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\right)$ ajustée par la méthode des moindres carrés (Harrouni, 2006).

II. 2.3 La dimension de Box-Counting « Comptage des boîtes » :

Cette méthode est basée sur le recouvrement de l'espace dans lequel est inclus l'objet dont on veut calculer la dimension fractale par une grille constituée de carrés (ou de « boîtes ») de côté ε . Le nombre $N(\varepsilon)$ représente le nombre de boîtes qui servent à paver les cellules présentes dans cette image analysée (Harrouni, 2006). La dimension de boîtes est alors définie par (Lovejoy et Schertzer, 1990) :

$$D_f = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln[N(\varepsilon)]}{\ln(1/\varepsilon)} \quad 2.8$$

Le nombre de boîtes $N(\varepsilon)$ contenant les pixels des contours des nuages sont comptabilisés. En représentant pour différentes valeurs de ε , $\ln(N(\varepsilon))$ en fonction de $\ln(1/\varepsilon)$, nous obtenons un nuage de points $\{\ln(N(\varepsilon)), \ln(1/\varepsilon)\}$ (figure 2.3). La pente de la droite qui ajuste le nuage de points donne l'estimation de la dimension fractale D_f .

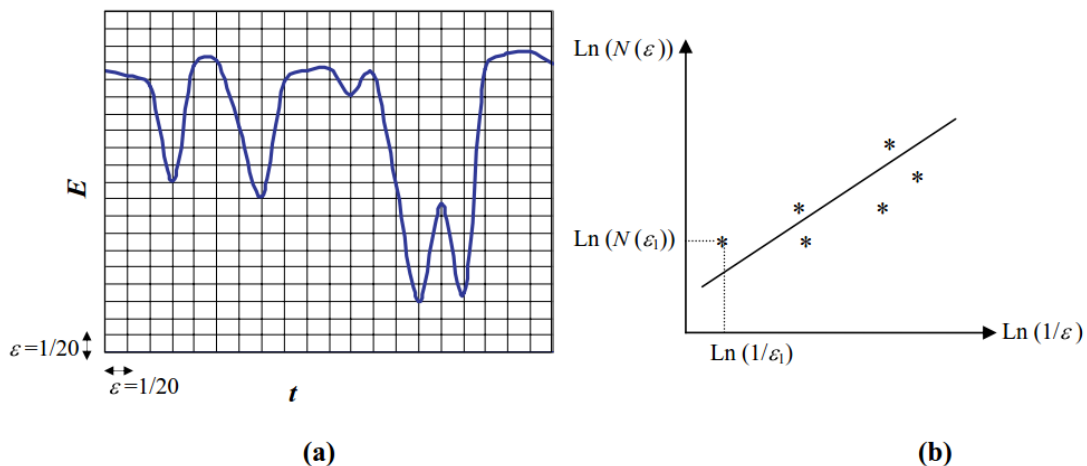


Fig. 2.3 Exemple illustrant la méthode de Box-counting (Harrouni, 2006).

a) Recouvrement de la courbe par une grille de boîtes

b) Tracé de la droite log-log

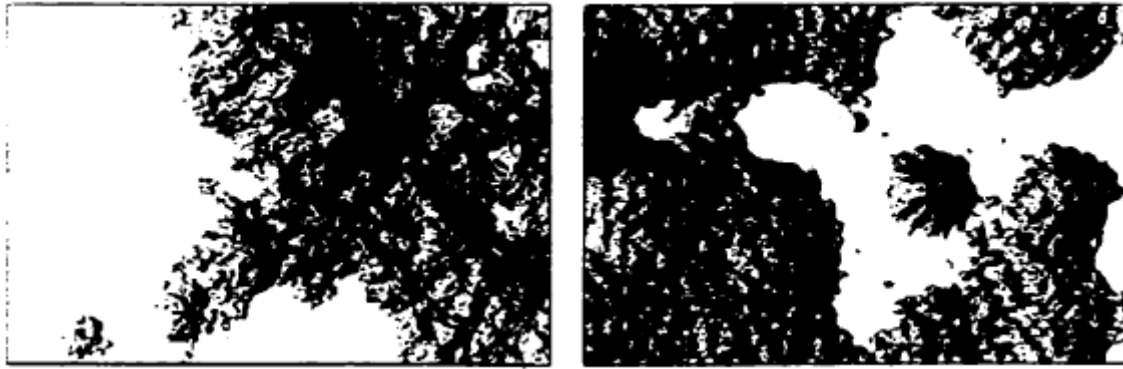
Dans notre cas, nous avons appliqué la méthode de Box-counting pour le calcul de la dimension fractale (Lovejoy et Schertzer, 1990).

II. 3 Lacunarité fractale

Parallèlement à la dimension fractale, la lacunarité est une autre mesure fractale multi-échelle du second ordre qui est capable de caractériser la texture d'un objet fractal en mesurant la distribution de trous dans l'image. (Mandelbrot, 1982).

Deux objets fractals peuvent avoir la même dimension fractale et posséder la même propriété d'auto-similarité, mais ils risquent d'avoir une très faible ressemblance, surtout en terme de rugosité de surface. La lacunarité fractale n'est pas exprimée avec un seul nombre comme la dimension fractale mais varie en fonction de l'échelle d'analyse (Plotnick, 1995). En effet, la dimension fractale est une mesure de l'irrégularité d'un objet qui décrit son déploiement dans l'espace, mais ne prend pas en compte la distribution spatiale de ses composants dans l'espace. En introduisant la notion de lacunarité, on désire caractériser la distribution des trous dans un objet à une échelle donnée (Mandelbrot, 1982). Cette caractéristique fait de la mesure de la lacunarité un très bon estimateur de rugosité de surface (Lina, 1999). Plus un objet est homogène et plus sa lacunarité sera faible. A l'inverse, plus la variété de trous contenus dans un objet est grande, plus sa lacunarité sera élevée (Falconer, 1990). De plus, l'invariance dépend de l'échelle d'observation. En effet, un objet très hétérogène à une échelle pourra apparaître homogène à une échelle plus grande (Guo et al., 2009 ; Lehamel, 1979).

Mandelbrot et Van Ness (1968) ainsi que Voss (Voss 1986) ont montré que des textures différentes peuvent partager une même dimension fractale. Ainsi la lacunarité seule ou une combinaison de la dimension fractale et la lacunarité sont souvent utilisées comme des outils appropriés pour la segmentation d'images (Keller et al., 1989 ; Dong, 2000 ; Lehamel, 1979). Sur la figure 2.4, deux exemples de fractales de mêmes dimensions sont présentés : les deux objets possèdent la même propriété d'auto similarité bien qu'ils n'aient qu'une très faible ressemblance, surtout en termes de rugosité de surface. La surface de forte rugosité possède une lacunarité faible, et inversement, la surface la plus lisse possède une caractéristique lacunaire élevée (Lehamel, 1979).



(a) lacunarité faible

(b) lacunarité forte

Fig. 2.4 Deux surfaces de même dimension fractale et de rugosité différente (Lina, 1999).

Il existe dans la littérature plusieurs méthodes pour calculer la lacunarité fractale, à savoir la méthode d'Allain et Cloitre, la méthode de Voss et la méthode de Keller Chen et Crownover.

II. 3.1 Méthode d'Allain et Cloitre

L'algorithme d'Allain et Cloitre, proposé en 1991, permet de déterminer la lacunarité des images binaires. Il est basé sur la technique de glissement de boîte (Allain, Cloitre. 1991). Dans cet algorithme, nous considérons un carré (boîte) de côté L centrée sur le premier pixel de l'image de taille $(M \times M)$, tel que $L \leq M$. Cette boîte est translatée (glissée) horizontalement sur toute l'image de gauche vers la droite, avec un pas de 1 (figure 2.4 a). Ainsi, à la fin de cette opération, l'élément structurant atteint $(M-L+1)$ positions possibles et une distribution de masse $n(m, L)$ est déterminée pour chaque ligne de l'image. Cette dernière représente le nombre de boîtes de côté L et de masse m . La masse m représente le nombre de pixels contenus dans une boîte (Lehamel, 1979). En divisant la quantité $n(m, L)$, par le nombre total de boîtes de rayon L , nous obtenons la distribution de probabilité $p(m, L)$ qui correspond à la fréquence d'occurrence d'une boîte de masse m et de côté L .

Afin d'analyser les propriétés d'une telle distribution, une méthode classique consiste à étudier ses moments statistiques d'ordre q , $q \in \mathbb{N}^*$ notés $Z(q, L)$ tels que (Allain, Cloitre. 1991) :

$$Z(q, L) = \sum_{m=1}^{m_{\max}} m^q P(m, L) \quad 2.9$$

Nous nous intéressons uniquement aux deux premiers moments $q=1$ et $q=2$. La lacunarité $A(L)$ à l'échelle L est définie comme étant le moment relatif d'ordre 2 (rapporté à la moyenne):

$$\Lambda(L) = \frac{Z^2(q, L)}{(Z^1(q, L))^2} \quad 2.10$$

La lacunarité est définie comme une fonction de L . Par conséquent, elle est dépendante de l'échelle. Afin de mieux interpréter le comportement de $\Lambda(L)$, nous pouvons noter que :

$$Z^1(q, L) = \bar{s}(L) \quad \text{et} \quad Z^2(q, L) = s^2(L) + \bar{s}^2(L) \quad 2.11$$

Où : $\bar{s}(L)$ est la moyenne des masses par boîte, notée μ ; s^2 est la variance des masses par boîte, notée σ^2 . Donc la lacunarité $\Lambda(L)$ sera définie par (Allain et Cloitre, 1991) :

$$\Lambda(L) = \frac{s^2(L)}{\bar{s}^2(L)} + 1 = \frac{\sigma^2}{\mu^2} + 1 \quad 2.12$$

Notons que les objets possédant les collections de trous les plus homogènes ont une lacunarité plus petite puisque la variance des masses est plus faible (figure 2.5). Aussi, d'après les équations démontrées ci-dessus, la lacunarité décroît avec l'augmentation du rayon de boîtes L . En effet, lorsque L devient suffisamment grand, toutes les boîtes contiennent la quasi-totalité de l'objet et par conséquent ont sensiblement la même masse m . Ce qui a pour effet de faire tendre la variance vers 0 et donc la lacunarité vers 1.

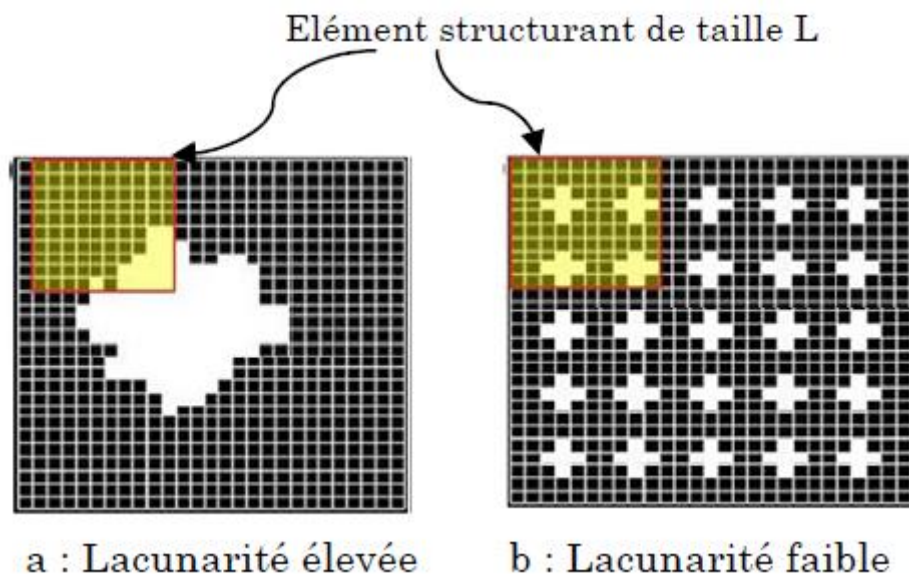


Fig. 2.5 Mesure de la lacunarité selon Allain et Cloitre (Lehamel, 1979).

II. 3.2 Méthode de Voss

Cette méthode est basée sur une notion probabiliste. Elle a été proposée par Voss en 1986, en considérant les mêmes paramètres utilisés pour le calcul de la dimension fractale (Voss, 1986). L'image est considérée comme une surface dans l'espace R^3 .

Soit un cube de taille L , centré sur un point arbitraire $Q(x,y,z(x,y))$ de la surface et $P(m,L)$ la probabilité de trouver m niveaux de gris ($m \neq 0$) à l'intérieur de ce cube, $\forall L: P(m,L) = (n(m,L) \times m)/M$, soit :

$$n(m,L) = \frac{M}{m} P(m,L) \quad 2.13$$

Où $n(m,L)$ est le nombre moyen de cubes de taille fixe L , contenant m points (m prend des valeurs différentes) sur l'ensemble des M pixels qui composent la surface de l'image. Selon Voss (1986), la lacunarité est définie comme suit :

$$\Lambda(L) = \frac{M^2(L) - (M(L))^2}{(M(L))^2} \quad 2.14$$

Où $M(L) = \sum_{m=1}^N m P(m,L)$ et $M^2(L) = \sum_{m=1}^N m^2 P(m,L)$

II. 3.3 Méthode de Keller Chen et Crownover

La lacunarité définie par Voss fournit des résultats de segmentation médiocres si des boîtes de petites dimensions sont utilisées. (Keller, et al.) ont proposé en 1989 une autre méthode qui permet d'obtenir de bons résultats sur des ensembles de petite taille. En utilisant les mêmes paramètres de la méthode de Voss, la lacunarité est définie comme suit (Keller, et al., 1989):

$$\Lambda(L) = \frac{M(L) - N(L)}{M(L) + N(L)} \quad 2.15$$

Avec : $N(L) = \sum_{m=1}^N \frac{1}{m} P(m,L)$ et $M(L) = \sum_{m=1}^N m P(m,L)$

Dans notre cas, nous utilisons la méthode d'Allain et Cloitre, très utilisée dans la littérature, basée sur l'algorithme de glissement de boîtes (Plotnick et al., 1993 ; Henebry al., 1995).

II. 4 Relation entre Dimension Fractale et Lacunarité Fractale

La dimension fractale et la lacunarité fractale sont deux mesures physiques utilisant la géométrie fractale. Rappelons que la dimension fractale correspond à la mesure de la distribution des masses, tandis que la lacunarité donne la répartition des trous. Ces deux mesures sont complémentaires c'est-à-dire, quand l'une décroît (diminue) l'autre croît (augmente). Cette

conclusion a été vérifiée dans plusieurs cas (Krasowska et al., 2004). En effet, la lacunarité est une mesure désignée à accompagner l'analyse fractale dans le cas où les images ont des dimensions fractale similaires. La relation liant la lacunarité et la dimension fractale est donnée par la relation suivante (Armatas et al., 2002 ; Smith, 1996) :

$$D_0 = 2,47 - 1,4 L \quad 2.16$$

Avec D_0 , la dimension fractale et L , la lacunarité fractale.

III. Types d'échos Radar

III. 1 Échos fixes

Les échos fixes sont produits chaque fois que les faisceaux radar rencontrent des obstacles fixes. Ces obstacles peuvent être des structures naturelles ou artificielles, de taille réduite près du radar (bâtiment, pilonne, arbres, immeubles, etc.) ou une partie du relief à plus grande distance (collines, montagnes, etc.) (voir figures 2.6 et 2.7).

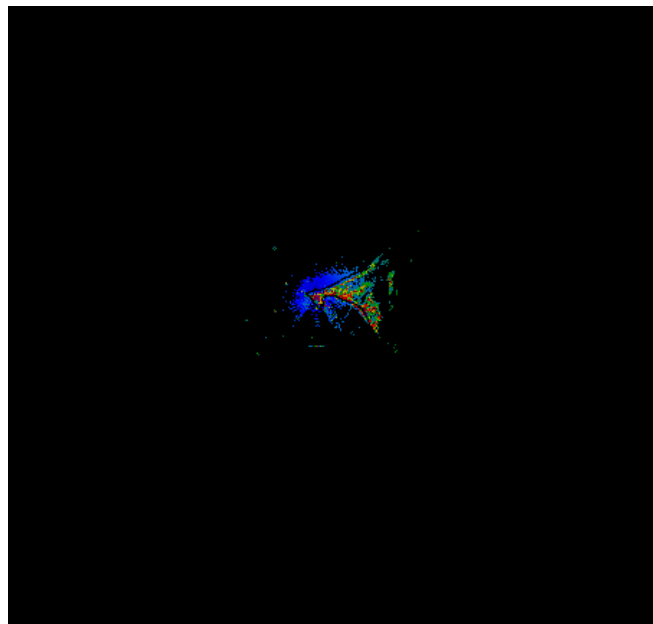


Fig. 2.6 Échos du sol observés à Dakar.

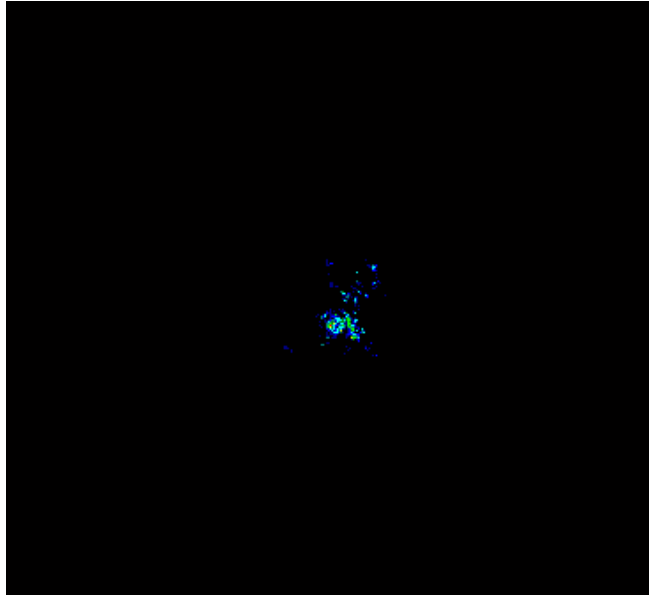


Fig. 2.7 Échos du sol observés à Bordeaux.

Ces échos sont en général facilement repérables car ils sont toujours situés au même endroit sur les images radar. Ils sont aussi caractérisés par une vitesse moyenne nulle et des largeurs de spectre étroit et, par conséquent, ces attributs peuvent être utilisés pour identifier les échos fixes. Ces échos peuvent devenir gênants lorsque leur intensité est importante ou s'ils sont situés dans la zone de l'image qui intéresse l'utilisateur. Ces échos affectent surtout les données récoltées à basse altitude et à faible distance du radar.

III. 2 Propagation anormale (*Anomalous propagation*)

Sous certaines conditions atmosphériques, l'indice de réfraction de l'air s'éloigne de la normale et le faisceau radar suit une trajectoire particulière, soit vers la surface, soit vers le haut. C'est ce qu'on nomme la propagation anormale. Les effets météorologiques à l'origine de la propagation anormale sont clairement identifiés. La stratification (avec évolution de l'indice de réfraction) des basses couches de la troposphère est clairement liée aux processus atmosphériques et principalement au mouvement d'air. Les conditions essentielles pour l'apparition de la propagation anormale s'axent principalement sur le recouvrement de l'air humide et froid par l'air sec et chaud durant les périodes de stabilité générale de l'atmosphère qui peuvent être représentées par des conditions anticycloniques (Bean et Dutton, 1968).

Les propagations anormales sont dues à de fortes variations d'indices de réfraction. Lorsque ce dernier est inférieur à $-157 \times 10^{-6} \text{ km}^{-1}$, les ondes radioélectriques se propagent en suivant une trajectoire courbe et subissent une réflexion graduelle dans l'atmosphère (Boithias, 1984). Puis, elles sont rétrodiffusées par la surface terrestre et, en partie, reviennent à l'antenne

(Bean et Dutton., 1968). Ce type d'échos, appelés échos A.P (Anomalous Propagation) ou anaprops, sont observés à des distances relativement lointaines du radar. La position des anaprops dépend des structures horizontale et verticale de l'atmosphère (Ott, 1997). Ils apparaissent sous forme de cibles lentement mobiles. Il est alors plus difficile de les supprimer. Pour une bonne estimation des précipitations, il est donc indispensable de procéder à l'élimination de ces échos parasites en provenance de la surface terrestre (Haddad et al., 2004). La figure 2.8 représente l'écho anaprop enregistré par le radar de Bordeaux.

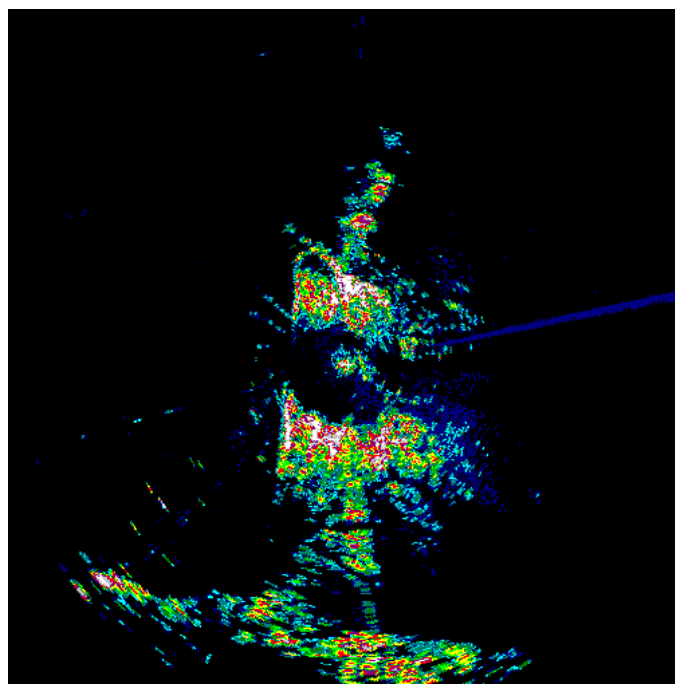


Fig. 2.8 Échos anaprops (A.P) observés à Bordeaux.

Bien qu'il existe d'autres échos parasites de différentes sources, à savoir : les avions, les éoliennes, les oiseaux, les insectes...etc., nous allons nous limiter aux méthodes d'élimination des échos parasites en provenance de la surface terrestre à savoir les échos fixes.

III. 3 Cellules convectives

Les cellules convectives se forment par soulèvement local et brutal d'une masse d'air instable, notamment en été lorsque le soleil réchauffe le sol (Houze, 1993). Les forts mouvements ascendants provoquent une condensation rapide de la vapeur d'eau et génèrent de forts contenus en eau liquide nuageuse avec une vitesse d'ascendance allant de 2 jusqu'à plus de 20 m.s⁻¹ (Houze, 2004). Les processus microphysiques dominants sont la coalescence et le givrage. Ils conduisent à un développement très efficace des précipitations (liquides et solides)

car ils sont favorisés par les fortes ascendances qui augmentent la durée de résidence des hydrométéores dans le système (figure 2.9).

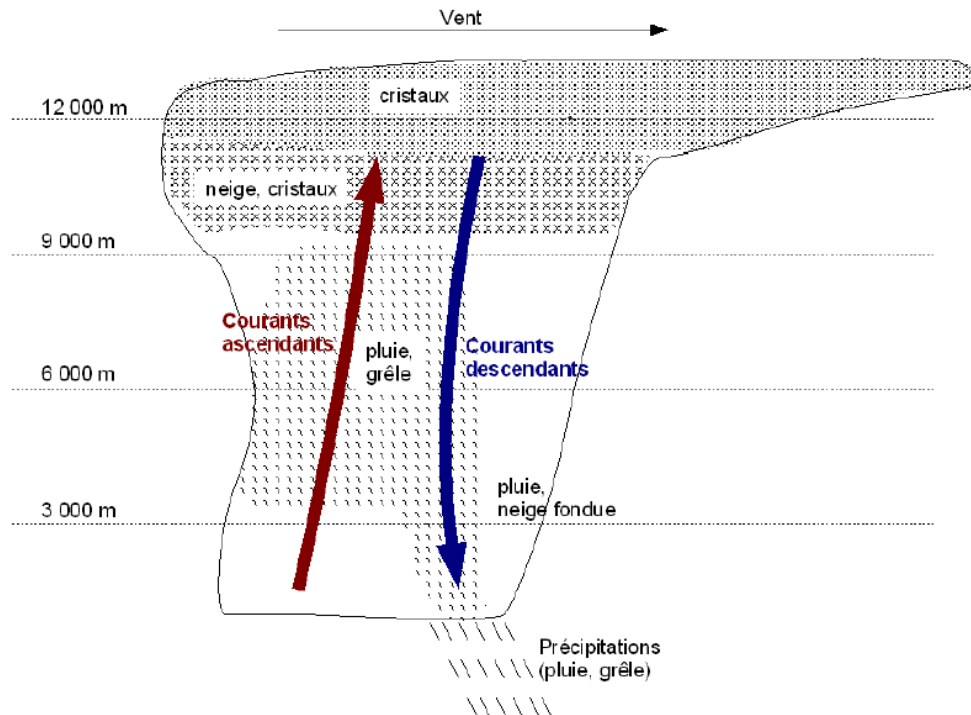


Fig. 2.9 Composition d'une cellule convective développée

Lorsque des particules deviennent suffisamment lourdes, elles tombent au sol sous forme de pluies très intenses ou de grêle. Les exemples les plus connus sont le cumulus et le cumulonimbus qui peuvent atteindre 16 km d'altitude pour une étendue horizontale d'environ 100 km² (voir Annexe B). Ils sont caractérisés par une tour convective avec un sommet en forme d'enclume ou de vastes panaches. Les cumulonimbus peuvent donner d'intenses précipitations ainsi que des orages. Les pluies convectives sont caractérisées par des champs de précipitations de plus grande extension verticale et par une forte variabilité spatiale et temporelle des intensités de pluie. Dans les nuages précipitants, on trouve également des gouttes d'eau, flocons de neige, neige roulée, grésil et/ou grêlons.

III. 4 Cellules Stratiformes

Les nuages stratiformes sont des nuages à caractère stable et à développement horizontal. Ils se forment par soulèvement progressif d'une grande masse d'air avec une vitesse d'ascendance assez faible comprise entre 1 et 2 m.s⁻¹ (Houze, 2004). Dans une situation stratiforme, les contenus en eau liquide nuageuse plus faibles et la croissance des précipitations se fait par les mécanismes de diffusion et d'agrégation. Ces particules tombent dans le champ

de pesanteur, grossissent en formant quelques agrégats de neige, fondent au passage par l'isotherme 0°C et enrichissent les précipitations liquides qui atteignent parfois le sol. Si la température est négative, les précipitations restent sous forme de flocons de neige. Les précipitations stratiformes sont des précipitations continues provenant de systèmes à large échelle dont le type principal de nuage est de la famille des stratus (nimbostratus, stratus) et des stratocumulus (voir Annexe B). Les pluies stratiformes sont faibles en moyenne, mais peuvent persister pendant des heures, conduisant à une accumulation de pluies significatives. Bien que le taux de précipitation stratiforme soit beaucoup plus faible que celui des cellules convectives, la pluie stratiforme couvre généralement plus de régions et contribue toujours à une partie importante (40-50%) du volume des précipitations.

IV. Banque de données

Nous avons considéré dans cette étude trois sites différents de radars météorologiques, à savoir Dakar (Sénégal), Bordeaux (France) et Melbourne (Floride, États-Unis). La base de données collectées à partir de ces radars sera prétraitée avant de l'utiliser dans notre travail. Les images fournies par les radars de Dakar et de Bordeaux sont des séquences temporelles sur lesquelles apparaissent différents types d'échos. La texture des échos de précipitation est plus homogène que celle des échos du sol (Sadouki et Haddad, 2013). En utilisant l'animation des images, nous avons sélectionné les images où les échos de précipitation sont clairement séparés des échos de sol, et les pixels représentant les échos du sol sont par la suite mis à zéro. Ensuite, la base de données est divisée en deux parties : la première désigne les échos de précipitation et la seconde correspond aux échos du sol. Les images des échos parasites ont été recueillies dans des conditions de ciel clair.

Le radar de Melbourne est un radar Doppler, il procède donc à l'élimination d'une grande partie des échos terrestres. Néanmoins, il reste des résidus qui seront éliminés en utilisant la même méthode « inspection visuelle » appliquée pour les radars de Dakar et de Bordeaux.

IV. 1 La Région de Dakar

Dakar est la capitale de la République du Sénégal. Elle est située à l'extrémité ouest de l'Afrique, sur la péninsule étroite du Cap-Vert. Située dans un demi-désert tropical, la région de Dakar a un microclimat de type côtier, influencé par les alizés de la mousson et la mer. La saison des pluies s'étend de juin à octobre avec des températures d'environ 27° C et un pic de précipitations en août qui atteint 250 mm (Nzeukou et Sauvageot, 2002).

Le radar de Dakar est installé sur une tour de 30 mètres au-dessus du niveau de la mer à l'aéroport de Yoff, à l'est de Dakar. Ses coordonnées géographiques sont 14°44' de latitude nord et 17°29' de longitude ouest. Il est géré par le bureau météorologique national du Sénégal et l'ASECNA (Association pour la sécurité de la navigation aérienne). L'acquisition de données radar PPI est faite en coordonnées polaires. Les signaux radar sont ensuite numérisés par la chaîne SANAGA et convertis en coordonnées cartésiennes. L'analyse numérique de la réflectivité permet le traitement et le stockage des données. Ce radar ne fonctionne que pendant les périodes d'orage, car le critère pour l'activation du mode "on" ou "off" du radar est lié à la saison des pluies. En fait, le radar de Dakar n'est activé que pendant les événements pluvieux, qui durent environ 3 mois (Nzeukou et Sauvageot, 2002). Les précipitations cumulatives annuelles moyennes varient entre 300 mm à 1500 mm de Saint Louis à Cape Skirring (Nzeukou et Sauvageot, 2002). Les caractéristiques techniques du radar météorologique de Dakar sont données dans la table 2.1.

Table 2.1 Caractéristiques techniques du radar de Dakar.

Caractéristique technique	Valeur
Fréquence de Transmission	5.7 GHz
Fréquence de répétition d'impulsion	250 Hz
Pic de puissance de transmission	250 Kilowatts
Résolution spatiale	1 Km x 1 Km
Durée d'impulsion	3 μ s
Largeur du faisceau à 3 dB	1,3°

IV. 2 La Région de Bordeaux

La ville de Bordeaux est située dans le sud-ouest de la France. Le radar de Bordeaux est installé à l'aéroport de Bordeaux-Mérignac, dans une zone presque plate. Ses coordonnées géographiques sont 44°49'54" de latitude nord et 0°41'30" de longitude ouest. C'est l'un des 24 radars métropolitains de France. L'acquisition des données radar CAPPI est réalisée en coordonnées polaires. Les signaux radar sont ensuite numérisés par la chaîne SANAGA et

transformés en coordonnées cartésiennes (Sauvageot et Despaux, 1990). Le radar fait partie du réseau français (ARAMIS) géré par Météo-France. La table 2.2 donne les caractéristiques techniques du radar de Bordeaux.

Table 2.2 Caractéristiques techniques du radar de Bordeaux.

Caractéristique technique	Valeur
Fréquence de Transmission	3 GHz
Fréquence de répétition d'impulsion	300 Hz
Pic de puissance de transmission	500 Kilowatts
Résolution spatiale	1 Km x 1 Km
Durée d'impulsion	5 μ s
Largeur du faisceau à 3 dB	1,8°

IV. 3 La Région de Melbourne

Melbourne est une ville des États-Unis d'Amérique située sur la côte de la Floride, à l'est d'Orlando et au sud de Cap Canaveral. Elle a un climat subtropical, typique des états du Golf et de l'Atlantique Sud, avec des étés chauds et humides et des hivers frais. Le radar utilisé est un Nexrad WSR-88D, il fonctionne sur le principe Doppler cohérent. Ses coordonnées géographiques sont 28°6'32.4" Nord et 80°39'0" Ouest. Il permet d'observer les précipitations dans la partie océanique, littorale et terrestre (Wolff et al 2005). Les caractéristiques techniques du radar météorologiques de Melbourne sont données dans la table 2.3.

Table 2.3 Caractéristiques techniques du radar de Melbourne (Taylor et al, 1994).

Caractéristique technique	Valeur
Fréquence de Transmission	2.7- 3 GHz
Fréquence de répétition d'impulsion	Selon le VCP à partir de 320 jusqu'à 1300 Hz
Pic de puissance de transmission	750 Kilowatts
Résolution spatiale	1 Km x 1 Km
Durée d'impulsion	Selon le VCP à partir de 1.57 jusqu'à 4.57 μ s
Largeur du faisceau à 3 dB	0,96° à 2,7 GHz 0,88° à 3,0 GHz

La comparaison des caractéristiques techniques des radars météorologiques de Dakar, Bordeaux et Melbourne est donnée dans la table 2.4.

Table 2.4 Comparaison des caractéristiques techniques du radar météorologique de Dakar (Nzeukou et Sauvageot, 2002), Bordeaux (Nzeukou et Sauvageot, 2002) et Melbourne.

CAPPI est un indicateur de position du plan d'altitude constante, PPI est l'indicateur de position du plan, α est l'élévation de l'angle, r est la distance cible du radar et Z est le facteur de réflectivité radar. VCP sont des modèles de couverture de volume (Taylor et al, 1994).

Sites	Dakar	Bordeaux	Melbourne
mode de balayage	PPI, $\alpha = 0.8^\circ$	CAPPI avec $\alpha = 1.5^\circ$ pour $r < 50\text{Km}$ $\alpha = 0.4^\circ$ pour $r > 50\text{Km}$	VCP 11 et VCP21 $\alpha = 0.48^\circ$ jusqu'à $\alpha = 19,51^\circ$
Intervalle d'échantillonnage	Entre 10 et 20 min	5 min	5 min
Taille du Pixel	1x1 Km ²	1x1 Km ²	1x1 Km ²
Nombre d'étapes pour le codage Z	256	52	En mode temps clair : du -28 au +28 En mode précipitation : du 0 au 75
Azimut	0 jusqu'à 360°	0 jusqu'à 360°	0 jusqu'à 360°
Résolution de la portée	256x256km ²	256x256km ²	En réflectivité : 460 Km En rapidité : 230 Km

La base de données consiste en 5000 images radar pour Bordeaux, 1000 images radar pour Dakar et 600 images radar pour Melbourne.

V. Résultats et Discussion

V. 1 Application de la dimension fractale

Nous allons présenter dans cette partie l'estimation de la dimension fractale en utilisant la méthode de comptage des boîtes « Box-Counting », appliquée sur les images radar. L'application de la technique Box-Counting consiste d'abord à la génération de l'image « contour » qui représente les contours des cellules des nuages. Puis, nous pavons notre image par des fenêtres (boîtes) de taille $[\varepsilon \times \varepsilon]$. Ensuite, nous comptabilisons le nombre de boîtes $(N(\varepsilon))$ contenant les pixels des contours des nuages. Cette opération est répétée pour les différentes valeurs de N ($N = 2, 4, 8, \dots, 2^P$). La valeur 2^P représente la taille maximale de nos images. Nous représentons $\text{Log}(N(\varepsilon))$ en fonction de $\log(1/\varepsilon)$ et ensuite, nous ajustons le nuage de points par la droite d'équation : $\text{Log}(N(\varepsilon)) = D_f \times \log(1/\varepsilon) + \text{cste}$.

La représentation du logarithme du nombre de boîtes lumineuses en fonction du logarithme de la résolution (taille des boîtes) nous permet d'avoir un nuage de points, qui est ajusté par une fonction linéaire en vue d'estimer la pente de la droite de régression. Cette pente représente la dimension fractale D_f .

V. 1.1 Identification des cellules stratiformes et convectives

Le but de cette analyse est de différencier entre les cellules nuageuses stratiformes et convectives, présentes dans les images radar, et ceci en calculant la dimension fractale par la méthode de Box-counting. La figure 2.10 représente une image qui se compose de cellules convectives et stratiformes prise à Dakar le 26 juin 1999.

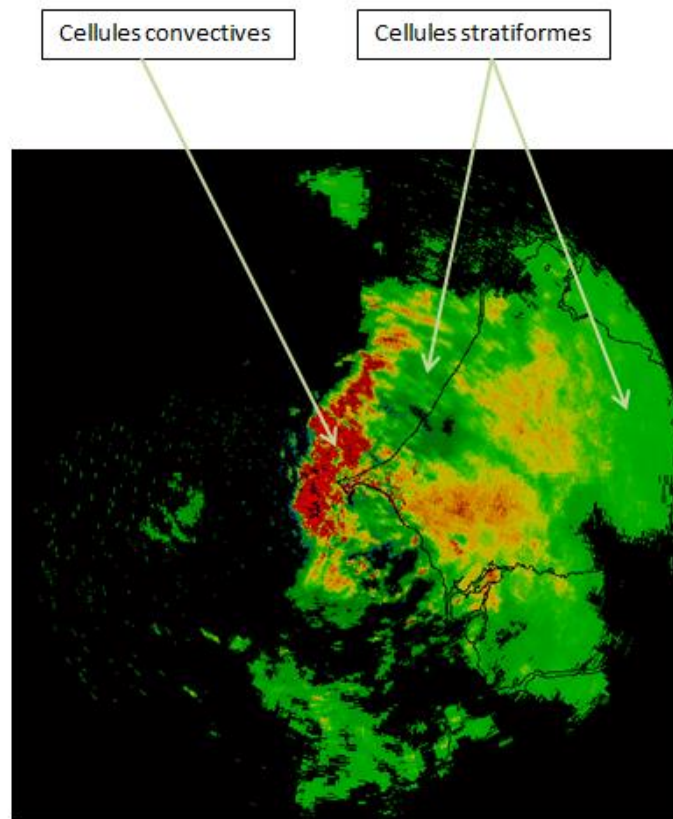


Fig. 2.10 Cellules Convectives et Stratiformes observées à partir d'une image radar de Dakar.

La figure 2.11 représente une image composée de cellules convectives et stratiformes prise à Bordeaux le 5 décembre 1996.

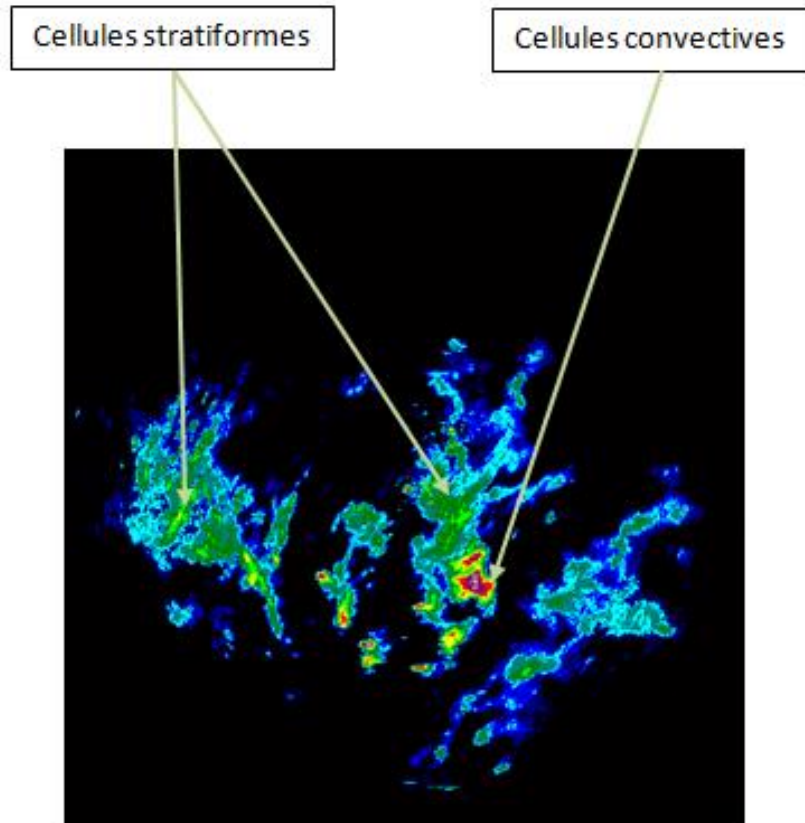


Fig. 2.11 Cellules Convectives et Stratiformes observées dans une image radar de Bordeaux.

À l'échelle logarithmique, les figures 2.12, 2.13 et 2.14 montrent les droites de régression des nuages de points obtenues pour chaque type de cellules « convective et stratiforme », présentes respectivement sur les images radar de Dakar, Bordeaux et Melbourne.

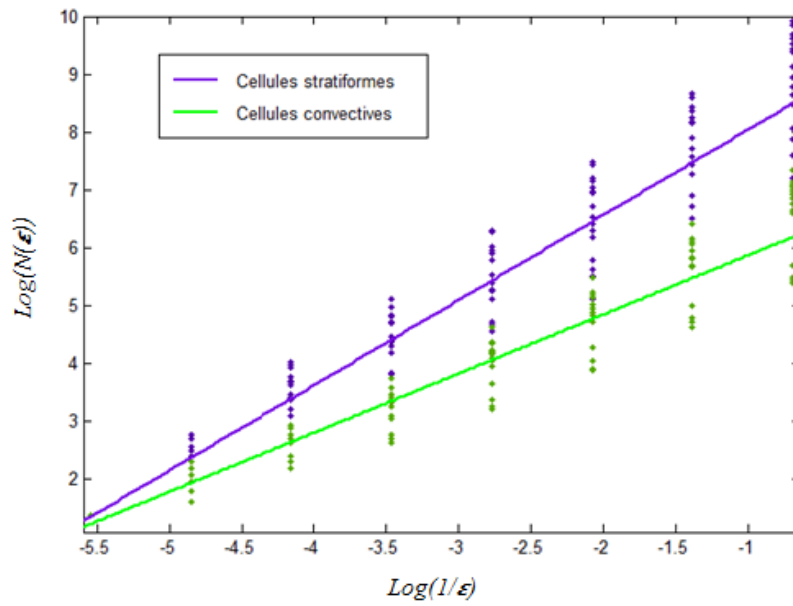


Fig. 2.12 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Dakar. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.

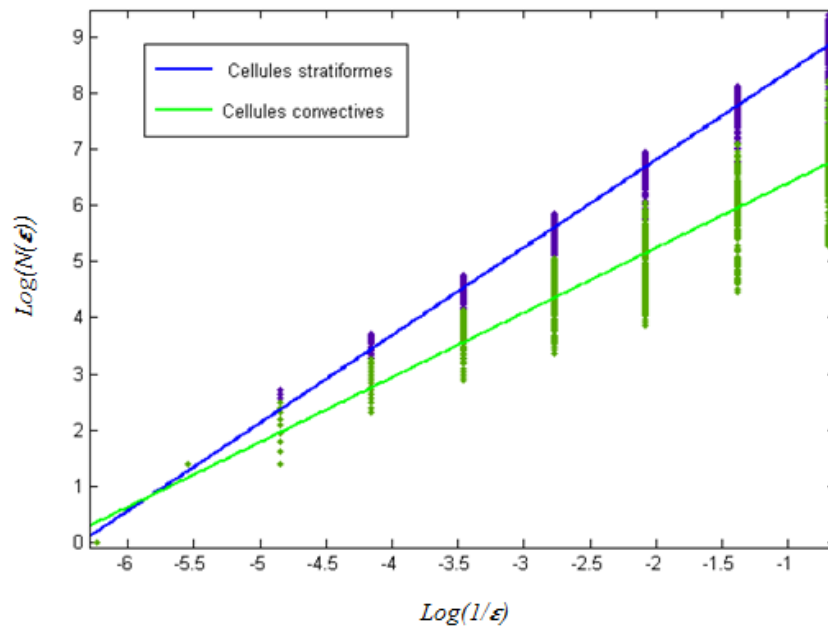


Fig. 2.13 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Bordeaux. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.

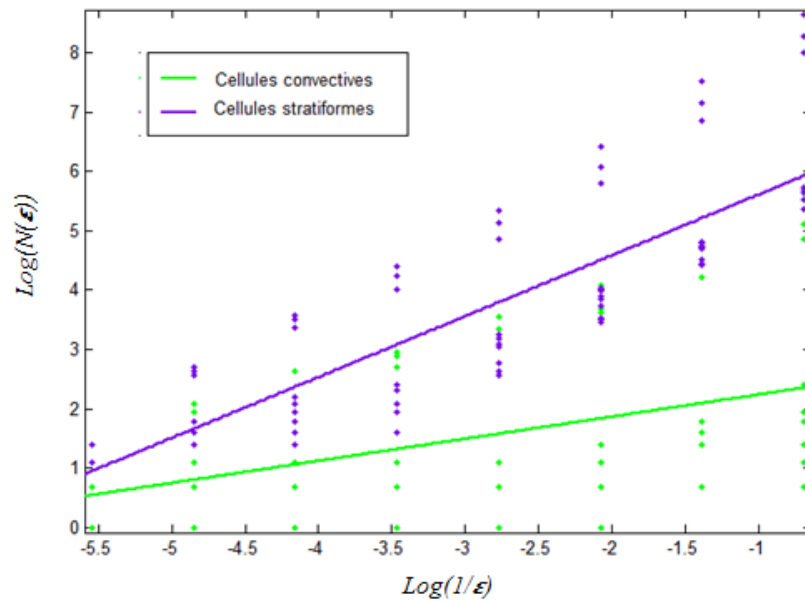


Fig. 2.14 La dimension fractale obtenue pour les images radar de Melbourne. Les cellules convectives sont représentées en vert et les cellules stratiformes en Bleu.

Nous avons obtenu pour les cellules stratiformes une dimension fractale égale à 1.477 pour la région de Dakar, 1.565 pour Bordeaux et 1.40 pour Melbourne, tandis que pour les cellules convectives nous avons trouvé une dimension fractale égale à 1.229 pour Dakar, 1.115 pour Bordeaux et 1.082 pour Melbourne. La qualité d'ajustement est donnée par un coefficient de corrélation égal à 0,93 pour Dakar, 0.95 pour Bordeaux et 0.92 pour Melbourne. Les valeurs de la dimension fractale obtenues pour les trois sites étudiés, sont données dans la table 2.5.

Table 2.5 Dimensions fractales obtenues pour les trois régions.

Sites	Type de cellule	D_f	$[D_f \text{ min} ; D_f \text{ max}]$
Dakar	Stratiforme	1,477	[1,415 ; 1,54]
	Convective	1,229	[1,218 ; 1,240]
Bordeaux	Stratiforme	1,565	[1,560 ; 1,570]
	Convective	1,115	[1,100 ; 1,130]
Melbourne	Stratiforme	1,40	[1,381 ; 1,413]
	Convective	1,082	[1,021 ; 1,125]

Nous remarquons que pour toutes les images étudiées, les valeurs de la dimension fractale des cellules stratiformes sont supérieures à celle des cellules convectives. Ce qui montre

que les cellules stratiformes sont plus déformées que les cellules convectives. Comme la dimension fractale varie avec la nature des cellules et avec le climat dominant dans la région considérée, nous concluons que les précipitations ont une structure multifractale, ce résultat est en accord avec la littérature (Schertzer et Lovejoy, 1992).

V. 1.2 Identification des cellules de précipitations et échos fixes

Dans ce paragraphe, nous allons essayer de différencier entre les échos précipitations et les échos parasites fixes, en utilisant la dimension fractale basée sur la méthode de box-counting. Les figures 2.15 a et b représentent respectivement les cellules de précipitation et les échos fixes pris dans la région de Dakar.

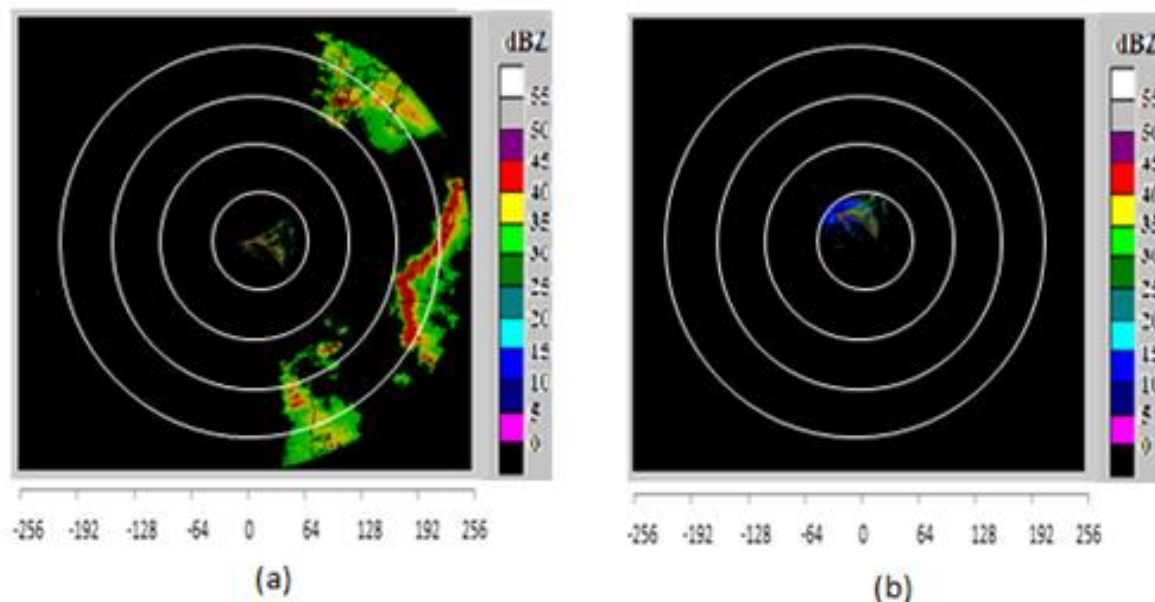


Fig. 2.15 Image radar prise par le radar de Dakar (a) Image contenant des cellules de précipitation, enregistrée le 15 janvier 1999, et (b) Image contenant des cellules d'échos fixes, enregistrée le 25 janvier 1999, Z est un facteur de réflectivité radar. L'échelle est en km.

Les figures 2.16 a et b décrivent respectivement les cellules de précipitation et les cellules d'échos fixes collectées à Bordeaux.

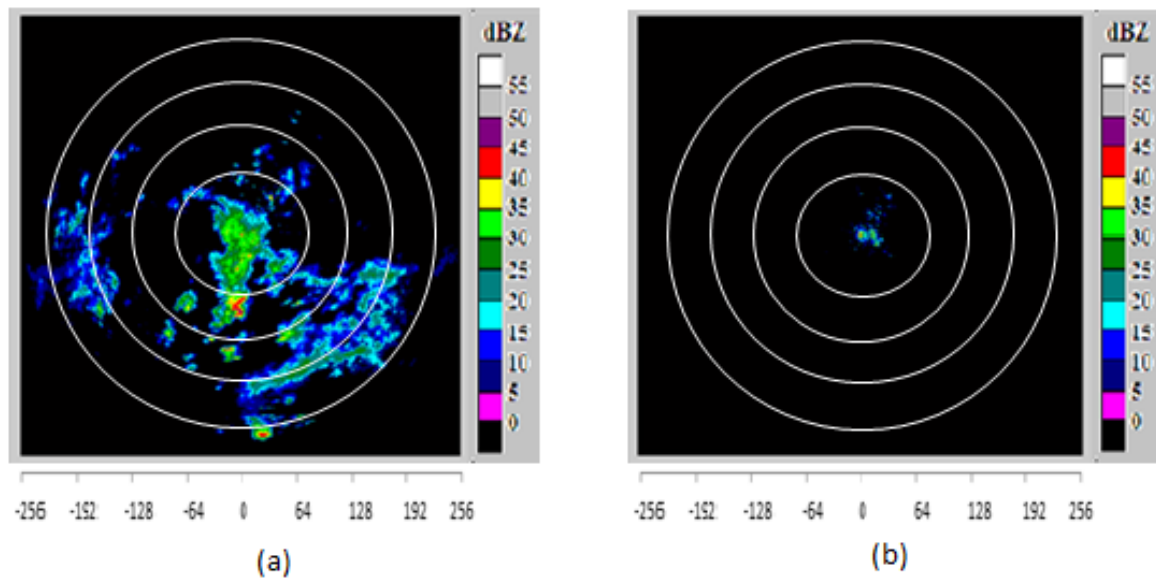


Fig. 2.16 Image radar prise par le radar de Bordeaux (a) Image contenant des cellules de précipitation, enregistrée le 13 Novembre 1996, et (b) Image contenant des cellules d'échos fixes, enregistrée le 24 novembre 1996, l'échelle est en km.

Les figures 2.17 a, b et c donnent des variations des dimensions fractales calculées par la méthode classique de comptage de boîtes pour les cellules de précipitation et les échos fixes, présents respectivement pour la région de Dakar, Bordeaux et Melbourne.

Les courbes des figures 2.17 a, b et c peuvent être décrites par la fonction $y=ax+b$ où "a" est la pente décrivant la dimension fractale et "b" l'ordonnée à l'origine. Les valeurs des dimensions fractales D_f sont données dans la table 2.6. Le coefficient de corrélation et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) sont utilisés dans l'évaluation des approches.

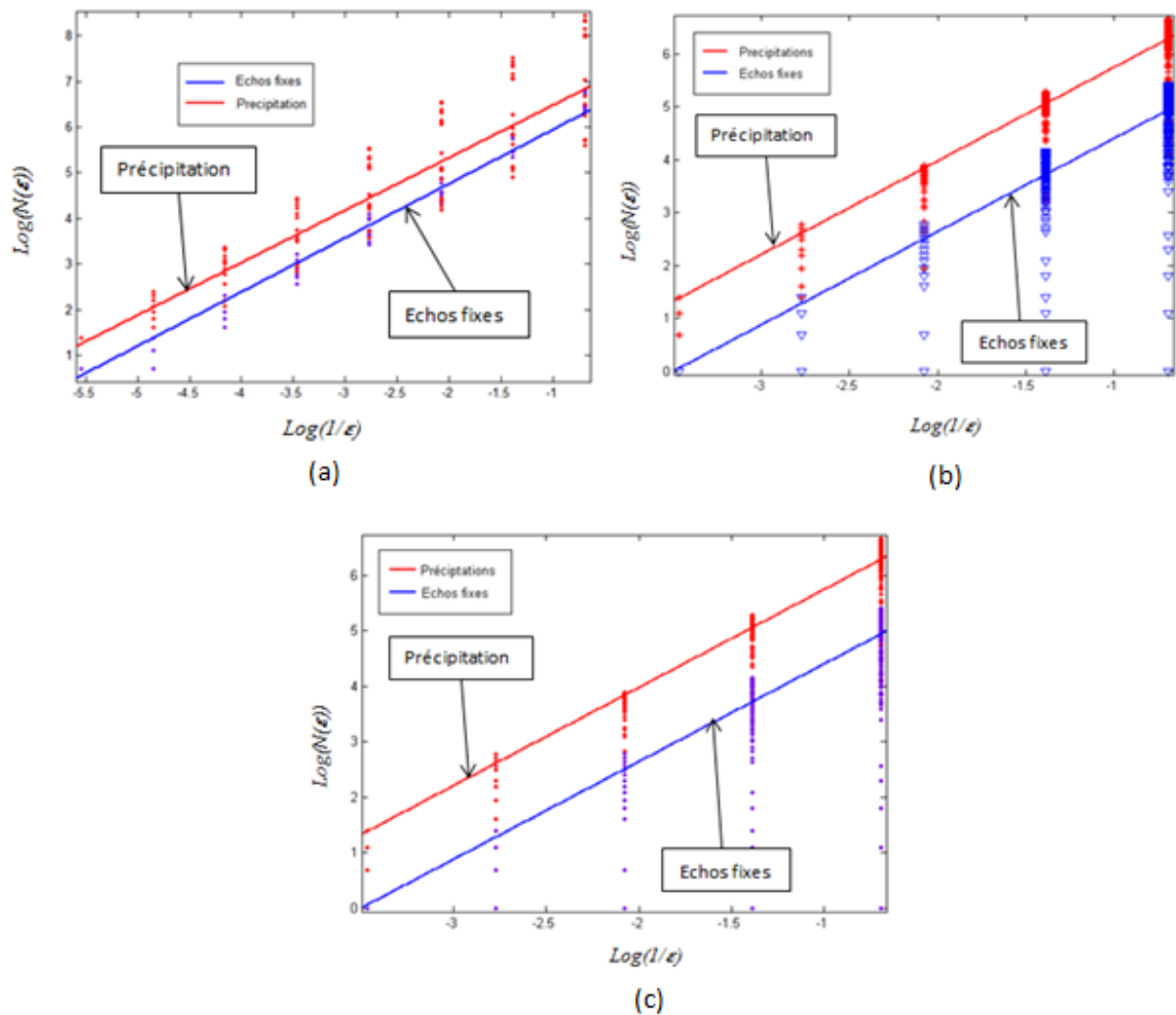


Fig. 2.17 Variation de la dimension fractale des cellules de précipitations et échos fixes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne ; $N(\epsilon)$ est le nombre de boîte et ϵ est la tailles des boîtes.

Sachant que la dimension fractale est décrite par la pente de la courbe de tendance, nous pouvons remarquer qu'en utilisant la méthode classique, nous obtenons pour les trois régions, deux pentes approximativement parallèles et donc deux dimensions fractales presque identiques. La dimension fractale est estimée à $1,20 \pm 0,03$ pour les cellules de précipitation et $1,18 \pm 0,042$ pour les échos fixes pour la région de Dakar. De même, pour Bordeaux, la dimension fractale des cellules de précipitation est égale à $1,15 \pm 0,045$ tandis que celle des échos au sol est de $1,17 \pm 0,03$. Dans les images de Melbourne, la dimension fractale est égale à $1,20 \pm 0,025$ pour les cellules de précipitation et $1,19 \pm 0,019$ pour les échos du sol. Le coefficient de corrélation décrivant la qualité de l'ajustement est égal à 0,94.

La table 2.6 donne les dimensions fractales, calculées par la méthode classique de Box-Counting, ainsi que la gamme de variation [D_{fmin} , D_{fmax}], pour chaque région étudiée.

Table 2.6 Les Dimensions Fractales D_f obtenues pour les trois régions étudiées.

Sites	Type de cellules	D_f	$[D_{fmin}, D_{fmax}]$
Dakar	Précipitations	1,20	[1.17, 1.23]
	Échos fixes	1,18	[1.138, 1.222]
Bordeaux	Précipitations	1,15	[1.105, 1.195]
	Échos fixes	1,17	[1.14, 1.20]
Melbourne	Précipitations	1,20	[1.175, 1.225]
	Échos fixes	1,19	[1.171, 1.209]

Nous remarquons que les différentes valeurs des dimensions fractales des précipitations se chevauchent avec celles des échos du sol pour tous les ensembles de données étudiés. Par conséquent, nous pouvons déduire que la dimension fractale classique ne peut pas être considérée comme un paramètre discriminant entre les précipitations et les échos fixes.

V. 2 Application de la lacunarité fractale

Pour le calcul de la lacunarité des échos radar, nous avons opté pour la méthode d'Allain et Cloitre utilisant l'algorithme de glissement de boîte. Nous avons d'abord appliqué sur les images radar, les traitements préliminaires de filtrage, de binarisation et de redimensionnement.

V. 2.1 Identification des cellules stratiforme et convectives

Les figures 2.18 a, b et c, montrent les variations de la lacunarité fractale des cellules stratiformes et des cellules convectives, obtenues respectivement pour les sites de Dakar, Bordeaux et Melbourne.

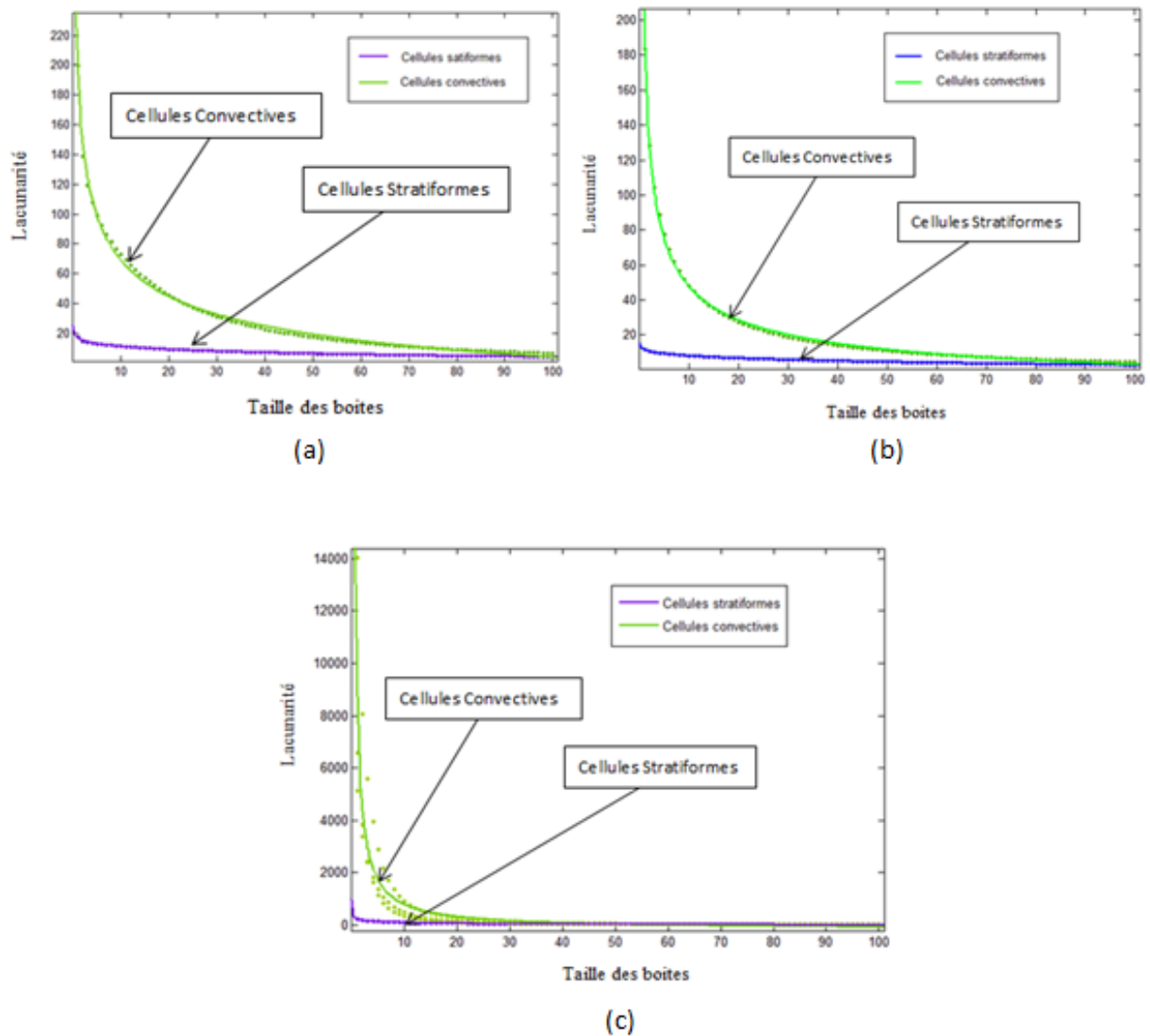


Fig. 2.18 Variations de la Lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules convectives et stratiformes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne.

Nous avons remarqué que pour toutes les régions étudiées, le comportement de la lacunarité $L(x)$ ressemble à une hyperbole. Par conséquent, les variations de la lacunarité fractale $L(x)$ peuvent être représentées par la fonction $L(x)$ suivante (Zaia et al, 2005) :

$$L(x) = ax^b + c \quad 2.17$$

Où:

a : représente de facteur d'homogénéité.

b : représente l'ordre de convergence de $L(x)$.

c : représente de terme de translation.

x : représente la taille des boîtes.

La table 2.7 donne les facteurs d'homogénéité " a " des courbes de lacunarité obtenues pour les trois régions étudiées. " a_{min} " et " a_{max} " représentent respectivement le minimum et le maximum des facteurs d'homogénéité obtenus pour chaque site étudié.

Table 2.7: Lacunarité fractale obtenue pour les trois régions.

Sites	Type de cellules	a (facteur d'homogénéité)	$[a_{min} ; a_{max}]$
Dakar	Stratiforme	238,9	[221,9 ; 255,9]
	Convective	496,7	[489,2 ; 504,1]
Bordeaux	Stratiforme	-6,423	[-6,627 ; -6,22]
	Convective	204,9	[203,1 ; 206,6]
Melbourne	Stratiforme	312,4	[297,1 ; 327,7]
	Convective	9124	[8583 ; 9665]

Nous notons à partir de la figure 2.18 que la lacunarité des cellules stratiformes est inférieure à celle des cellules convectives. Aussi, nous remarquons à partir de la table 2.7 que le facteur d'homogénéité " a " des cellules convectives est supérieur à celui des cellules stratiformes. Nous déduisons alors que les cellules stratiformes sont plus homogènes que les cellules convectives, quel que soit les sites radar étudiés.

D'autre part, nous savons que la lacunarité est faible lorsque la texture est fine alors qu'elle est élevée pour une texture grossière (Olalla, 2010). Nous déduisons alors que les cellules stratiformes ont une texture plus fine que les cellules convectives.

V. 2.2 Identification des cellules de précipitations et échos fixes

Les figures 2.19 a, b et c montrent les variations de la lacunarité fractale des précipitations et des échos terrestres, pour les sites de Dakar, Bordeaux et Melbourne.

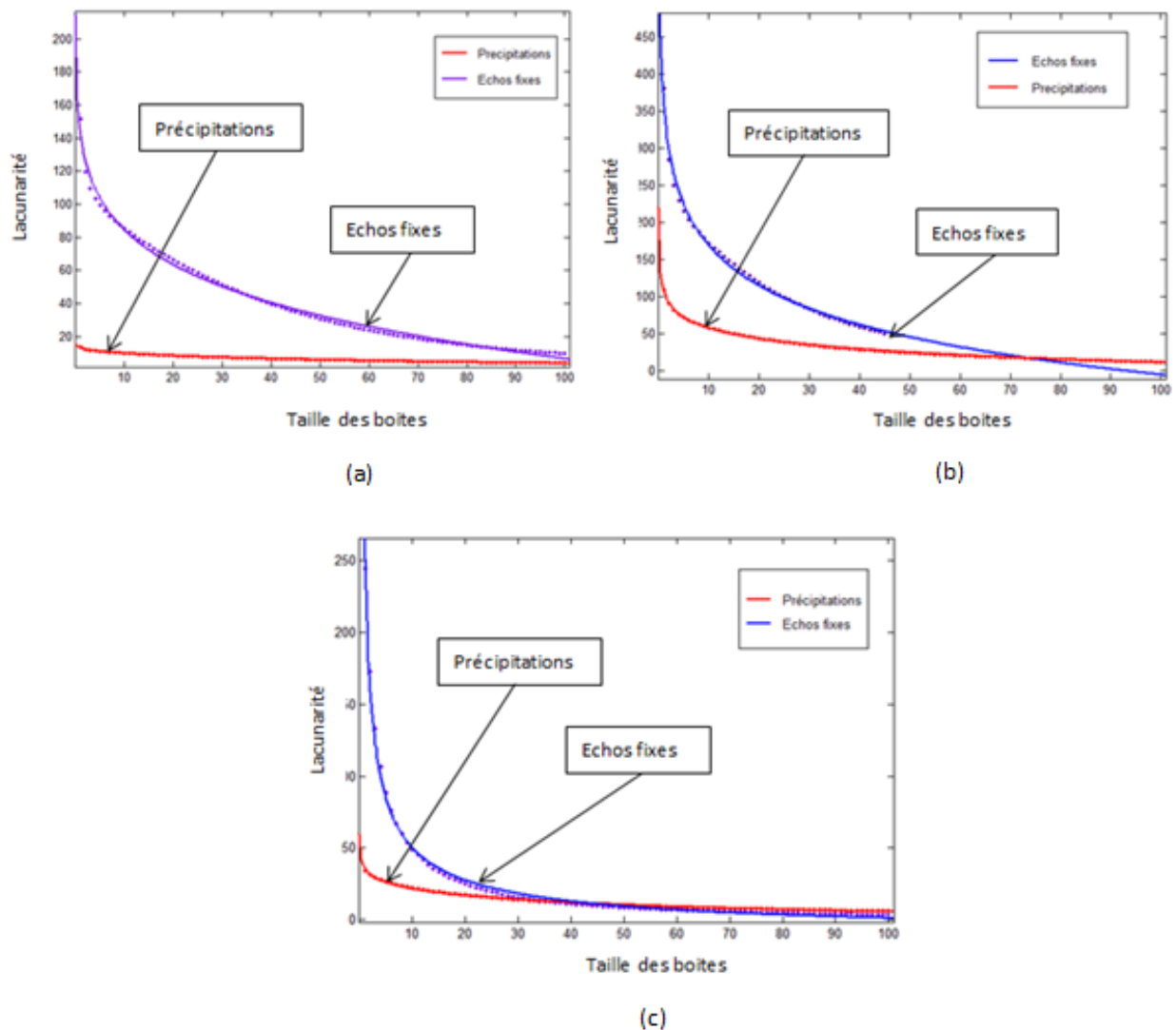


Fig. 2.19 Variations de la Lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des précipitations et échos du sol, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux et (c) dans la région de Melbourne.

En raison du climat prévalant dans les zones d'étude, l'un aux latitudes moyennes (Bordeaux), le second (Dakar) aux latitudes tropicales où les lignes de grains sont fréquemment observées et la troisième (Melbourne) aux latitudes subtropicales, les caractéristiques structurelles des champs de pluie sont différentes entre Bordeaux, Dakar et Melbourne, ce qui explique les différences dans l'échelle verticale de la figure 2.19. En outre, les images sont codées à différents niveaux sur les deux sites. De même, la région de Dakar est plus plate que la région de Bordeaux, ce qui donne une différence dans la répartition des échos parasites (Djafri et Haddad, 2012).

Afin d'identifier les échos parasites en considérant la lacunarité, nous avons utilisé le facteur d'homogénéité " a ", et ceci en ajustant le nuage de points représenté par différentes valeurs de lacunarité. Ce dernier a une allure hyperbolique, caractérisé par la même fonction décrite par l'équation 2.17. De plus, nous avons constaté que les cellules de précipitation ont un facteur d'homogénéité plus élevé que les échos fixes pour les trois régions étudiées (voir table 2.8):

Table 2.8 Lacunarité fractale obtenue pour les trois régions étudiées.

Sites	Type de cellules	a (facteurs d'homogénéité)	$[a_{min} ; a_{max}]$
Dakar	Précipitation	238,9	[221.9 ; 255.9]
	Échos fixes	-159	[(-216.5; -101.5)]
Bordeaux	Précipitation	-6,423	[-6.627 ; -6.22]
	Échos fixes	-416.4	[(-431.2; -401.3)]
Melbourne	Précipitation	312,4	[297,1 ; 327.7]
	Échos fixes	269.9	[264.9 ; 274.9]

Selon la table 2.8, les valeurs du facteur d'homogénéité " a " ne se chevauchent pas pour les différents types d'échos considérés et quel que soit site considéré. Ceci montre la fiabilité de notre méthode pour identifier les deux types de cellules en considérant le facteur d'homogénéité comme un paramètre discriminant entre les échos de précipitation et les échos du sol.

VI. Conclusion

Notre motivation dans ce chapitre était d'améliorer la reconnaissance des types de précipitations cellulaires, en combinant les mesures fractales et les mesures de lacunarité. Les propriétés particulières des structures fractales (invariance par dilatation, irrégularité à toutes les échelles) permettent d'étudier la structure des nuages précipitants. En effet, la géométrie fractale est particulièrement bien adaptée à la description des objets naturels, en particulier, elle permet de modéliser efficacement l'irrégularité des nuages ainsi que leurs surfaces.

Dans la littérature, la lacunarité et la dimension fractale ont toujours été étudiées séparément. Dans cette étude, nous montrons que la lacunarité fractale est un discriminateur puissant entre les cellules stratiformes et les cellules convectives, ainsi qu'entre les échos de

précipitations et les échos fixes. Cependant, nous mettons en évidence que la dimension fractale ne peut être utilisée que pour différencier entre les cellules stratiformes et les cellules convectives, et qu'elle n'est pas efficace pour identifier les échos de précipitations des échos parasites, présents dans les radars.

D'autre part, nous avons démontré que les cellules stratiformes et les échos de précipitations sont plus homogènes et plus déformées que les cellules convectives et les échos parasites, quel que soit le climat en vigueur.

Les méthodes de calcul utilisées dans ce travail, basées sur la géométrie fractale, pourraient apporter un complément important aux techniques classiques actuellement utilisées dans l'imagerie radar pour l'identification et l'évaluation des précipitations et pour améliorer les prévisions météorologiques à moyen et à long terme.

Dans le chapitre trois, nous allons tester une nouvelle technique multi-échelle de la dimension fractale en vue de discriminer les échos de précipitation des échos du sol dans les images radar.

Chapitre III

Analyse par Contourlets

I. Introduction

1 Dans la littérature, il est indiqué que les décompositions multi-résolution conventionnelles constituent une catégorie restreinte et limitée de possibilités pour des représentations d'images multidimensionnelles (Do et Vetterli, 2002). Récemment, des études ont montré qu'il est possible de définir de nouvelles méthodes théoriques plus adaptées aux représentations multi-échelles, créant une nouvelle transformation plus adaptée à l'extraction des cellules des structures géométriques présentes dans les images, telles que les contours des objets (Candès et Donoho, 2002). Nous mentionnons la nouvelle famille de dérivés d'ondelettes, à savoir : la transformée de Ridgelet, la transformée de Curvelet et la transformée de Contourlet (Do et Vetterli, 2002 ; Starck et al., 2002). La transformée de Contourlet qui sera appliquée dans notre cas, est une version discrète adaptée aux images numériques et basée sur l'utilisation de banques de filtres pyramidaux directionnels. C'est une décomposition à plusieurs échelles, qui opère dans une multitude de directions et de fréquences, offrant ainsi un bon compromis entre la représentation des caractéristiques d'image décomposée et la qualité perceptuelle de cette dernière reconstruite (Do et Vetterli, 2002 ; Baaziz et al., 2010).

Dans le chapitre II, nous avons appliqué la dimension fractale classique en utilisant le comptage de boîtes sur les images radars, afin de différencier entre les cellules de précipitations et les cellules échos fixes. Cependant, nous avons constaté que cette approche ne permet pas de discriminer entre les deux types de cellules. Afin de pallier ce problème, nous allons utiliser les propriétés importantes de localisation spatiale et fréquentielle des contourlets. Pour ce faire, nous allons appliquer une nouvelle méthode qui combine deux concepts : la dimension fractale et la transformée de contourlets.

Dans ce chapitre, nous commençons tout d'abord par rappeler quelques notions sur les ondelettes ainsi que sur les nouveaux outils d'analyse multi-résolution que sont les ridgelets, les curvelets. Ensuite, nous mettrons l'accent sur les contourlets en détaillant les propriétés de cette méthode. Après, nous présenterons la méthode de la dimension fractale basée sur les contourlets. Enfin, nous interpréterons les résultats obtenus lors de l'application de la nouvelle méthode dans le traitement des échos radar.

II. Rappels sur l'analyse multi-résolution

II. 1 Transformée en ondelettes

Depuis leur introduction à la fin des années 80, les ondelettes ont gagné un intérêt considérable en traitement du signal et ont permis de pallier certains défauts de l'analyse de Fourier (Mallat, 2000 ; Härdle, 1997 ; Vidakovic et Mueller, 1991). L'idée de représenter un signal à différentes résolutions permet d'en extraire ses tendances principales en un nombre restreint de coefficients, tout en localisant précisément les discontinuités. Dans le contexte du traitement d'image, les ondelettes ont été utilisées pour des applications variées, telles que le dé-bruitage et la compression, menant à des standards comme JPEG2000. Il est bien connu que les ondelettes sont optimales pour la représentation de signaux unidimensionnels (1D) possédant un nombre fini de discontinuités. Pour des raisons de simplicité et d'efficacité, les ondelettes ont souvent été utilisées de manière séparable sur les axes horizontal et vertical. Il en résulte une dé-corrélation partielle de l'image, qui se traduit par la présence de nombreux coefficients de forte énergie le long des contours (Zitouni, 2013).

La transformée en ondelettes est une méthode de représentation temps-fréquence d'un signal qui consiste à le décomposer en une somme de fonctions élémentaires qui dérivent toutes d'une même fonction appelée mère, par translation, contraction et dilatation. Une ondelette mère $\psi(t)$ est une fonction de moyenne nulle, d'énergie finie et relativement localisée en temps et en fréquences, définie par la relation suivante (Cohen, 1992 ; Barlaud et al, 1991 ; Antonini et al , 1992) :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad 3.1$$

Où a est le facteur d'échelle et b le paramètre de translation

La fonction mère s'adapte aux fréquences du signal à analyser. De manière générale, la transformée en ondelettes $F(a,b)$ peut être exprimée par l'équation suivante (Cohen, 1992):

$$F(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{(a,b)}^*(x) dx \quad 3.2$$

Où le symbole $*$ désigne le conjugué complexe et ψ est l'ondelette mère et $f(x)$ est la fonction du signal à transformer.

La transformée en ondelettes est en fait un ensemble infini de diverses transformées, dépendant de la fonction mère utilisée pour la calculer. Il existe deux manières d'analyser le signal par la transformée en ondelette : le cas continu et le cas discret.

La transformée en ondelettes est une construction optimale pour représenter des discontinuités ponctuelles unidimensionnelles. L'extension au domaine 2D est généralement réalisée par simple produit tensoriel séparable. Malheureusement, la représentation en ondelettes de discontinuités situées le long de courbe lisse est très peu efficace et génère beaucoup de coefficients. Pour remédier à ce problème, les « ridgelets » et « curvelets » ont été proposées (Candès, 1999 ; Donoho et al., 2000).

II. 2 Transformée de Radon

La transformée de Radon (Radon, 1917 ; Chappellie, 2005) consiste à projeter l'image sur un certain nombre d'orientations en intégrant l'image le long de la direction orthogonale à la projection (figure 3.1), puis à appliquer la transformée de Fourier pour ces projections. La reconstruction s'obtient en plaçant, pour chaque orientation de projection choisie, les coefficients de Fourier obtenus le long de cette même orientation. La reconstruction parfaite pour cette transformée continue s'obtient pour un nombre de projections infini, parcourant l'ensemble des orientations possibles.

La transformée de Radon est très utilisée en tomographie, où les données capturées correspondent précisément à des projections du contenu de l'objet dont on cherche à obtenir une image. Une reconstruction approximative de l'image recherchée, d'autant plus précise que le nombre de directions de projection est élevé, est obtenue par transformée de Radon inverse. Notons que pour une image discrète carrée dont la taille est un nombre premier, la discrétisation proposée peut s'appliquer pour obtenir une transformée de Radon discrète à reconstruction parfaite peu redondante.

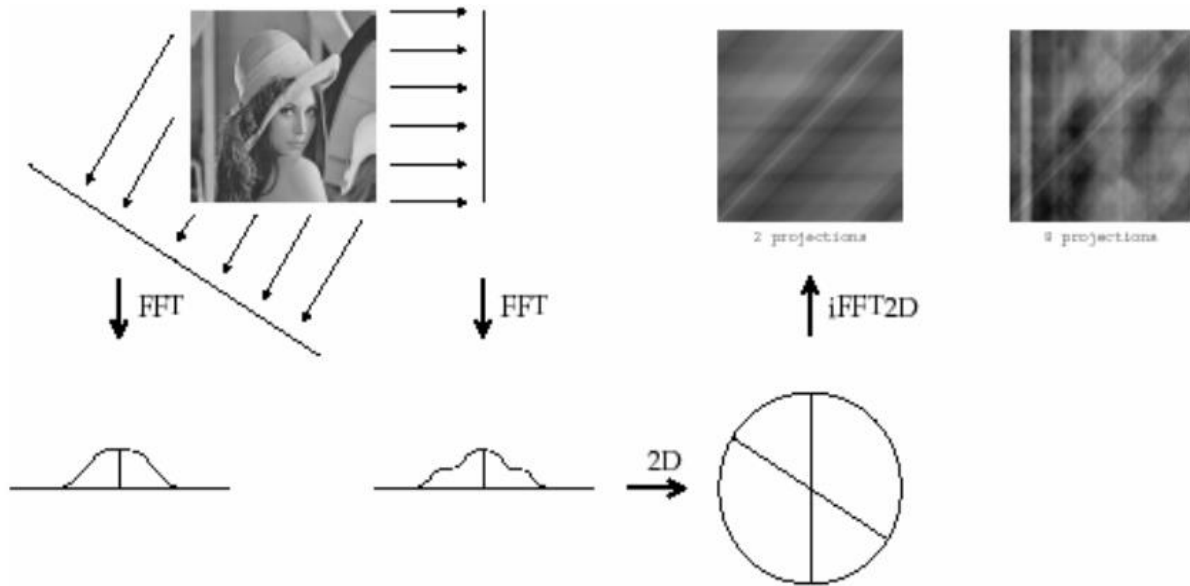


Fig. 3.1 Construction de la transformée de Radon

II. 3 Transformée de Ridgelet

Les ridgelets (Do et Vetterli, 2000) forment une extension naturelle de la transformée de Radon pour un nombre limité de directions, en se basant sur des fonctions d'ondelettes pour contrôler la précision en orientation et garantir la reconstruction parfaite. En partant d'une fonction d'ondelette $\psi(t)$, (Candes, 1999 ; Do et Vetterli, 2000) proposent de construire une base de fonctions :

$$R_{l,n,\theta}(t) = M^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{(\cos(\theta), \sin(\theta))^T t}{M^l} - n\right) \quad 3.3$$

où $l \in \mathbb{R}_*^+$ représente l'échelle, $\theta \in [0, 2\pi]$ représente l'orientation et $n \in \mathbb{R}$ représente la position de la ridgelet.

Cette famille est donc constituée de lignes d'orientation variable et dont la largeur dépend du support de l'ondelette choisie. Le facteur de redondance n'est pas donné de manière quantitative dans le cas général, et dépend du choix du facteur d'échelle M , et de la résolution angulaire et spatiale (Zitouni, 2013).

L'idée générale pour calculer les coefficients de ridgelets est de voir cette transformée comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon (figure 3.2). En effet, en 2D, les lignes (discontinuités linéaires) se projettent sous forme de points (singularités ponctuelles) par l'intermédiaire de la transformée de Radon. Si la transformée en ondelettes unidimensionnelle (1D) est appliquée sur les différentes projections issues de Radon, il en résulte un codage supposé optimal des contours des objets d'une image (Serief, 2009).

Lors du calcul d'une transformée ridgelets numérique, l'étape «transformée en ondelettes discrète» ne pose aucune difficulté puisqu'elle est stable et inversible. En revanche, la discrétisation de la transformée de Radon est plus ardue. À cet effet, diverses versions discrètes de la transformée en ridgelets, menant à des implantations algorithmiques, ont été développées (Candès, 1999 a et b ; Donoho, 2000 ; Do et Vetterli, 2003). Des représentations discrètes typiques incluent des expansions dans des bases orthonormales, qui correspondent à une famille de ridgelets fenêtrées, sont proposées sous le nom d'ortho-ridgelets (Serief, 2009).

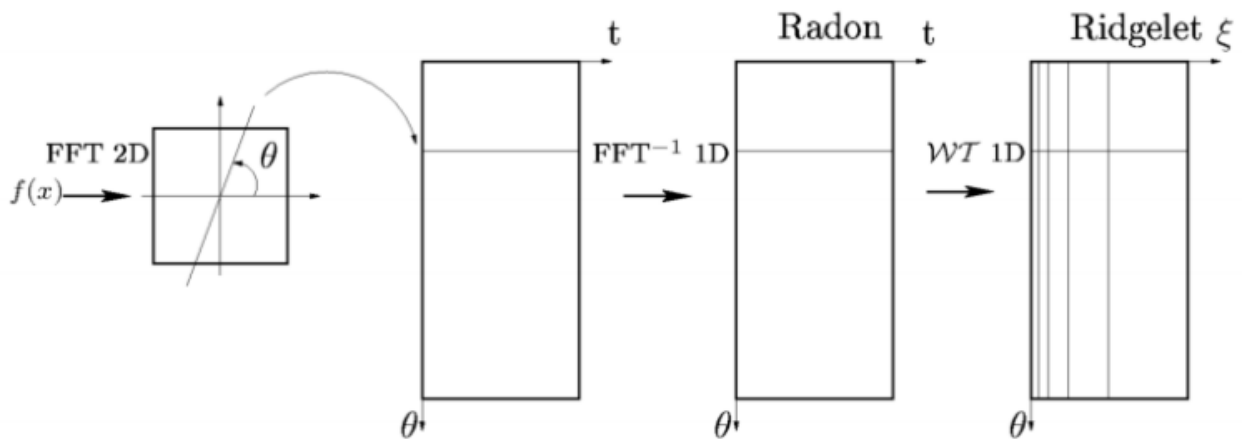


Fig. 3.2 Construction de la transformée de ridgelet

Malheureusement, par construction, la transformée en ridgelets ne s'avère efficace que pour la caractérisation des contours rectilignes. Cependant, les contours dans une image sont rarement rectilignes et aussi longs que les dimensions même de l'image. Pour résoudre ce point, la transformée est appliquée par blocs avec les mêmes problématiques d'effets de blocs que la transformée en cosinus discrète. Il peut être toutefois considéré qu'une image comporte, de manière locale, des contours rectilignes et c'est ce qui amène à la transformée en Curvelets (Serief, 2009).

II. 4 Transformée de Curvelet

Dans une image réelle, les contours ne peuvent être approximés compte tenu des différentes formes curvilignes qu'ils prennent. Les ridgelets sont alors inefficaces pour les analyser. Cependant, une courbe peut être représentée par plusieurs segments de droites. De ce fait, la transformée de curvelets, considérée comme une généralisation de transformée de ridgelets, a été définie initialement dans le domaine continu via une analyse multi-échelle (Candès et Donoho, 1999). Elle est déterminée en appliquant la transformée en ridgelet par

blocs après une décomposition en sous-bandes de l'image originale, la taille des blocs pouvant varier selon la sous-bande considérée (figure 3.3) (Fadili et Starck , 2012).

L'idée étant que sur une portion de l'image suffisamment petite, les contours seront plus facilement approchés par un modèle de type rectiligne. Cette technique fait appel au chevauchement de blocs (overlapping) afin d'éviter d'éventuels effets de blocs. Toutefois celle-ci tend à rajouter encore plus de redondance à la transformée.

Par la suite, les auteurs ont proposé la seconde génération de la transformée en curvelet (Candès et Donoho, 2004) définie directement via un partitionnement fréquentiel sans utiliser la transformée en ridgelet. Ces deux versions des curvelets nécessitent l'implémentation d'un opérateur de rotation, ce qui n'est pas simple dans le domaine discret (Serief, 2009). Il apparaît donc nécessaire de développer de nouvelles transformées multi-résolution et directionnelles similaires aux curvelets, mais construites directement dans le domaine discret. À cet effet, a été développée la transformée en contourlets (Do et Vetterli, 2005).

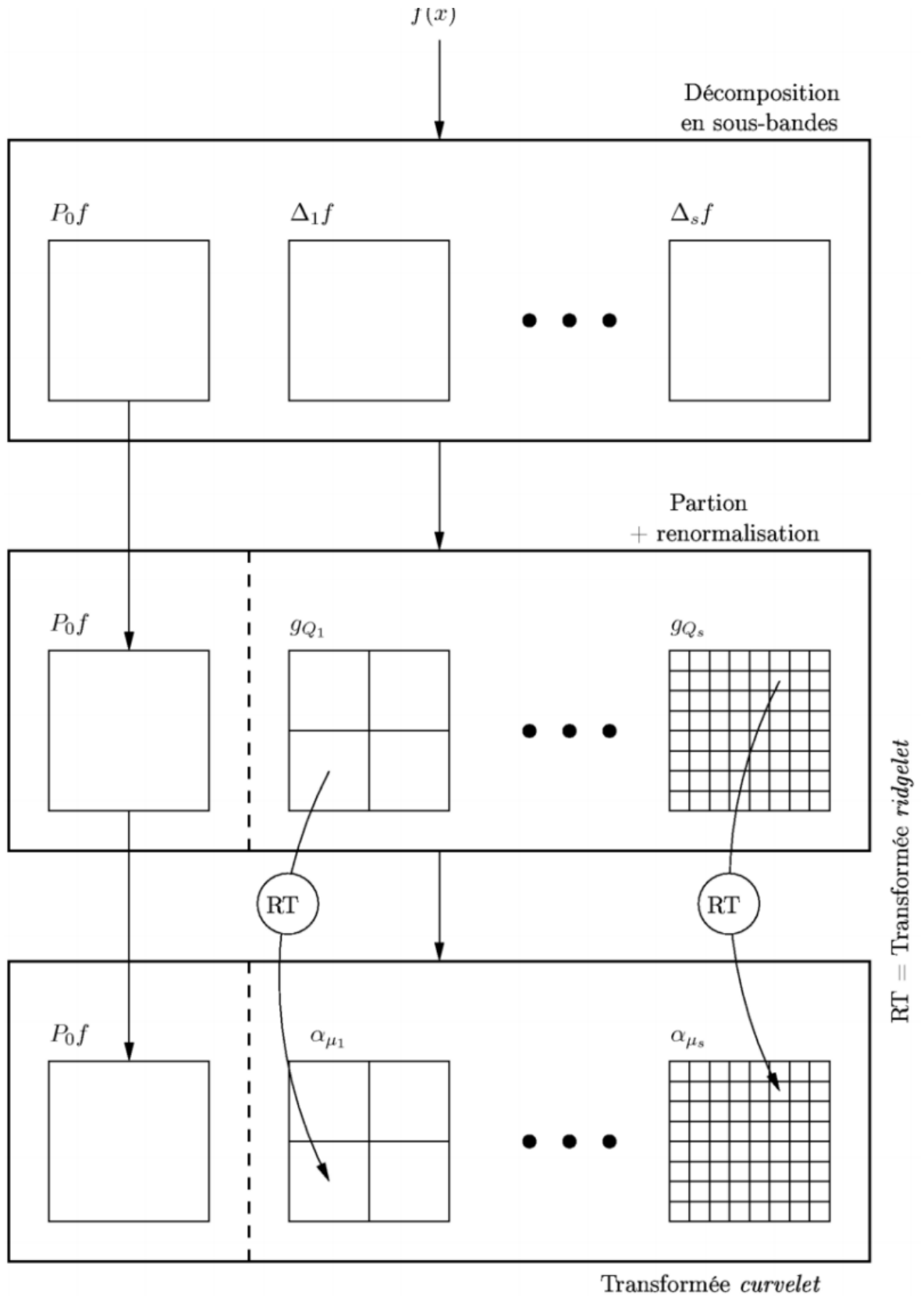


Fig. 3.3 Construction de la transformée de curvelet.

II. 5 Transformée en Contourlets

Inspirée par les curvelets, la transformée en contourlet a été introduite par Minh Do et Martin Vetterli (Do et Vetterli, 2001 et 2002). Il s'agit d'une méthode de décomposition d'image multi-résolution, qui fournit une représentation éparse des données contenues dans l'image, à la fois dans les résolutions spatiales et fréquentielles. Elle a été conçue directement dans le domaine discret contrairement aux curvelets, pour être généralisée par la suite au domaine continu. L'appellation «contourlet» vient du fait que cette nouvelle décomposition est un frame composé de segments de contour (Do et Vetterli, 2002).

La transformée en contourlet est construite en combinant deux étapes distinctes de décompositions successives (figure 3.4): une décomposition à plusieurs échelles suivie d'une décomposition directionnelle orientée (Do et Vetterli, 2002). La première étape utilise une pyramide laplacienne (LP) (Burt et Adelson, 1983) pour transformer l'image en une série de niveaux LP de bande passante et d'un seul niveau passe-bas (approximation basse fréquence de l'image) (Serief, 2009). La deuxième étape applique une banque de filtres directionnels (DFB) appropriés et un échantillonnage, afin de décomposer chaque niveau LP de bande passante en plusieurs bandes directionnelles, capturant ainsi les informations de fréquence de l'image (Bamberger et Smith, 1992). L'image est ainsi décomposée par une double structure de banque de filtres PDFB « Pyramidal Directional Filter Bank ». Dans la littérature, il y a plusieurs types de filtres qui entrent dans la constitution des transformées de contourlets. Parmi les filtres les plus utilisées, nous citons les filtres 9/7 et les filtres PKVA (Zhang and al., 2014).

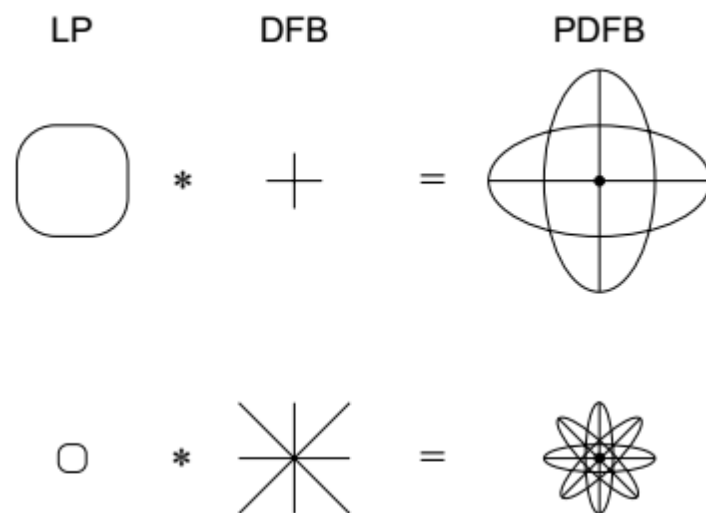


Fig. 3.4 Illustration d'une transformée en contourlets décomposée par une PDFB. (Do et Vatteleri, 2002)

À la fin, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous bandes multi-échelles et orientées (voir figure 3.5 a). L'ensemble des sous-bandes ainsi obtenues constitue une représentation complète et fidèle de l'image. Grâce à cette structure en cascade, les deux étages de décomposition multi-échelle et directionnelle dans la construction contourlets sont indépendants l'un de l'autre. Chaque échelle peut être ainsi décomposée en un nombre arbitraire de puissance de 2 de directions, et les différentes échelles peuvent être décomposées en une variété de directions. La figure 3.5 b montre un exemple de décomposition directionnelle de la transformée en contourlets, où les quatre échelles sont divisées en quatre, quatre, huit, et huit sous-bandes directionnelles de l'échelle grossière à l'échelle fine.

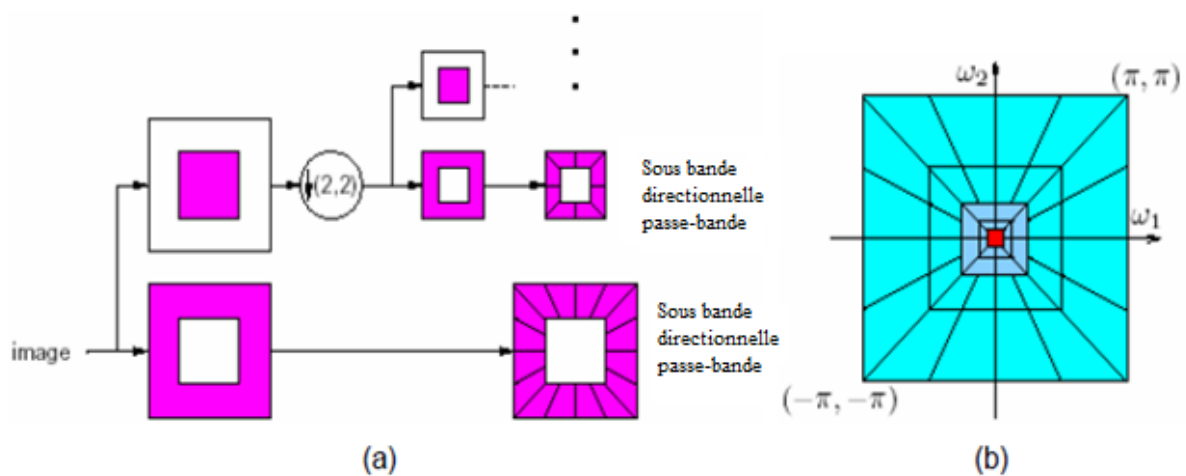


Fig. 3.5 (a) Illustration de l'implantation des contourlets à l'aide d'un banc de filtres pyramidaux directionnels (PDFB). (b) Exemple de partitionnement fréquentiel par la transformée en contourlets. (Do et Vetterli, 2005).

La transformée en contourlet est à reconstruction parfaite. Son degré de redondance est relativement faible puisque le nombre total de coefficients de contourlet obtenu à l'issue d'une décomposition approche les $4/3$ du nombre d'échantillons de l'image originale. Ceci étant dû uniquement au surplus d'échantillon inhérent à la pyramide Laplacienne, puisque le reste de la décomposition est effectué avec échantillonnage critique. (Do et Vetterli, 2001 ; Do et Vetterli, 2002).

III. Dimension fractale basée sur les contourlets

La nouvelle approche proposée est organisée comme suit :

- La première étape utilise la décomposition de l'image par la transformée en contourlets pour obtenir des sous-bandes multi-niveaux. Chaque sous-bande est caractérisée par un coefficient

de contourlet. Ces coefficients seront répertoriés dans une matrice 2D et chacun représente un niveau d'échelle résultant de la décomposition d'une image à l'aide de la pyramide laplacienne et des filtres directionnels orientés. A titre d'illustration, la figure 3.6 donne une représentation des coefficients de contourlets pour une image radar recueillie à Dakar. Elle est formée de plusieurs images où chacune représente un niveau de décomposition en contourlets de l'image initiale, elle montre la structure de données de l'arbre intégré pour les coefficients de contourlets. L'image initiale est décomposée en niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont affichés en noir tandis que de gros coefficients sont indiqués en blanc.

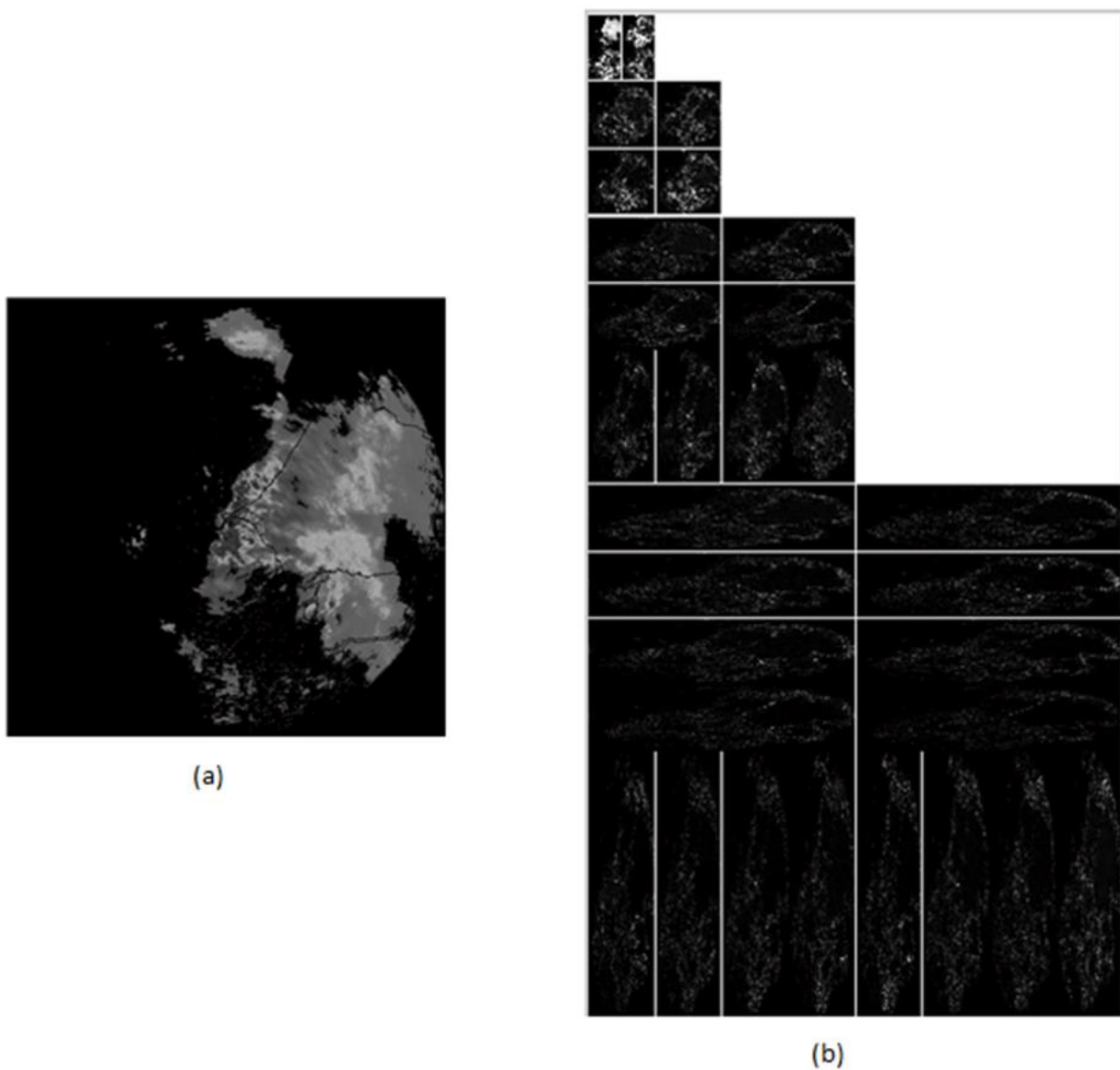


Fig. 3.6 (a) Image initiale obtenue du radar de Dakar, (b) les coefficients de contourlets obtenus pour l'image radar de Dakar.

- La deuxième étape consiste à calculer la dimension fractale des coefficients de contourlets résultants, en appliquant la méthode de comptage de boîtes sur les matrices correspondantes de chaque niveau d'échelle et en considérant uniquement les pixels qui contiennent un coefficient non nul, c'est-à-dire que le nombre de boîtes contenant des pixels de valeurs non nul à chaque échelle est compté.

IV. Résultats et interprétations

IV. 1 Identification des échos de précipitations et échos fixes

Nous allons présenter dans ce paragraphe l'estimation de la dimension fractale, obtenue par l'application de la méthode de la dimension fractale basée sur les contourlets sur des images radar, des trois sites Dakar, Bordeaux et Melbourne. Nous analyserons les cellules de précipitations et les cellules d'échos fixes.

Les figure 3.7 a, b et c donnent les droites de régression de nuages de points obtenues par la méthode de dimension fractale basée sur les contourlets pour une échelle logarithmique, pour les trois régions étudiées.

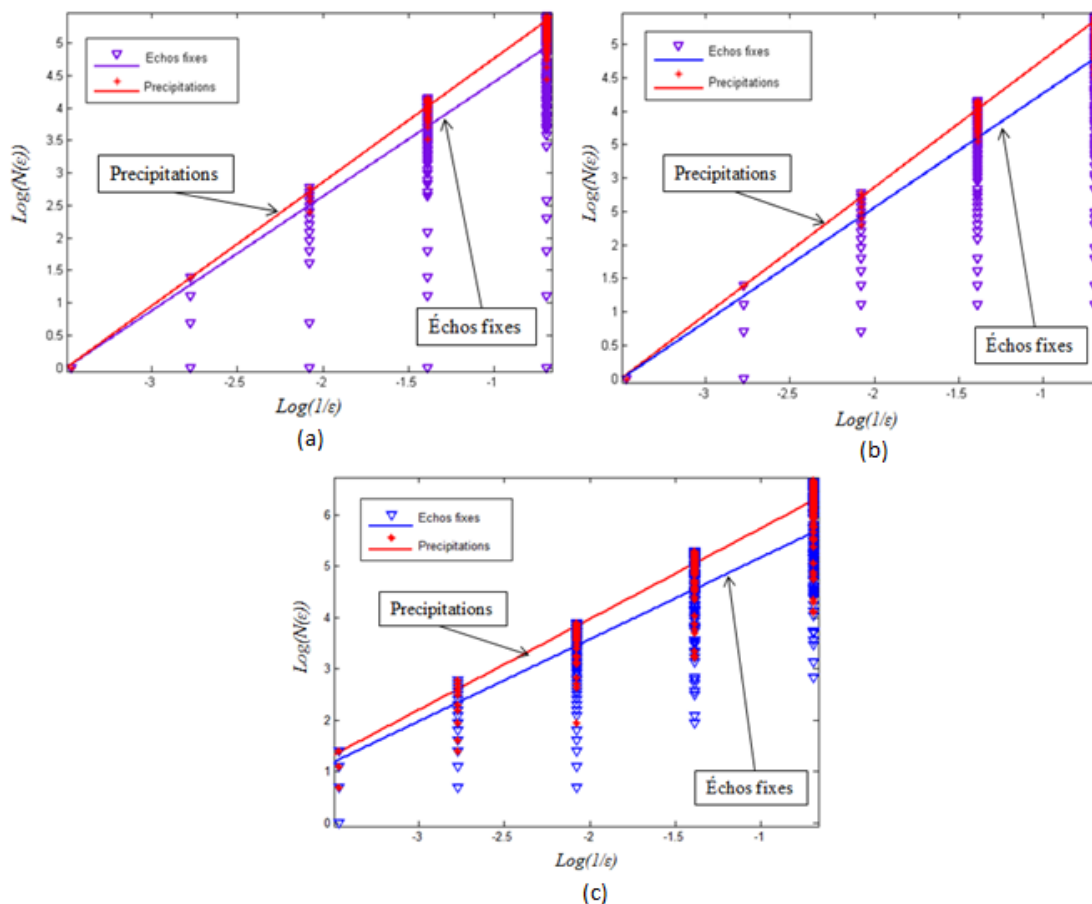


Fig. 3.7 (a) Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets des cellules de précipitations et échos fixes, (a) dans la région de Dakar, (b) dans la région de Bordeaux, (c) dans la région de Melbourne. $N(\varepsilon)$ est le nombre de boîte et ε est la tailles des boîtes.

Les figures 3.7 a, b et c représentent, à l'échelle logarithmique, le nombre de boîtes en fonction des tailles des boîtes. Les nuages de points obtenus peuvent être décrits par la droite d'équation : $y=ax+b$ où " a " est la pente de la courbe de tendance décrivant la dimension fractale D_f et " b " représente l'ordonnée à l'origine. La qualité de l'ajustement des nuages de points est caractérisée par de forts coefficients de corrélations variant de 93 à 98%. Les différentes dimensions fractales estimées par cette approche pour chaque type de cellules de précipitations et échos fixes, sont présentés dans la table 3.1.

Table 3.1 Dimensions fractales basées sur les contourlets D_f obtenues pour les trois régions étudiées.

Sites	Type de cellules	D_f	$[D_{fmin}, D_{fmax}]$
Dakar	Précipitations	1.90	[1.898, 1.912]
	Échos fixes	1.76	[1.740, 1.780]
Bordeaux	Précipitations	1.91	[1.909, 1.911]
	Échos fixes	1.71	[1.685, 1.735]
Melbourne	Précipitations	1.92	[1.912, 1.928]
	Échos fixes	1.76	[1.748, 1.772]

Selon la table 3.1, la dimension fractale basée sur les contourlets est égale à $1,90 \pm 0,012$ pour les cellules de précipitation et $1,76 \pm 0,02$ pour les cellules échos fixes dans les images collectées à Dakar. Pour la région de Bordeaux, deux valeurs distinctes de la dimension fractale sont relevées, elles sont égales respectivement à $1,91 \pm 0,001$ pour les cellules de précipitation et $1,71 \pm 0,025$ pour les cellules d'échos au sol. Pour le site de Melbourne, nous trouvons deux valeurs différentes de la dimension fractale basées sur les contourlets, à savoir $1,92 \pm 0,008$ pour les cellules de précipitation et $1,76 \pm 0,012$ pour les cellules d'échos fixes. Le coefficient de corrélation décrivant la qualité de l'ajustement varie entre 94% et 98%. Nous pouvons conclure que les deux types de cellules, les précipitations et les échos terrestres sont identifiés sans ambiguïté par la dimension fractale basée sur les contourlets. Par conséquent, la classification de ces deux types d'échos en utilisant les fractales devient possible avec cette nouvelle méthode.

Nous pouvons noter aussi que les différentes valeurs des dimensions fractales des cellules de précipitations ne se chevauchent pas avec celle des cellules d'échos du sol pour toutes les régions étudiées. Cela montre la puissance de notre méthode à identifier les deux types de cellules.

IV. 2 Identification des échos de précipitations et échos anaprops

La figure 3.8 représente les échos anaprops présents dans une image radar de Bordeaux.

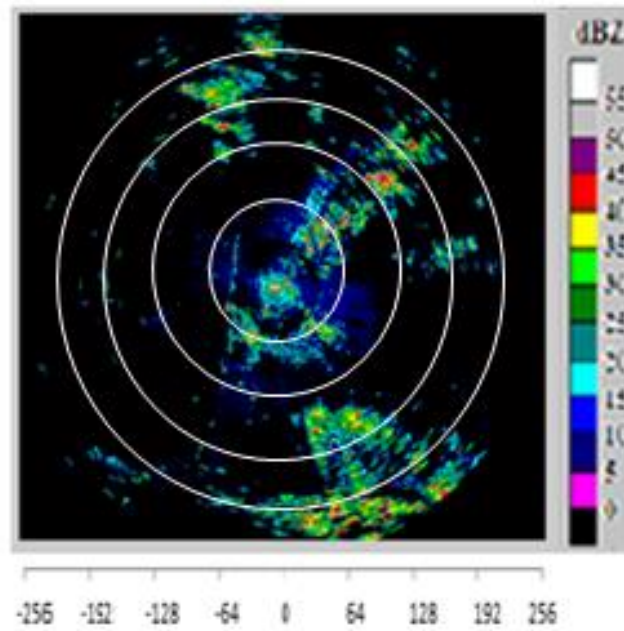


Fig. 3.8 Image radar, prise par le radar de Bordeaux contenant les cellules de propagation anormale, enregistrée le 23 Septembre 1996, l'échelle est en Km.

La figure 3.9 représente les variations de la dimension fractale basées sur les contourlets pour les cellules de précipitation et les cellules de propagation anormales "anaprop" obtenues sur les images radar de Bordeaux.

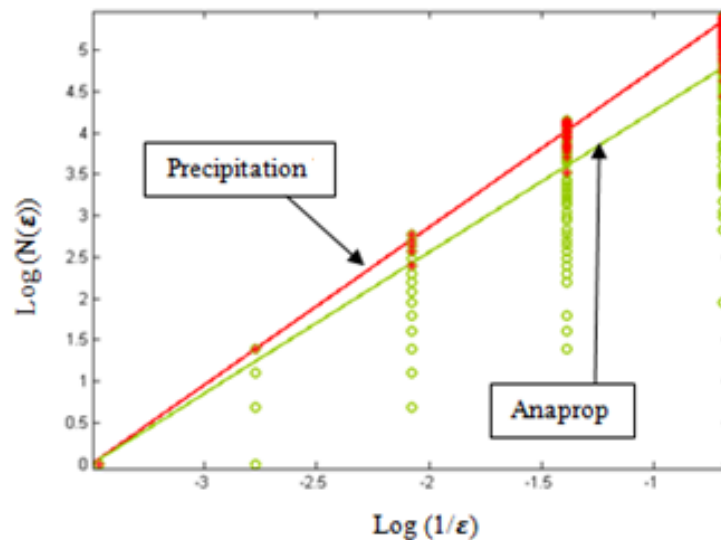


Fig.3.9 Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets des cellules de précipitations et cellules anaprops, dans la région de Bordeaux ; $N(\varepsilon)$ est le nombre de boîte et ε est la tailles des boîtes.

La dimension fractale basée sur les contourlets est égale à $1,91 \pm 0,001$ pour les cellules de précipitation et $1,76 \pm 0,03$ pour les cellules anaprops, pour la région de Bordeaux. Nous concluons que les deux types de cellules, précipitations et échos anaprops sont clairement identifiés par ce paramètre.

IV. 3 Test statistique z

Afin de confirmer la fiabilité de nos résultats de dimensions fractales basées sur les contourlets, nous avons utilisé un test statistique appelé test z (voir Annexe C). Il s'agit d'un test d'hypothèse paramétrique utilisé pour déterminer la signification statistique des résultats obtenus. Le test z met deux hypothèses:

- Hypothèse H_0 : La différence entre les moyennes est égale à 0, cela signifie qu'il n'y a pas de différence significative entre les deux échantillons A et B.
- Hypothèse H_1 : la différence entre les moyennes est différente de 0, cela signifie qu'il s'agit d'une différence significative entre les deux échantillons A et B.

Comme la probabilité p (valeur p) calculée est inférieure au niveau de signification $\alpha = 0,05$, l'hypothèse nulle H_0 doit être rejetée et l'hypothèse alternative H_1 doit être retenue. Cela signifie que nos résultats sont indépendants et ne se chevauchent pas entre eux.

Notons que la valeur p du test z est la probabilité d'observer un test statistique, aussi extrême ou plus extrême que, la valeur observée sous l'hypothèse nulle. Les petites valeurs de

p mettent en doute la validité de l'hypothèse nulle. Les résultats obtenus par le test z sont donnés dans la table 3.2.

Table 3.2 Résultats du test z obtenus pour les trois régions étudiées.

Sites	z (valeur observée)	$ z $ (valeur critique)	valeur p	alpha
Dakar	2.337	1.960	0.009	0.05
Bordeaux	4.224	1.960	0.0025	0.05
Melbourne	2.793	1.960	0.003	0.05

Pour les trois sites étudiés, la valeur p est toujours inférieure au niveau de signification $\alpha = 0,05$ ($p < 0,05$) et la valeur z (valeur observée) est supérieure à $|z|$ (valeur critique) = 1,960, rejetant ainsi l'hypothèse H_0 et retenant l'hypothèse alternative H_1 .

Le test z montre que les dimensions fractales basées sur les contourlets des précipitations ne sont pas corrélées avec celles des échos terrestres. Cela montre la fiabilité de ce paramètre pour différencier ces deux types d'échos et prouve la signification statistique des résultats de dimensions fractales basées sur les contourlets.

V. Conclusion

Comparée aux autres transformées multi-échelles, la transformée en contourlet avec sa propriété de sélectivité directionnelle (ou orientée) conduit à des améliorations et à de nouveaux potentiels pour les applications de traitement d'image. En effet, les contours fins sont mieux représentés puisque des expérimentations ont déjà clairement montré que les contours lisses sont représentés de manière efficace par quelques coefficients contourlet localisés dans la bande à orientation appropriée. (Do et Vetterli, 2001 ; Do et Vetterli, 2002).

Après avoir vérifié dans le Chapitre II que la dimension fractale classique basée sur la technique Box-Counting ne permet pas la discrimination entre les échos de précipitation et les échos du sol, nous avons montré dans ce chapitre, que la dimension fractale basée sur les contourlets, appliquée pour la première fois pour l'analyse de la structure des échos radar, est un paramètre discriminant et permet d'identifier sans ambiguïté les échos de précipitations des

échos fixes, dans trois régions où prévalent des climats différents. De même, nous avons montré que ce paramètre permet d'identifier les anaprops observés dans la région de Bordeaux.

La géométrie fractale « lacunarité fractale et dimension fractale basée sur les contourlets » se présente comme un outil puissant dans l'analyse des images radar. Qu'en est-il pour les images satellitaires ? Cette question sera abordée dans le chapitre quatre.

Chapitre IV

Application aux Images Satellitaires

I. Introduction

Les champs de nuages et de précipitations demeurent les champs les plus difficiles à simuler pour les actuels modèles de prévisions météorologiques. En effet, les échelles spatio-temporelles de ces modèles restent largement supérieures à celles qui sont pertinentes pour les précipitations : Les pluies ne sont estimées que sur des échelles relativement grossières. De plus, le temps de mise en route de ces modèles est souvent prohibitif pour des prévisions à court terme (Macor, 2007).

Dans ce contexte, les acquisitions satellitaires constituent une source d'information indispensable : la terre étant couverte à 75 % par les océans, seule une étude des précipitations depuis l'espace peut permettre une estimation globale. Elle complète les mesures de pluie effectuées depuis le sol (pluviomètres, radars). En effet, depuis le lancement des tous premiers satellites Tiros, d'observation de la Terre au début des années 1960, l'imagerie satellitaire a permis des améliorations significatives dans l'étude des différents phénomènes géophysiques à grande échelle, en particulier la prévision météorologique (prévision immédiate, analyse dynamique) (Grazzini, 2003).

Cette partie porte sur le développement d'une technique d'identification des nuages précipitants et des nuages non précipitant pour le nord Algérien par imagerie satellitaire MSG, permettant de surmonter les difficultés dues au climat subtropical régnant dans cette région. La plupart des techniques proposées dans la littérature exploitent les propriétés optiques et microphysiques fournies par l'imagerie multi-spectrale du satellite météorologique MSG. Pour le cas du bassin méditerranéen, les précédentes approches vont souffrir de limitations quant à l'utilisation de l'information sur les nuages prodiguée par le canal infrarouge thermique seul. En effet, les nuages stratiformes à basse altitude, et à sommets chauds, s'étalant sur des larges régions sous forme homogène, coexistent avec les nuages convectifs.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la structure des nuages en considérant la géométrie fractale appliquée sur les images satellitaires. Cette étude vise à améliorer l'estimation des précipitations par imagerie satellitaire pour le climat subtropical.

II. Banque de données

Nous avons considéré dans cette étude une base de données formée d'un ensemble d'images satellitaires, collectées dans le nord de l'Algérie, à partir du satellite MSG, enregistrées dans les trois canaux : Infrarouge (IR), Visibles (VIS) et Haute Résolution Visible (HRV).

Les données satellitaires MSG sont fournies par l'office national de la météorologie (ONM) qui est équipé d'une station de réception des images du capteur SEVIRI. MSG est la nouvelle génération de satellites météorologiques géostationnaires européens, il a des capacités considérablement améliorées, en particulier pour observer les phénomènes météorologiques en évolution rapide et pour la dérivation de produits quantitatifs.

L'imageur SEVIRI est capable de fournir toutes les quinze minutes (par opposition à une demi-heure avec Météosat) une image observée par le satellite dans 12 bandes de fréquences différentes du spectre visible et infrarouge, soit quatre fois plus que Météosat. De plus, en réduisant le rafraîchissement des données de 30 à 15 minutes, le satellite MSG permet aux prévisionnistes de détecter plus facilement le déclenchement de phénomènes météorologiques violents tels que les orages et les tempêtes de neige.

II. 1 Images du canal Infrarouge

L'acquisition d'images dans le canal infrarouge thermique IR se situe dans la longueur d'onde de $10,8 \mu\text{m}$. Ce canal est le plus utilisé pour la détection des nuages et la détermination de la température des sommets des nuages. Il est également utilisé pour la détection de l'altitude des nuages ainsi que l'épaisseur optique de ce dernier. En outre, le canal infrarouge permet de déterminer le type de particules qui composent les masses de nuages et la détection du nuage cirrus (Inoue, 1987) et des nuages de cendres volcaniques (Prata, 1989). La taille de l'image est de $3712 * 3712$ pixels. La figure 4.1 représente une image satellitaire obtenue à partir du canal Infrarouge IR.

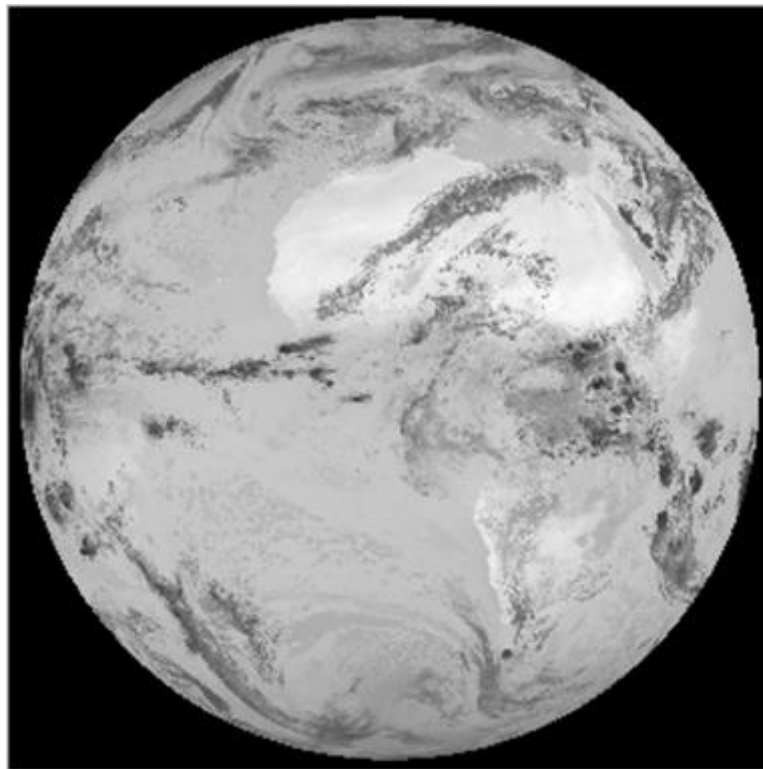


Fig. 4.1 Image de la terre perçue dans le canal IR $10.8 \mu\text{m}$

II. 2 Images du canal Visible

Le capteur SEVIRI permet l'acquisition d'images dans le canal visible à une longueur d'onde de $0,6 \mu\text{m}$, ce canal est inclus dans le spectre de sensibilité de l'œil humain. Le rayonnement solaire réfléchi par la terre est capturé par le capteur qui le transforme en niveaux de gris pour composer des images monochromes (voir la figure 4.2). La composition des images en couleurs vraies n'est pas possible car l'acquisition se déroule autour de deux longueurs d'onde précises dans la gamme visible, et pas sur l'ensemble du spectre lumineux. D'autre part, une fausse composition des couleurs est possible. La taille de l'image est de $3712 * 3712$ pixels. L'utilisation des images de ce canal visible permet de détecter et de surveiller les masses nuageuses au cours de la journée, ainsi que l'étude des terres émergées, des aérosols et de la surveillance de la végétation (Tebbi, 2017).

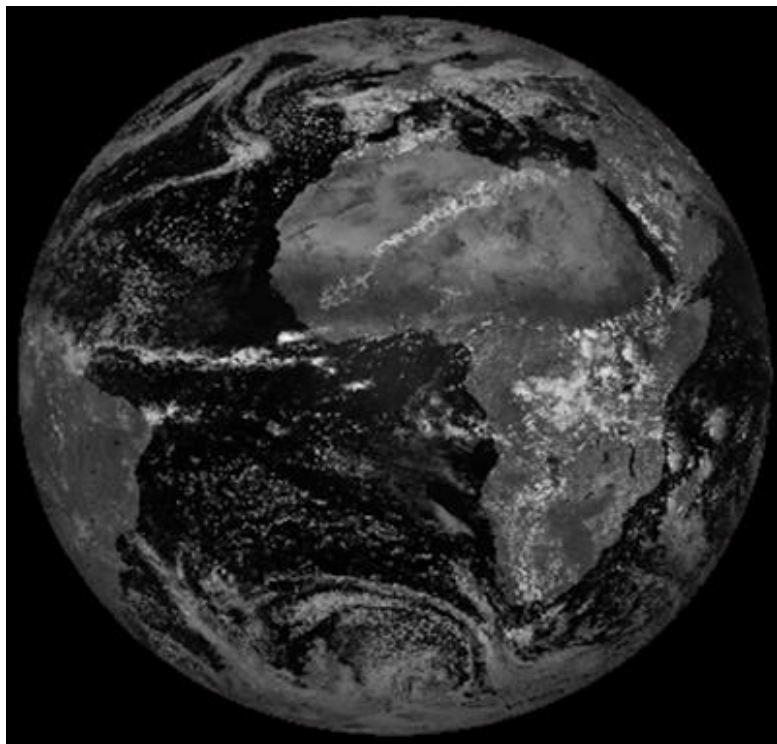


Fig. 4.2 Image de la terre perçue dans le canal Visible $0.6 \mu\text{m}$

II. 3 Images du canal HRV (Hight Resolution Visible)

Le satellite MSG génère des images visibles en haute résolution, d'une résolution de 1 km² au nadir (au lieu de 3 km² pour les autres capteurs). Les images HRV sont acquises dans la bande spectrale de 0,4 à 1,1 μm, elles représentent une petite zone du globe terrestre (figure 4.3). Ce type d'images satellitaires permet la détection de structures nuageuses de petite taille et sont adaptées pour mieux distinguer les détails de la texture des nuages.

La taille de ces images est de 11136 * 5566 pixels, chaque pixel représentant une réflectance comprise entre 0 et 100%.

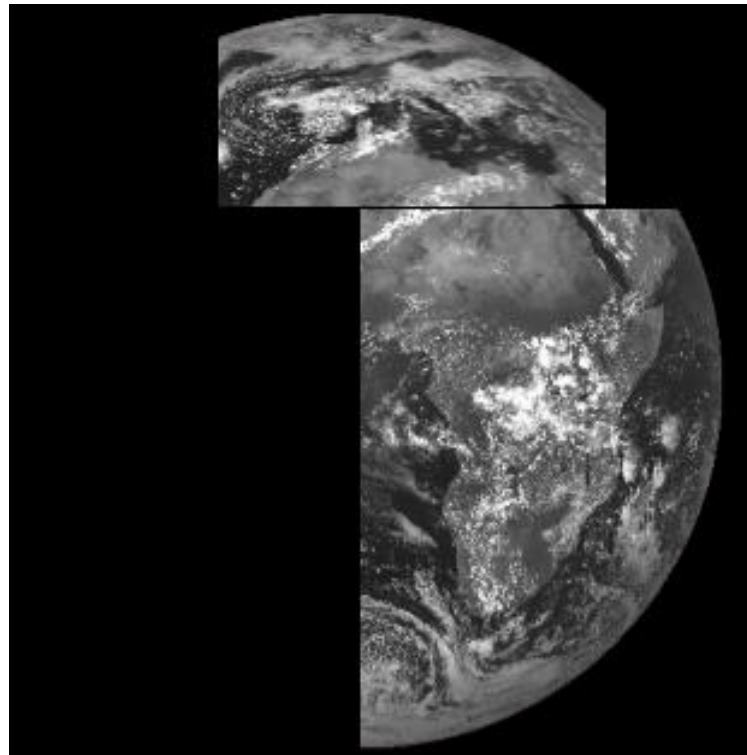


Fig. 4.3 Image de la terre perçue dans le canal HRV entre 0,4 à 1,1 μm

II. 4 Présentation de la région étudiée

Dans ce chapitre, nous avons réduit notre champ d'étude au nord Algérien en se focalisant sur la région de Sétif, là où se trouve le radar de Sétif. L'Algérie est située sur la rive sud de la mer Méditerranée; elle est bordée à l'est par la Tunisie et la Libye, au Sud par le Niger et le Mali, au sud-ouest par la Mauritanie et le Sahara occidental et à l'ouest par le Maroc.

Le climat régnant sur la région du nord Algérien est le climat méditerranéen, qui est généralement caractérisé par une longue saison sèche estivale, et des températures hivernales relativement clémentes avec une pluviométrie importante durant la saison des pluies. Ce climat est influencé à la fois par le climat subtropical et le climat des systèmes de moyennes latitudes (Trigo et al. 2006; Alpert et al. 2006). Les cyclones du front polaire apportent froid et humidité alors que les pressions tropicales font remonter de l'air chaud et sec (Lazri, 2013).

La zone d'étude qui est située au nord de l'Algérie s'étend sur environ 800 km de long et 400 km de large (figure 4.4). Cette zone est couverte par 219 pluviomètres sur les 320 implantés sur le territoire Algérien. Sur la figure 4.4, le cercle montre la couverture radar de Sétif qui coïncide avec la zone d'étude.

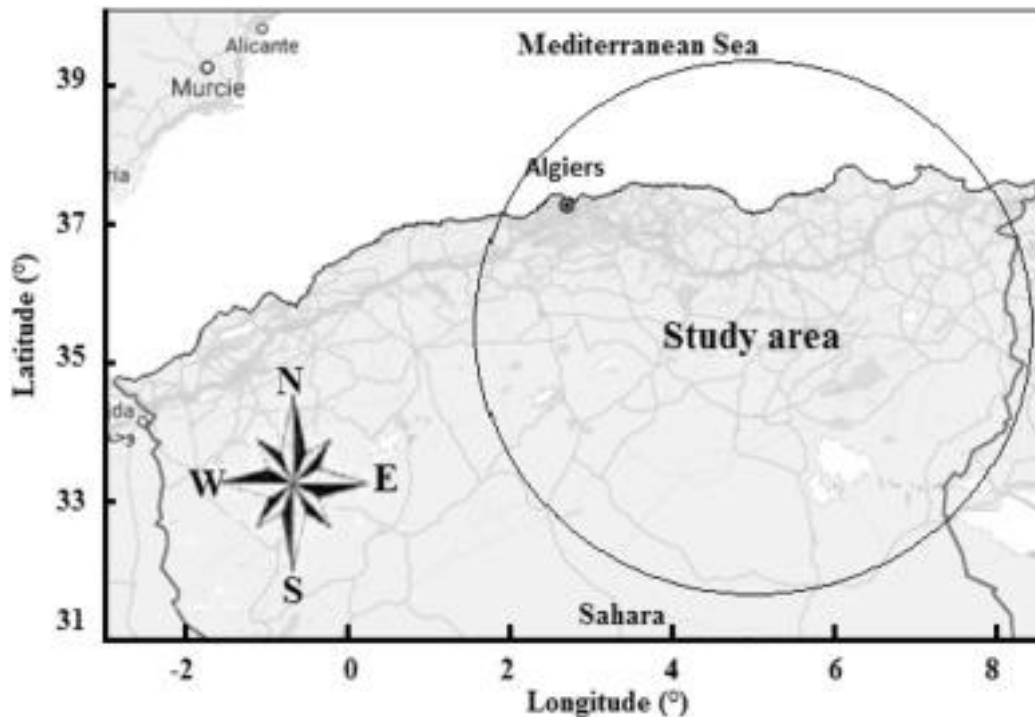


Fig. 4.4 Position du radar météorologique de Sétif et répartition des stations pluviométriques sur la zone d'étude. Le cercle montre la couverture radar d'un rayon de 250 km.

III. Résultats et Interprétations

Dans ce paragraphe, nous avons appliqué les méthodes d'analyse fractale sur des images satellitaires MSG enregistrées sur les trois canaux IR, VIS et HRV. Ces images ont été centrées sur le nord Algérien, précisément sur la région de Sétif. Nous présentons dans la figure 4.5 une image satellitaire de la région du nord Algérien, alors que l'image de la figure 4.6 est centrée sur la ville de Sétif, toutes les deux enregistrées dans le canal IR.

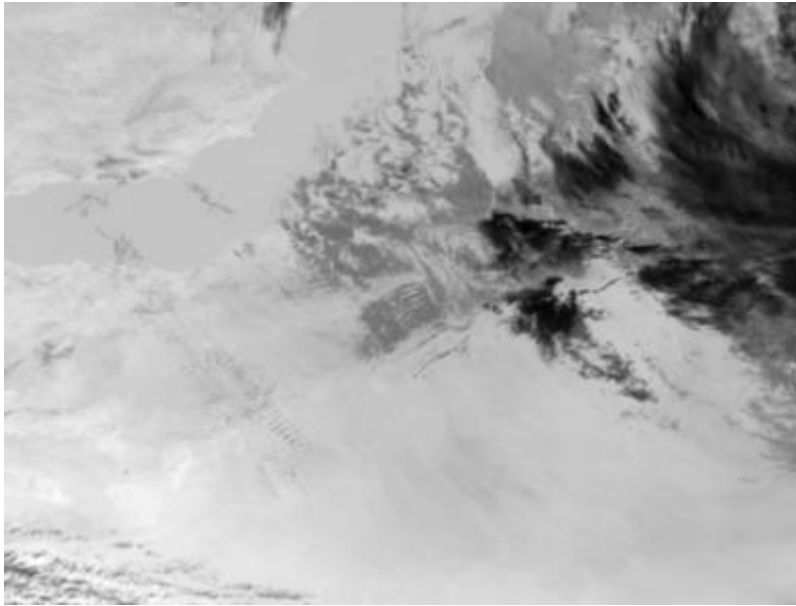


Fig. 4.5 Image satellitaire collectée dans le canal IR, centrée sur la région du nord Algérien

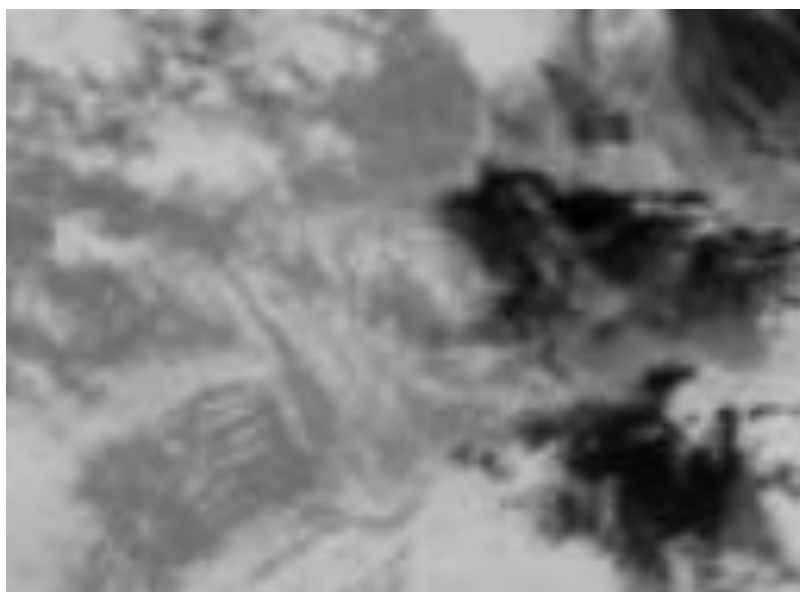


Fig. 4.6 Image satellitaire prise dans le canal IR, centrée sur la région de Sétif

La figure 4.7 décrit une image satellitaire de la région de l'Est Algérien centrée sur la ville de Sétif, enregistrée sur le canal HRV :

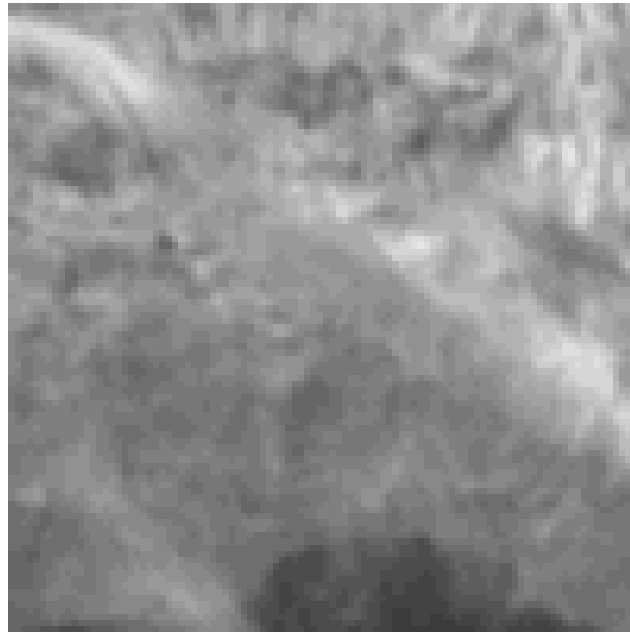


Fig. 4.7 Image satellitaire perçue dans le canal HRV, centrée sur la région de Sétif

Dans la figure 4.8, nous présentons une image satellitaire de la région du nord Algérien et la figure 4.9 montre une image de l'est Algérien centrée sur la ville de Sétif, toutes les deux enregistrées sur le canal du Visible « VIS » :

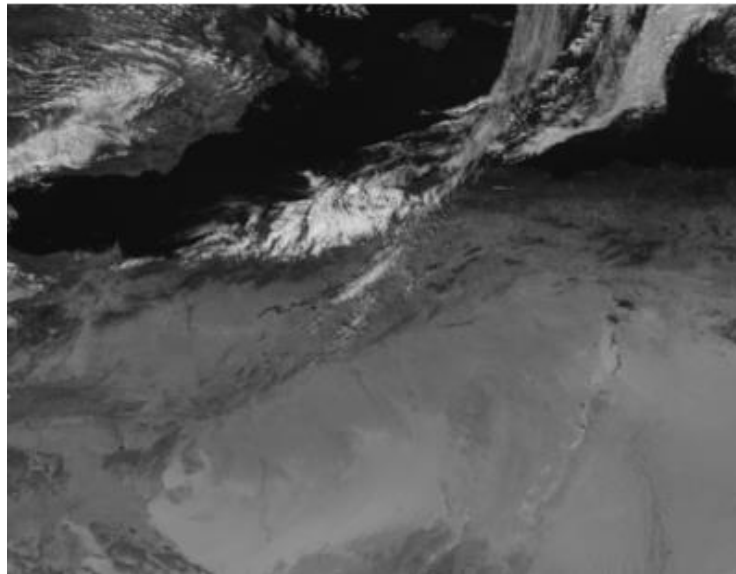


Fig. 4.8 Image satellitaire perçue dans le canal VIS du Nord Algérien.

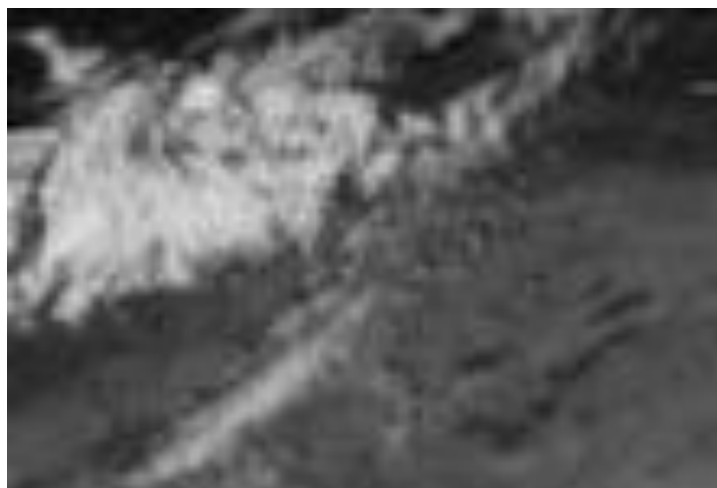


Fig. 4.9 Image satellitaire perçue dans le canal VIS, centrée sur la région de Sétif

La validation des deux groupes de données d'images satellitaires, l'une contenant des nuages précipitants et l'autre contenant des nuages non précipitants, a été faite à partir d'images radar de Sétif prises en mêmes temps que les images satellitaires. Une série d'images du radar météorologique de Sétif a été utilisée comme référence pour la création de la base de données.

Nous avons appliqué la méthode texturale développée au laboratoire « Traitement d'Images et Rayonnement » pour distinguer les échos précipitants des non précipitants. En s'appuyant sur le principe que chaque pixel non nul présent sur une image radar représente un écho de précipitation, cette méthode se compose essentiellement de trois étapes essentielles, la première consiste en la sélection des images à traiter, ensuite en deuxième lieu le calcul des paramètres discriminants puis la troisième étape le filtrage des nuages précipitants. Nous avons exploité la base de données constituée par Tebbi (2017).

À titre d'illustration, nous présentons les résultats de cette méthode obtenue pour les images satellitaires HRV. Les deux figures 4.10 b et 4.11 b montrent deux cas de situations météorologiques détectées par le radar : l'une pluvieuse obtenue le 30 Janvier 2012 à 14h00, et l'autre décrite par un nuage non précipitant prise le 27 Janvier 2012 à 12h15.

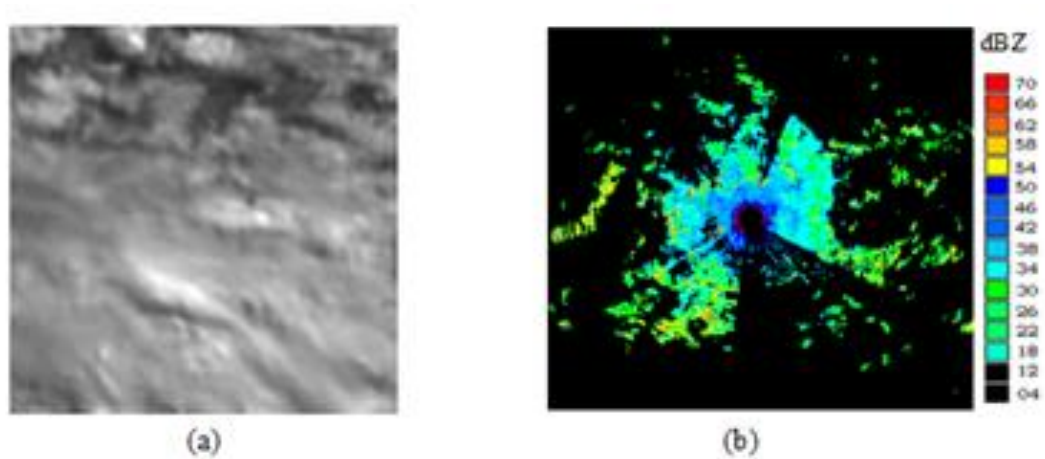


Fig. 4.10 : (a) Image satellitaire HRV ; (b) Image radar de Sétif. (Tebbi, 2017)

Les deux figures 4.10 (a) et 4.11 (a) décrivent respectivement une situation pluvieuse et un nuage non précipitant pour le canal HRV.

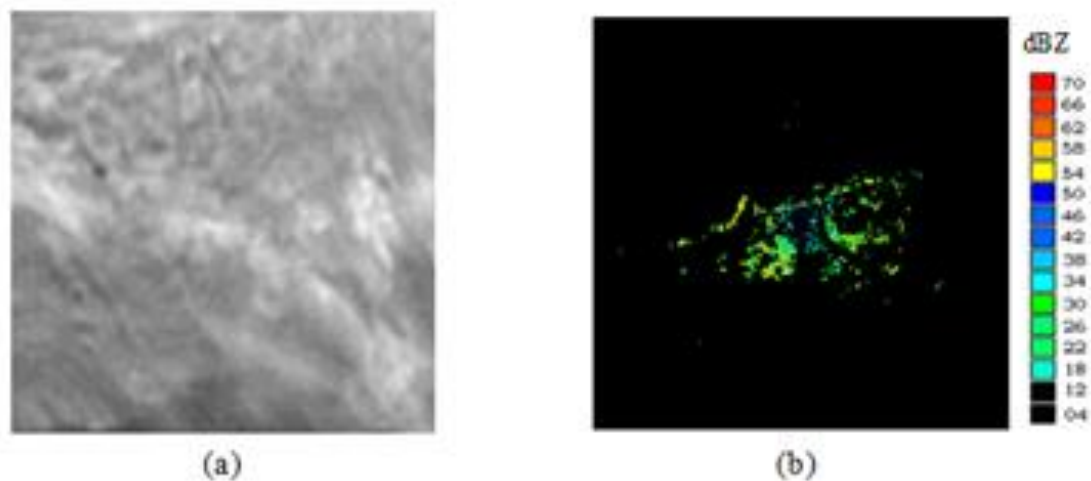


Fig. 4.11 : (a) Image satellitaire HRV ; (b) Image radar de Sétif. (Tebbi, 2017).

III. 1 Application de la dimension fractale

Dans ce paragraphe, nous allons appliquer la dimension fractale basée sur la méthode de box-counting afin de différencier entre les cellules précipitantes et les cellules non précipitantes.

Sur les figures 4.12, 4.13 et 4.14, nous représentons à l'échelle logarithmique les variations des dimensions fractales calculées par la méthode classique de comptage de boîtes

pour les cellules précipitantes et les cellules non précipitantes, présentes dans les images satellitaires issues respectivement des canaux IR, HRV et VIS.

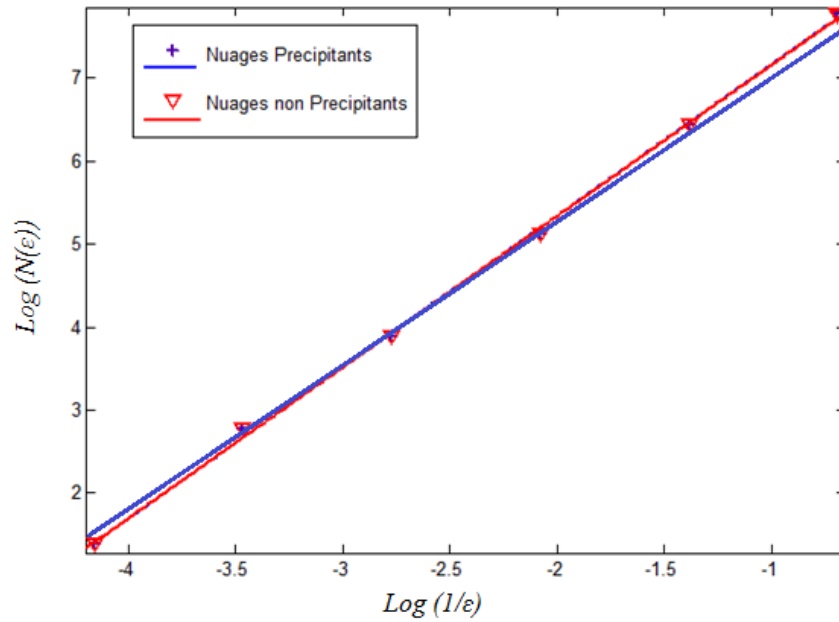


Fig. 4.12 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal IR.

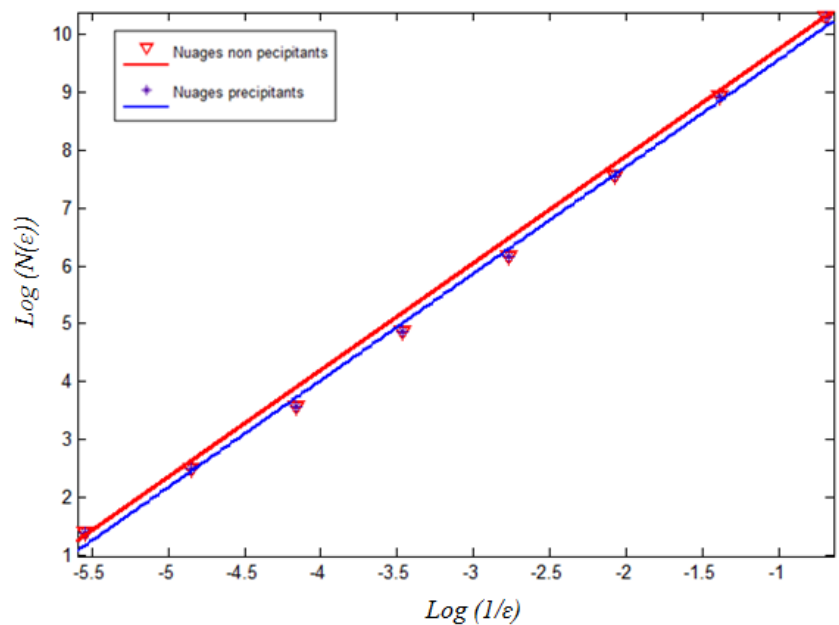


Fig. 4.13 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boites des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal HRV.

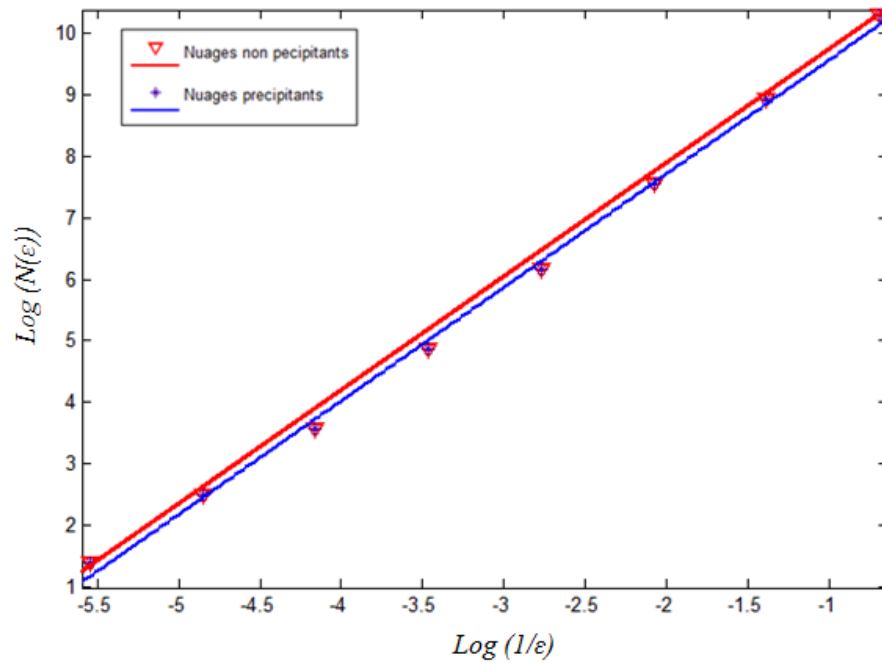


Fig. 4.14 Variations de la dimension fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal VIS.

À partir des figures 4.12, 4.13 et 4.14, la dimension fractale est représentée par la pente de la courbe de tendance décrite par la fonction $y = ax + b$ où " a " est la pente et " b " l'ordonnée à l'origine. Les valeurs des dimensions fractales ainsi que la gamme de variation [Df_{min} , Df_{max}] sont données dans la table 4.1.

Table 4.1 Les dimensions fractales D_f obtenues pour les trois canaux étudiés.

Type de canal	Type de cellules	D_f	[Df_{min} , Df_{max}]
IR	Cellules Précipitantes	1,85	[1.82, 1.88]
	Cellules non précipitantes	1,84	[1.81, 1.87]
HRV	Cellules Précipitantes	1,80	[1.75, 1.85]
	Cellules non précipitantes	1,82	[1.76, 1.88]
VIS	Cellules Précipitantes	1,79	[1.74, 1.84]
	Cellules non précipitantes	1,75	[1.71, 1.79]

Nous remarquons pour chaque type de canal que les deux dimensions fractales sont presque identiques et se chevauchent. En effet, selon la table 4.1, la dimension fractale est

estimée à $1,85 \pm 0,03$ pour les cellules précipitantes et $1,84 \pm 0,03$ pour les cellules non précipitantes pour le canal IR. De même pour le canal HRV, la dimension fractale des cellules précipitantes est égale à $1,80 \pm 0,05$ tandis que celle des cellules non précipitantes est de $1,82 \pm 0,06$. Pour les images de du canal Visible, la dimension fractale est égale à $1,79 \pm 0,05$ pour les cellules précipitantes et $1,75 \pm 0,04$ pour les cellules non précipitantes. Le coefficient de corrélation décrivant la qualité de l'ajustement est égal à 0,97. Par conséquent, nous pouvons déduire que la dimension fractale classique ne peut pas être considérée comme un paramètre discriminant entre les nuages pluvieux et les nuages non pluvieux.

Aussi, l'application de la méthode de la dimension fractale basée sur les contourlets ne peut pas être appliquée sur nos images satellitaires, à cause de la taille des images considérées. En effet, la méthode des contourlets nécessite des images de taille minimum de 256x256 pixels, à cause de la décomposition de cette dernière en plusieurs échelles suivie d'une décomposition multidirectionnelle, les images à traiter dans notre cas sont de taille maximale de 100 x 100 pixels. De ce fait, nous nous sommes directement intéressés à l'application de la lacunarité fractale sur les images satellitaires enregistrées sur les canaux IR, Vis et HRV.

III. 2 Application de la Lacunarité fractale

Comme dans le chapitre II, nous avons choisi pour le calcul de la lacunarité des images satellitaires, la méthode d'Allain et Cloitre utilisant l'algorithme de glissement de boîte. La figure 4.15, montre les variations de la lacunarité fractale des cellules de nuages précipitants et non précipitants, obtenues pour les images satellitaires enregistrées sur le Canal IR.

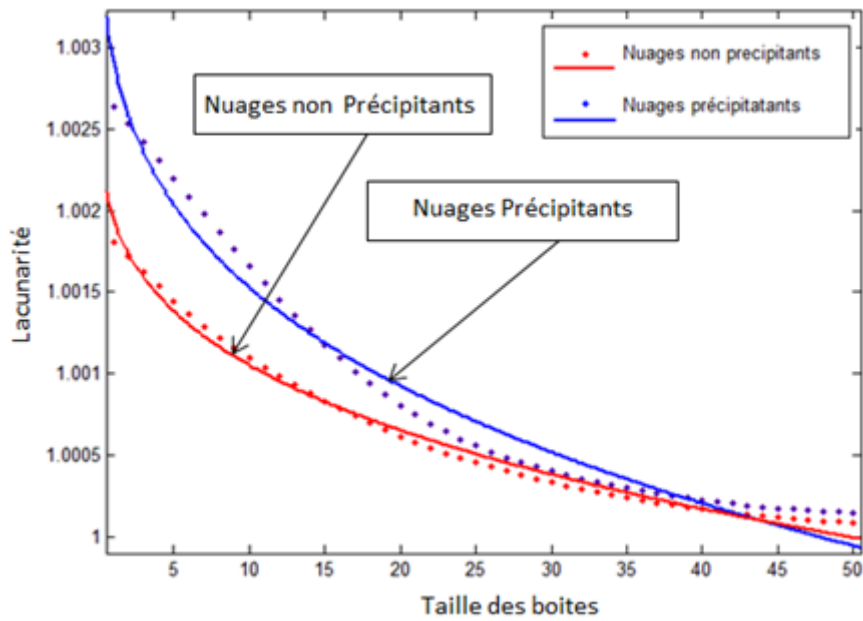


Fig. 4.15 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal IR.

Les variations de la lacunarité fractale en fonction des tailles des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, obtenues pour les images enregistrées sur le canal HRV, sont données par la figure 4.16.

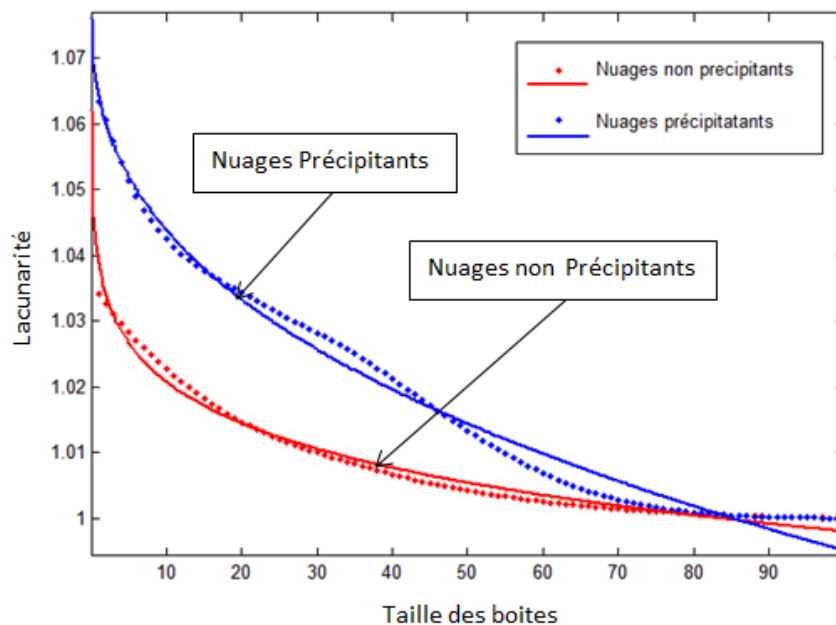


Fig. 4.16 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal HRV.

La figure 4.17 décrit les variations de la lacunarité fractale en fonction des tailles des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, obtenues pour les images enregistrées dans le canal du VIS.

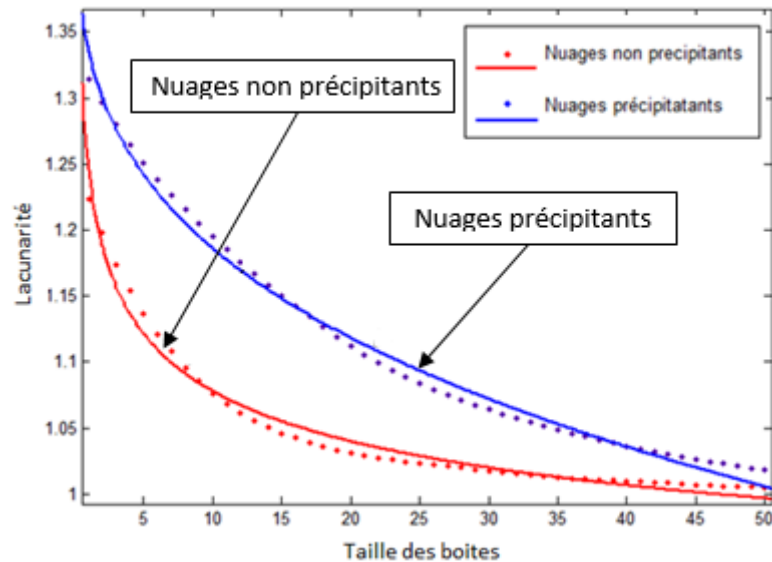


Fig. 4.17 Variations de la lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes des cellules de nuages précipitants et non précipitants, pour les images du canal VIS .

Afin d'identifier les cellules de nuages précipitants et les cellules de nuages non précipitants, nous avons utilisé le facteur d'homogénéité " a ", et ceci en ajustant le nuage de points représenté par différentes valeurs de lacunarité. Ce dernier a une allure hyperbolique, caractérisé par la même fonction décrite par l'équation 2.16 dans le chapitre II, quel que soit le type du canal où les images satellitaires ont été enregistrées.

Nous pouvons noter à partir des figures 4.15, 4.16 et 4.17 que la valeur de la lacunarité des cellules de nuages précipitants est supérieure à celle des cellules de nuages non précipitants et que le facteur d'homogénéité " a " des cellules précipitantes est supérieur à celui des cellules non précipitantes. Nous déduisons alors que les cellules de nuages non précipitants sont plus homogènes que les cellules de nuages précipitants. Ce résultat concerne les images des trois canaux du satellite MSG.

Dans la table 4.2, nous donnons les facteurs d'homogénéité " a " des courbes décrivant la lacunarité. " a_{min} " et " a_{max} " représentent respectivement le minimum et le maximum des facteurs d'homogénéité.

Table 4.2 Lacunarité fractale obtenue pour images satellitaires obtenues sur les trois Canaux IR, HRV et VIS.

Type de Canal	Type de nuage	a (facteur d'homogénéité)	$[a_{min} ; a_{max}]$
IR	Précipitant	1.73	[1.03 ; 2.43]
	Non Précipitant	-0.01	[-0.014 ; -0.006]
HRV	Précipitant	-0.015	[-0.019 ; -0.01]
	Non Précipitant	-0.08	[-0.03 ; -0.13]
VIS	Précipitant	0.47	[0.35 ; 0.59]
	Non Précipitant	-0.16	[-0.23 ; -0.09]

L'analyse de la table 4.2 montre que le paramètre " a " des cellules précipitantes est supérieur à celui des cellules non précipitantes, quel que soit le canal utilisé. Ceci est dû au fait que les cellules précipitantes sont moins homogènes que les cellules non précipitantes. Nous déduisons aussi que les cellules de nuages non précipitants ont une texture plus fine que les cellules de nuages précipitants. Ceci est justifié par la faible lacunarité qui est obtenue pour les cellules non précipitantes (Olalla, 2010).

Ces résultats montrent une bonne performance de la méthode de la lacunarité dans l'identification des nuages précipitants.

IV. Conclusion

L'utilisation des images satellitaires MSG par son nombre de canaux et sa haute résolution spatiale contribue à l'amélioration des prévisions météorologiques.

Dans ce chapitre, nous avons abordé l'analyse fractale des précipitations observées sur les images satellitaires MSG. Nous avons ainsi considéré trois canaux du satellite MSG, à savoir, le canal Infra rouge, le canal HRV et le canal Visible.

Nous avons montré que le paramètre lacunarité fractale peut servir de facteur discriminant entre les nuages précipitants et les nuages non précipitants. Cependant, l'application de la dimension fractale sur les images satellitaires nous a donné des résultats non concluants, contrairement aux images radar. En effet, nous avons montré dans ce chapitre que

l'application de la dimension fractale sur les images satellitaire ne peut être utilisée comme discriminateur entre les cellules pluvieuses et les cellules non pluvieuses.

La classification des nuages pluvieux par géométrie fractale peut donc être utilisée pour le nord algérien malgré la complexité du climat subtropical.

Chapitre V

Système Automatique

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons un système automatique de classification des cellules radar, conçu autour d'une interface graphique. Cette interface est basée sur la géométrie fractale et en particulier sur la dimension fractale et la lacunarité fractale. Elle vise à identifier les cellules convectives et stratiformes ainsi que les cellules de précipitations et celles des échos parasites présentes dans les images radar.

Pour chaque type de cellule, nous analysons initialement les paramètres fractals. Ensuite, nous les insérons dans l'algorithme de l'interface graphique qui permet d'identifier en temps réel le type de cellules présent dans l'image radar.

II. Présentation de l'Interface Graphique

Les interfaces graphiques appelées GUI (Graphical User Interface) conçues sous MATLAB, sont des boîtes de dialogue qui permettent de faciliter la communication entre l'homme et la machine. En effet, les GUI permettent à l'utilisateur d'interagir avec un programme informatique, grâce à différents objets graphiques (boutons, menus, ...).

Malgré le fait que les interfaces graphiques semblent secondaires par rapport au développement du cœur d'une application, elles doivent néanmoins être conçues et développées avec soin et rigueur. Leur efficacité est essentielle dans l'acceptation et l'utilisation de ces outils par les utilisateurs. Une bonne conception et un développement maîtrisé permettent également d'en assurer une meilleure exploitation.

Les interfaces graphiques sous MATLAB sont constituées d'objets graphiques répartis selon une hiérarchie bien structurée. Chacun de ces objets possède de nombreuses propriétés que le programmeur doit apprendre à maîtriser.

Le développement des interfaces graphiques peut être organisé en deux parties :

- gestion de la mise en place et des propriétés des objets.
- programmation des interactions avec les objets.

III. Système Automatique

Le but du système automatique est de faciliter l'interprétation des images radar par les météorologues. Ainsi, le système permet l'utilisation des approches fractales afin de classer les échos radar et d'identifier les échos parasites sans ambiguïté.

III. 1 Utilisation du système automatique pour la détection des cellules stratiformes et convectives

La figure 5.1 montre une image de cellules convectives et stratiformes, prises à partir du radar de Dakar, le 15 Février 1999 à 08h.

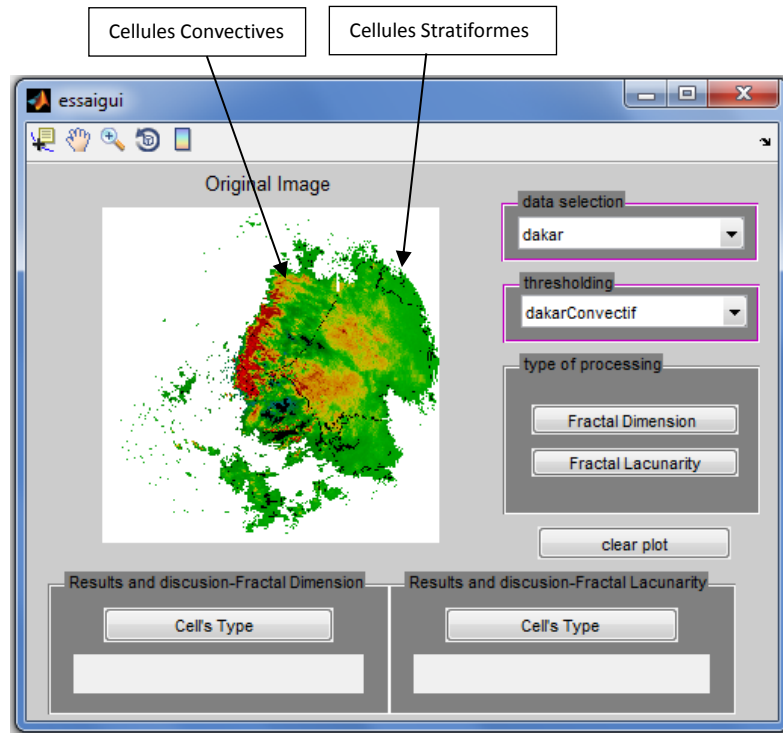


Fig. 5.1 Cellules convectives et stratiformes observées par le radar de Dakar, prise le 15 février 1999.

En premier lieu, nous sélectionnons les images à traiter. Si la précipitation est composée d'un seul type de cellule, l'interface permet d'identifier le type de précipitation sans ambiguïté. D'autre part, si les deux types de cellules sont présents, nous devons procéder par seuillage, en cliquant sur l'un des choix donnés dans la barre de menu « thresholding » qui veut dire seuillage. Le choix est effectué en fonction du type de cellule que nous voulons mettre en évidence. De manière générale, le seuil de définition des régions convectives sur la base de réflectivités radar varie dans la littérature entre 30 et 40 dBz (Tapia et al., 1998; Carey et Rutledge, 2000). Le seuillage se fait en mettant à 1 les pixels représentant les cellules à étudier et en mettant à zéro le reste des pixels. Pour notre étude nous avons pris un seuil supérieur ou égal à 40 dBz pour les cellules convectives, et nous avons identifié les cellules stratiformes dans la plage de variation inférieure à 40 dBz (Azzaz et Haddad, 2015).

Après avoir appliqué le seuillage sur l'image présentée à la figure 5.1, nous obtenons l'image seuillée comme indiqué sur la figure 5.2.

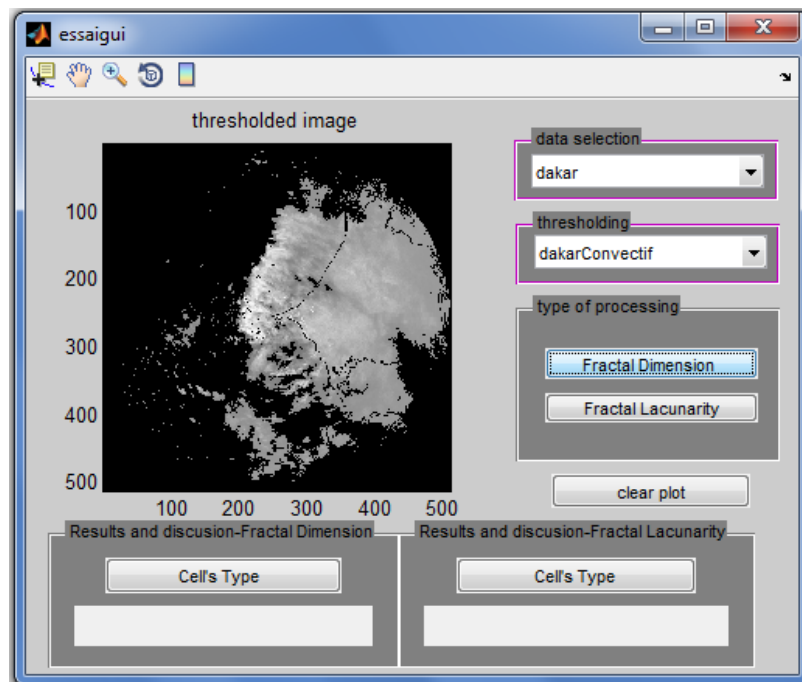


Fig. 5.2 L'image seuillée obtenue sur le radar de Dakar

Après avoir choisi le mode de seuillage, nous sélectionnerons le type de traitement que nous voulons appliquer à ces images dans la barre de menu « type of processing ». Nous avons deux types de traitements, "dimension fractale" et "lacunarité fractale". Ensuite, le résultat est affiché en cliquant sur le bouton « Cells type » approprié au traitement appliqué.

III. 1.1 Traitement par dimension fractale

Les figures 5.3 et 5.4 montrent que lorsque nous cliquons sur le bouton "Fractal Dimension", nous obtenons une courbe droite qui représente la dimension fractale en fonction de la taille. Le type de cellules est présenté dans la partie « Results and discussion – Fractal dimension » en sélectionnant le bouton « Cells type ».

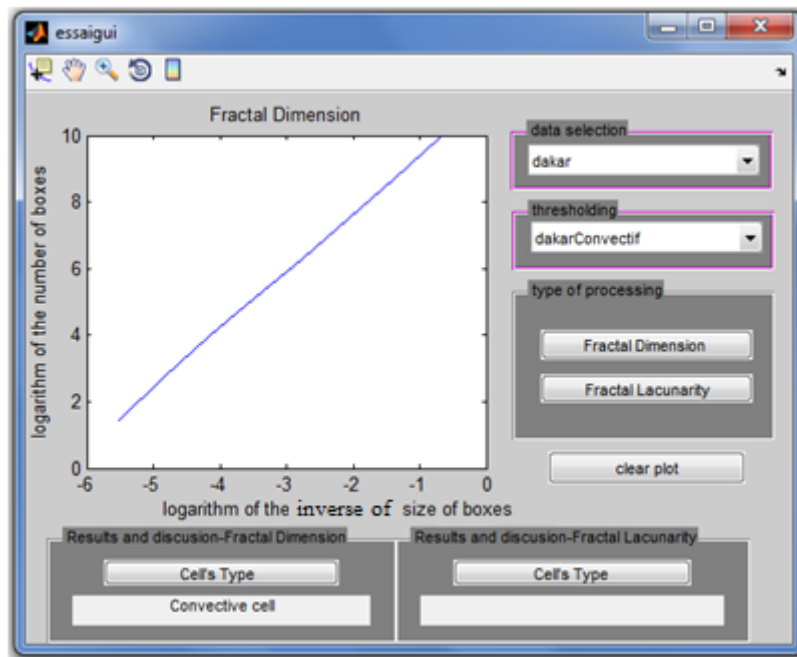


Fig. 5.3 Dimension fractale obtenue pour les cellules convectives présentes dans le radar de Dakar

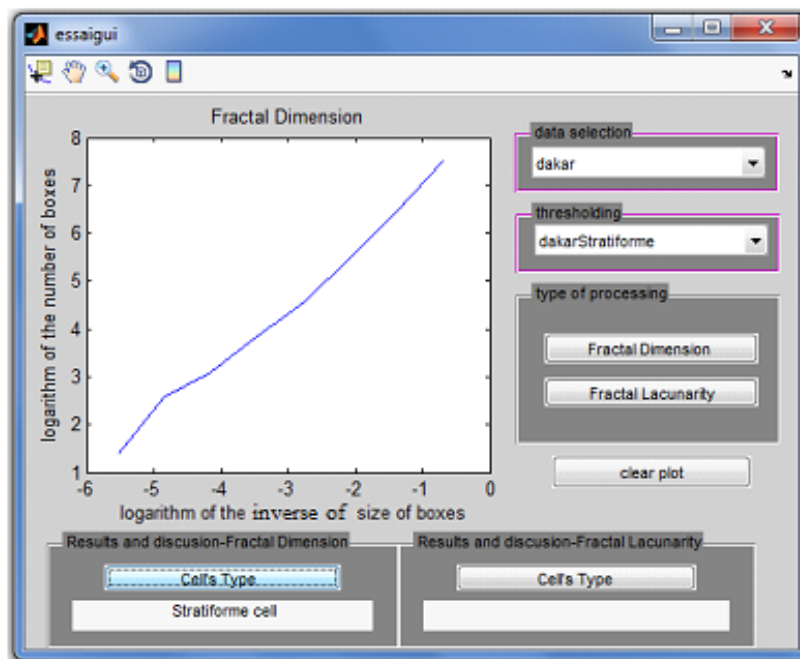


Fig. 5.4 Dimension fractale obtenue pour les cellules stratiformes présentes dans le radar de Dakar

Dans le chapitre II, nous avons démontré que la dimension fractale des cellules convectives dans la région de Dakar est incluse dans l'intervalle $[1,14; 1,16]$, tandis que celle des cellules stratiformes est située entre 1,41 et 1,54 (Azzaz et Haddad, 2014).

La classification des précipitations en temps réel par notre GUI, en utilisant le concept de dimension fractale, est basé sur la comparaison entre les valeurs de dimension fractale obtenues dans le traitement fait par l'interface graphique et les paramètres déjà calculés dans le chapitre II et insérés dans notre GUI comme critères de comparaison.

III. 1.2 Traitement par lacunarité fractale

La classification des cellules de précipitations présentes dans les images radar, en utilisant la méthode de la lacunarité fractale, peut aussi être effectuée par notre système automatique. En effet, en cliquant sur le bouton "Fractal Lacunarity" dans la partie "type of processing", nous obtenons une courbe de puissance qui représente la lacunarité fractale en fonction de la taille des boîtes.

Lorsque nous cliquons sur le bouton " cells type" dans la partie "results and discussion – Fractal Lacunarity ", le type de cellule est identifié (voir figures 5.5 et 5.6).

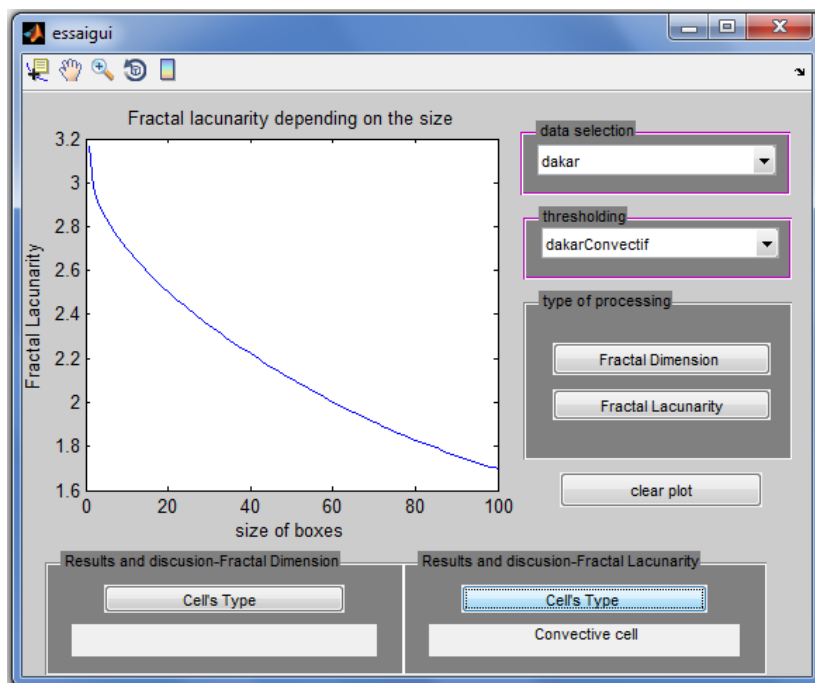


Fig. 5.5 Lacunarité fractale obtenue pour les cellules convective présentes dans le radar de Dakar

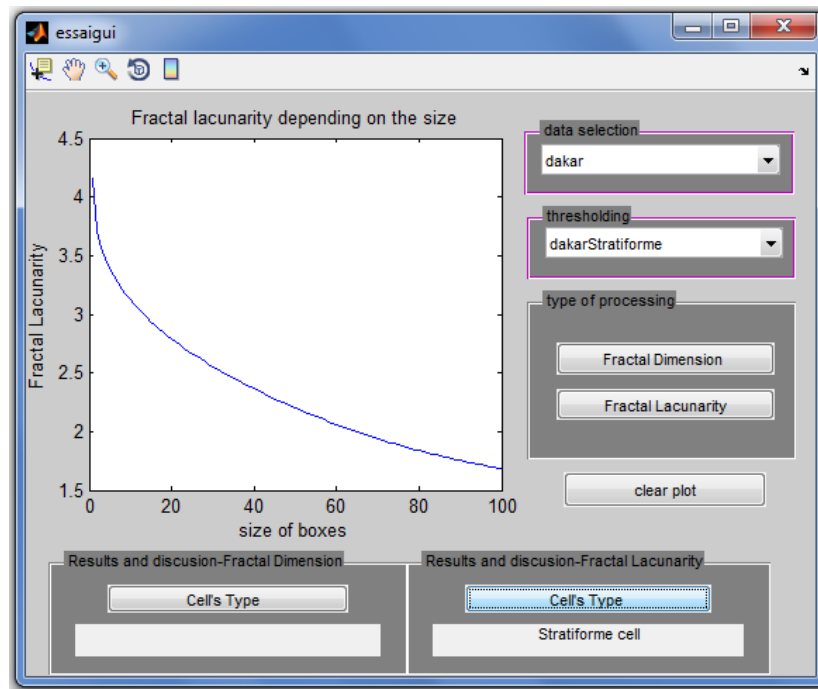


Fig. 5.6 Lacunarité fractale obtenue pour les cellules stratiformes présentes dans le radar de Dakar

Dans le chapitre II, nous avons calculé le facteur d'homogénéité "a" des cellules convectives de la région de Dakar qui varie entre 489.2 et 504.1 , alors que celui des cellules stratiformes est situé entre 221.9 et 255.9 .

Afin d'identifier le type de précipitation en temps réel en utilisant le concept de lacunarité fractale, l'interface graphique se base sur la comparaison des facteurs d'homogénéité "a" obtenus par la GUI et ceux calculés dans le chapitre deux, insérés comme paramètres de comparaison dans l'interface graphique.

III. 2 Utilisation du système automatique pour la détection des cellules de précipitations et les cellules échos fixes

Afin de faciliter l'utilisation des approches de classification des échos radar et d'identifier les échos parasites, nous avons proposé un système automatique qui identifie les précipitations dans les images radar. Pour cela, nous utilisons la même interface utilisateur graphique que celle proposée dans le paragraphe III.1, réajustée et recomposée de plusieurs menus. La figure 5.7 décrit les fonctions fournies par cette interface.

Afin d'appliquer le traitement sur nos images radar, nous sélectionnons d'abord les images dans la barre d'outils "data Selection", puis nous choisissons le site radar étudié.

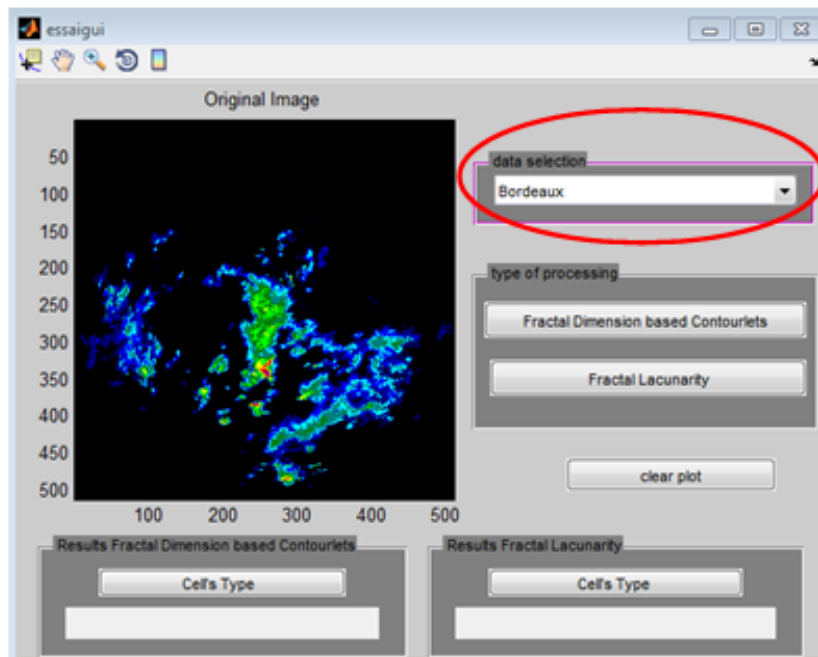
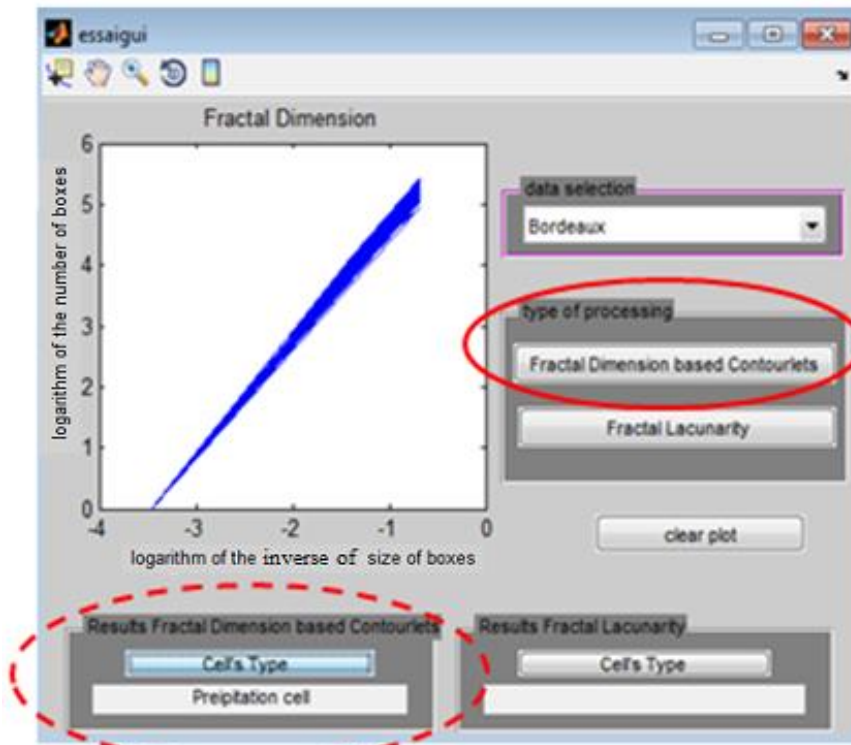


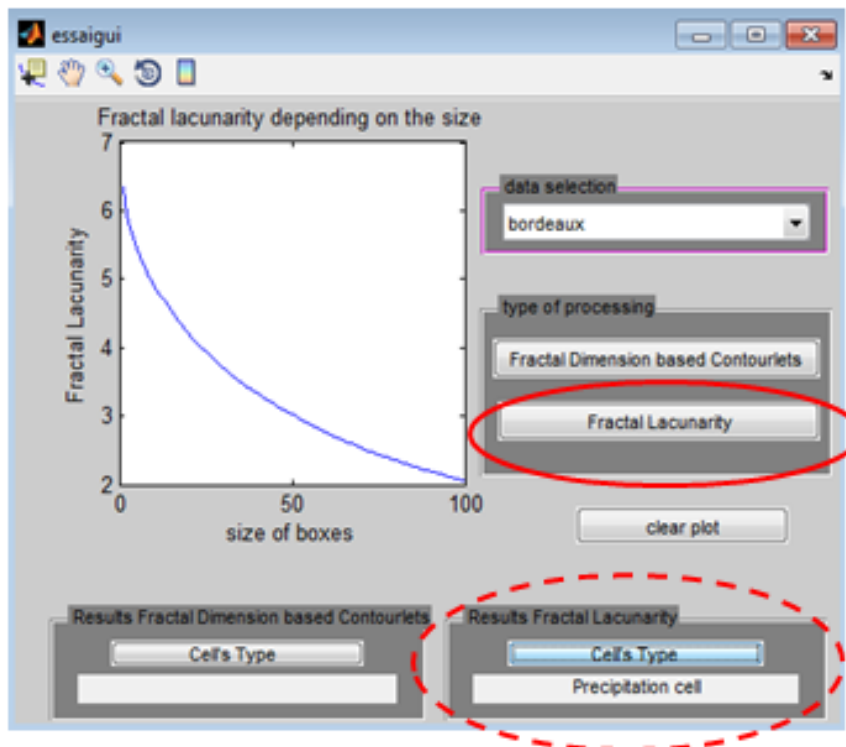
Fig. 5.7 Affichage d'une Image radar contenant des précipitations collectée à Bordeaux.

Ensuite, nous appliquons l'un des deux traitements contenus dans la barre de menus "type of processing", en cliquant sur le bouton "Fractal Dimension based Contourlet " ou bien sur le bouton " Fractal Lacunarity" , selon le type de traitement appliqué.

Les variations de la dimension fractale basée sur les contourlets et de la lacunarité fractale sont alors affichées sur l'interface (figure 5.8 (a) et (b)).



(a)



(b)

Fig. 5.8 (a) Variation de la dimension fractale basée sur les contourlets de l'image traitée, (b) Variation de la lacunarité fractal de l'image traitée.

L'interface nous permet d'identifier le type d'écho radar en temps réel. Les types de cellules, à savoir, précipitations, échos fixes et anaprops seront affichés dans la barre de menus "Results Fractal Dimension based contourlets" ou bien dans la barre de menus "Results Fractal Lacunarity" en cliquant sur le bouton " Cells Type ", ce qui permet à l'utilisateur d'ignorer les échos parasites après les avoir identifiés. L'identification des précipitations via le bouton "Cells Type" en utilisant le traitement basé sur l'une des deux méthodes fractales a été testée sur les trois sites étudiés.

Cette interface graphique peut être intégrée sur tous les radars, quel que soit le site étudié. Afin d'adapter l'utilisation du système automatique à un nouveau site ou d'identifier d'autres types d'échos tels que des échos de propagation anormale ou d'autres échos non précipitantes, une étude préalable est nécessaire pour calculer la dimension fractale et la lacunarité fractale d'un ensemble d'images radar collectées à partir de ces nouveaux sites. Ensuite, nous n'avons qu'à ajouter le facteur de comparaison dans l'algorithme GUI, pour obtenir nos nouveaux résultats. Cette phase d'apprentissage ne nécessite que vingt à trente images radar pour chaque site. Ce prétraitement est justifié par la structure multi-fractale des précipitations et des différences topographiques des sites étudiés.

IV. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé un système automatique d'identification d'échos radar en utilisant la géométrie fractale. Ce système, utilisant la dimension fractale et la lacunarité fractale comme des discriminateurs puissants entre les cellules présentes dans les images radar, peut être inséré sans difficulté sur un radar météorologique.

L'objectif recherché est de faciliter la classification et l'estimation des précipitations par l'utilisateur radar. En effet, le système est utilisé dans la classification des précipitations en deux types, convectif et stratiforme, en temps réel. Il est aussi utilisé dans l'identification des échos parasites rétrodiffusés par la surface Terrestre afin d'améliorer les performances des radars météorologiques non-Doppler et non polarimétriques qui équipent la plupart des stations météorologiques, tels que les radars Bordeaux et Dakar. L'interface graphique peut aussi identifier sans ambiguïté les échos parasites pour le radar Doppler tel que le radar de Melbourne.

Le système automatique, testé sur des zones où règnent différents climats, contribue à l'amélioration des estimations des précipitations et de prévoir les catastrophes naturelles. Il peut

également être utilisé dans le domaine des télécommunications dans la correction de l'atténuation du signal pour les liaisons hyperfréquences, ainsi que dans d'autres identifications, par exemple pour la discrimination entre échos de propagation anormale et les échos de précipitation, améliorant ainsi les performances du radar (Azzaz et Haddad, 2015).

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Notre motivation dans ce travail était d'améliorer la reconnaissance des types de cellules de précipitations en appliquant la géométrie fractale sur les images radar et satellitaires. Les propriétés particulières des structures fractales (invariance par dilatation, irrégularité à toutes les échelles) permettent d'étudier la structure des nuages précipitants. En effet, la géométrie fractale est particulièrement bien adaptée à la description des objets naturels, en particulier, elle permet de modéliser efficacement l'irrégularité des nuages ou leurs surfaces. Les méthodes de calcul utilisées dans ce travail, basées sur la géométrie fractale, pourraient apporter un complément important aux techniques classiques actuellement utilisées dans l'imagerie radar et satellitaire pour l'identification et l'évaluation des précipitations et pour améliorer les prévisions météorologiques à moyen et à long terme.

Dans cette étude, nous avons montré que la dimension fractale et la lacunarité fractale sont des discriminateurs puissants entre les cellules stratiformes et les cellules convectives. Aussi, la lacunarité est considérée comme un facteur clé dans l'identification des échos du sol et des précipitations présents sur les images radar, ainsi que pour la distinction entre les nuages pluvieux et les nuages non pluvieux présents sur les images satellitaires MSG. Cependant, la dimension fractale n'a pas donné de résultats satisfaisants pour l'identification des échos fixes. Pour cela, nous avons proposé une nouvelle méthode appelée dimension fractale basée sur les contourlets. Cette dernière, appliquée pour la première fois dans l'analyse de la structure des échos radar, se distingue comme un paramètre discriminant et permet d'identifier sans ambiguïté les échos de précipitations des échos fixes présents dans les images radars. De même, nous avons montré que ce paramètre permet d'identifier les anaprops.

Nous avons également montré grâce à la lacunarité, que les cellules stratiformes sont plus homogènes et plus déformées que les cellules convectives quel que soit le climat prévalant et que les précipitations sont plus homogènes que les échos parasites.

Nous avons aussi proposé un système automatique, sous forme d'une interface graphique GUI, basée sur la géométrie fractale, afin de faciliter la classification des précipitations en deux types, convectifs et stratiformes, en temps réel. L'interface graphique est aussi utilisée pour identifier les échos parasites rétrodiffusés par la surface de la Terre. Ce système aidera considérablement l'opérateur radar dans l'identification des échos et améliorera

les performances des radars météorologiques non-Doppler et non polarimétriques qui équipent la plupart des stations météorologiques.

Ce système automatique, testé sur des zones où règnent différents climats, contribue à l'amélioration des estimations des précipitations par la relation Z-R pour les radars météorologiques, et peut servir à éviter les catastrophes naturelles causées notamment par les tempêtes violentes. Sachant que les noyaux convectifs atténuent considérablement les signaux, il peut également être utilisé dans le domaine des télécommunications pour la correction de l'atténuation du signal pour les liaisons hyperfréquences. Cette interface peut être insérée sans difficulté sur un radar météorologique.

Ce domaine passionnant nécessite une banque de données riche. La création d'une base de données de types différents (pluviomètre, radar, satellite) sera l'un de nos soucis majeurs et défi à relever à l'avenir.

Parmi les autres objectifs futurs, nous envisageons de tester la technique fractale basée sur les contourlets sur les images satellitaires en utilisant plusieurs radars comme données de validation, pour disposer d'images de tailles suffisantes. Une fois les cellules précipitantes identifiées, nous songeons à appliquer l'analyse multi-échelle pour l'estimation des précipitations aussi bien sur l'imagerie radar que satellitaire.

Annexe A

Radar cohérent et non-cohérent

I. Radar cohérent

Un radar « cohérent » est un radar où les ondes émises débutent toujours à la même phase et peuvent être auto-corrélées à la réception avec les échos de retour. Cela permet d'obtenir la composante de déplacement des cibles, par traitement de la fréquence Doppler, en plus de leur position.

Les transmetteurs à amplificateurs de puissance produisent quant à eux des impulsions ayant toujours la même phase de départ et sont dits entièrement cohérents. Dans ce cas, l'onde est générée à faible puissance par une source permanente très stable de radiofréquences, appelée un générateur d'ondes, dont le signal de sortie passera ensuite dans un amplificateur, tel un klystron.

Un changement de fréquence de répétitions des impulsions (FRI) n'affectera pas la cohérence, même si la radiofréquence porteuse (RF) est un multiple du FRI, comme c'est souvent le cas. La cohérence ne dépend cependant pas du ratio RF versus FRI, celui-ci peut être variable pour certaines utilisations, en autant que la RF est-elle stable.

Notons que les oscillateurs de faible puissance et les amplificateurs donnant une phase stable d'impulsion en impulsions sont cohérents.

II. Radar non-cohérent

Les transmetteurs utilisant un oscillateur de puissance, comme le magnétron, ne sont pas cohérents. En effet, lorsque l'oscillateur est excité par l'envoi d'une onde carrée transmise par le modulateur, la phase de leur auto-oscillation est aléatoire et les impulsions successives ne sont pas corrélées entre elles.

III. Comparaison entre le radar cohérent et non-cohérent

L'avantage le plus important des radars cohérents sur ceux incohérents est la possibilité de noter même la plus petite différence dans la phase entre l'impulsion transmise et le retour des cibles pour en extraire leur vitesse radiale de déplacement. Cela permet d'utiliser un traitement par effet Doppler du signal qui offre une grande résolution de vitesse et qui permet de filtrer les échos parasites stationnaires et le bruit. Pour obtenir le même résultat avec un radar incohérent, il faut user d'un subterfuge, soit de noter la « signature » de chacune des impulsions et d'en faire l'autocorrélation avec l'écho de retour. Il s'agit d'un processus plus complexe, et donnant des résultats moins fiables, qu'on utilise dans les radars pseudo-cohérents.

Lorsque la phase des impulsions envoyées n'est pas maîtrisée, le radar sera dit incohérent, tandis que quand la phase des impulsions est maîtrisée, le radar sera dit cohérent. En effet, Le radar cohérent est capable de mesurer l'amplitude du signal reçu et de comparer sa phase avec un oscillateur local. Les radars dits non-cohérents n'utilisent que l'information d'amplitude.

Un radar incohérent ne permet de fournir qu'une information de distance, tandis qu'un radar cohérent permet de fournir une information de distance et de vitesse radiale.

Annexe B

Classification des nuages

I. Définition des nuages

Les nuages sont formés de petites gouttelettes d'eau ou de cristaux de glace (1 à 100 microns de diamètre) obtenus par l'adsorption de vapeur d'eau contenue dans l'atmosphère autour de minuscules impuretés appelées noyaux de condensation (cristaux de sel marin, pollens, produits polluants). L'aspect d'un nuage est caractérisé par sa forme, sa texture, sa transparence, son opacité et ses couleurs qui varient en fonction des constituants et des conditions atmosphériques.

II. Comment se forment les nuages ?

L'air contient de la vapeur d'eau, plus l'air est chaud plus il peut en contenir. La saturation de l'air est atteinte quand celui-ci ne peut plus contenir de vapeur d'eau. Quand l'air est saturé la vapeur d'eau est obligée de se condenser en eau quand la température est supérieure à 0°C et en glace quand elle est inférieure à 0°C. Parfois la vapeur d'eau se condense en eau à des températures inférieures à 0°C, c'est la surfusion. Une fois condensée l'eau (ou la glace) renvoie les rayons lumineux du soleil, le nuage apparaît. La condensation s'opère à différentes altitudes, le point de rosée indique la température à laquelle la vapeur d'eau va se condenser sachant que dans la troposphère (couche de l'atmosphère dans laquelle se forment les nuages) plus l'on monte plus l'air est froid donc si le point de rosée est identique à la température de l'air nous nous trouvons à l'altitude de condensation de la vapeur d'eau.

III. Classification des nuages

Le système international actuel de classification des nuages, fondé sur la langue latine, remonte à 1803, année de la publication, par le météorologiste amateur Luc Howard, d'un essai sur les modifications des nuages. L'Organisation Météorologique Mondiale OMM a mis en place une grille de classification de nuages, distingués selon l'altitude à laquelle ils se forment et leur apparence générale (figure b.1).

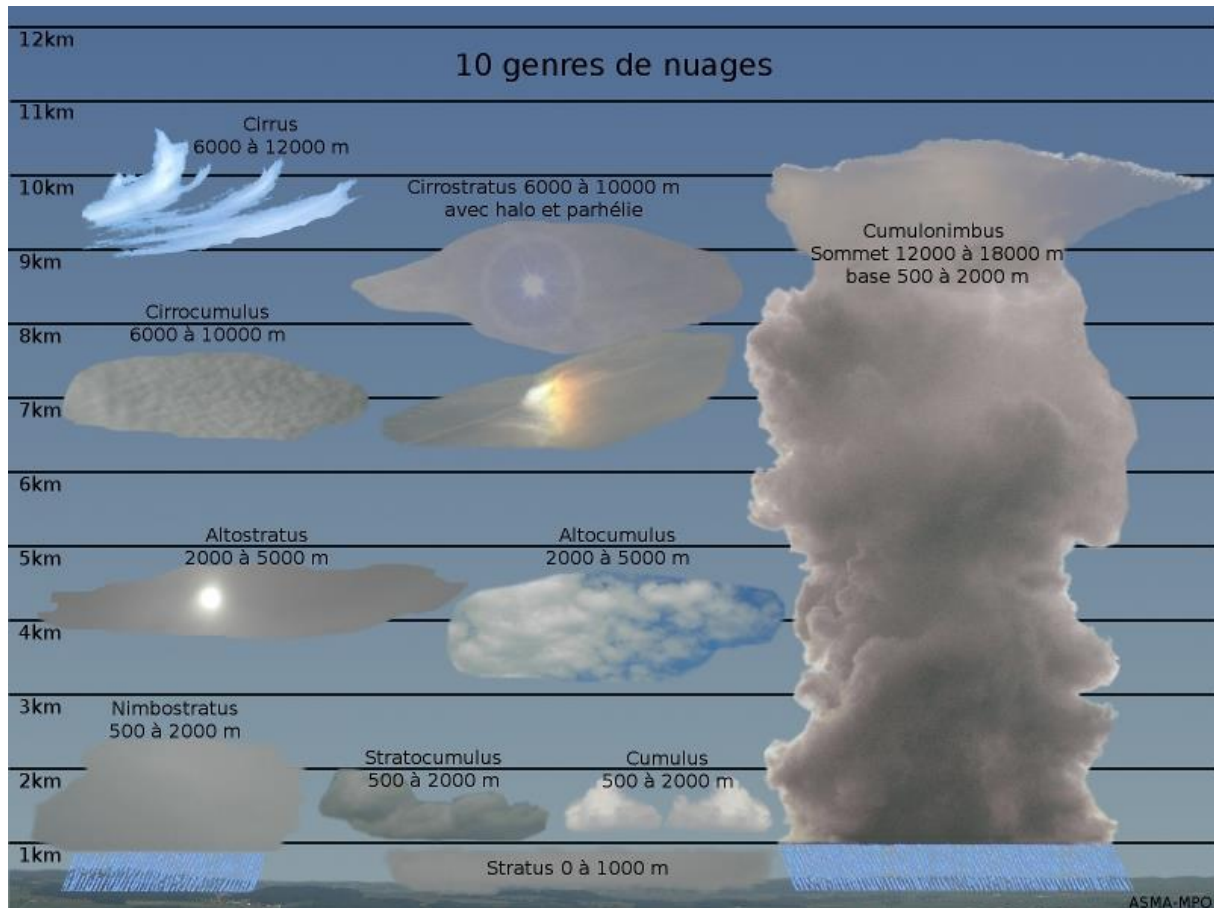


Fig. b.1 Classification des nuages

La classification des nuages compte dix groupes principaux, appelés "genres", répartis en quatre grandes familles.

III. 1 Famille A : Nuages hauts

Les nuages hauts se forment au-dessus de 5000 mètres dans la région froide de la troposphère. Ils sont classés en utilisant le préfixe cirro- ou cirrus. À cette altitude, l'eau gèle quasiment toujours : les nuages sont donc composés de cristaux de glace. Nous y retrouvons, les Cirrus (signifie Boucle de cheveux en Latin), qui prennent l'aspect de longs filaments blancs ainsi que les cirrocumulus. Lors d'un ciel bleu, ces nuages annoncent généralement l'arrivée d'une perturbation.

III. 1.1 Cirrus

Nuages séparés, en forme de filaments blancs et délicats ou de bancs ou de bandes étroites, blancs ou en majeure partie blancs (figure b.2). Ces nuages ont un aspect fibreux (chevelu) ou un éclat soyeux, ou les deux.



Fig. b.2 les nuages Cirrus

III. 1.2 Cirrocumulus

C'est une couche mince de nuages blancs, sans ombres propres, composés de très petits éléments en forme de granules, de rides, etc..., soudés ou non, et disposés plus ou moins régulièrement (voir figure b.3).



Fig. b.3 les nuages Cirrocumulus

III. 1.3 Cirrostratus

Il correspond à un voile nuageux transparent et blanchâtre, d'aspect fibreux (chevelu) ou lisse, couvrant entièrement ou partiellement le ciel, et donnant généralement lieu à des phénomènes de halo (voir figure b.4).



Fig. b.4 les nuages Cirrostratus

III. 2 Famille B : Nuages intermédiaires

Ils se développent entre 2 000 et 5 000 mètres et sont classés en utilisant le préfixe alto-. Ils sont formés de gouttelettes d'eau. Les nuages les plus connus dans cette zone, sont les Altostratus et Altocumulus. Le premier à une forme proche d'un large voile blanc, les autres des petites tâches arrondies et grises. Ces nuages indiquent l'arrivée d'un changement dans les conditions atmosphériques.

III. 2.1 Altostratus

C'est une nappe ou couche nuageuse grisâtre ou bleuâtre, d'aspect strié, fibreux ou uniforme, couvrant entièrement ou partiellement le ciel, et présentant parfois des parties suffisamment minces pour laisser voir le soleil au moins vaguement, comme au travers d'un verre dépoli (figure b.5). L'Altostratus ne présente pas de phénomènes de halo et peut être accompagné de pluie ou de neige.



Fig. b.5 les nuages Altostratus

III. 2.2 Altocumulus

C'est une nappe de nuages blancs ou gris de forme arrondie ou aplatie. Les altocumulus sont arrangés en groupes, en lignes ou en vagues et se déplacent dans une ou deux directions. Parfois ils sont tellement rapprochés que leurs extrémités se touchent (voir figure b.6).



Fig. b.6 les nuages Altocumulus

III. 3 Famille C : Nuages bas

Ce sont des nuages de basses altitudes en-dessous de 2 000 mètres qui incluent les stratus. Lorsque ces derniers rencontrent la terre, on les appelle brouillard. Les nuages bas sont la plupart du temps à l'origine de précipitations continues et de chutes de neige voir de grêles. Les nuages dans la famille C sont les Stratus, les Stratocumulus et les Nimbostratus. Les nuages Stratus sont le prolongement des Altostratus.

III. 3.1 Stratus

C'est un voile nuageux ressemblant au brouillard mais ne touchant pas le sol, généralement gris, à base assez uniforme, pouvant donner lieu à de la bruine ou à de la neige en grains (voir figure b.7). Le Stratus ne donne pas lieu à des phénomènes de halo sauf à de très basses températures.



Fig. b.7 les nuages Stratus

III. 3.2 Stratocumulus

Nappe formée de masses arrondies qui peuvent présenter des ombres fortes. La base des stratocumulus est bien nette et assez plate, tandis qu'en surface ces nuages ont un aspect échevelé (voir figure b.8). La couche nuageuse, souvent mince (épaisseur maximale de 0,3 km), laisse entrevoir le ciel bleu. Suivant la luminosité et l'épaisseur de la couche nuageuse, le stratocumulus peut varier du blanc au gris foncé.



Fig. b.8 les nuages Stratocumulus

III. 3.3 Nimbostratus

Couche nuageuse grise, souvent sombre, dont l'aspect est rendu flou par des chutes plus ou moins continues de pluie ou de neige qui, dans la plupart des cas, atteignent le sol. L'épaisseur de cette couche peut atteindre plus de 4 500 mètres (voir figure b.9).



Fig. b.9 les nuages Nimbostratus

III. 4 Famille D : Nuages verticaux

Ces nuages peuvent avoir de forts courants verticaux et s'élèvent bien au-dessus de leur base. Ils se forment à différentes altitudes, la hauteur moyenne de la base au-dessus du sol est de 450 mètres et plus. Les nuages dans la famille D sont les Cumulus et les Cumulonimbus.

III. 4.1 Cumulus

Nuages denses à extension verticale, la base est aplatie et se forme à des hauteurs uniformes, le sommet est arrondi et a la forme d'un chou-fleur. Le nuage paraît blanc et luit sous le soleil, par contre il peut paraître foncé vu d'en dessous (voir figure b.10). Les cumulus ont tendance à se former durant le jour et à se dissiper la nuit au-dessus de la terre, mais cette variation ne se voit pas au-dessus de la mer.



Fig. b.10 les nuages Cumulus.

III. 4.2 Cumulonimbus

Nuage dense et puissant, à extension verticale considérable, en forme de montagne ou d'énormes tours (figure b.11). Une partie au moins de sa région supérieure est généralement lisse, fibreuse ou striée, et presque toujours visible; cette partie s'étale en forme d'enclume ou de vaste panache. Au-dessous de la base de ce nuage, souvent très sombre, il existe fréquemment des nuages bas déchiquetés, soudés ou non avec elle, et des précipitations de tous genres.



Fig. b.11 les nuages Cumulonimbus.

Annexe C

Test statistique z

I. Principe du test statistique « test z »

Le test z est un test statistique utilisé par les scientifiques afin de vérifier la fiabilité des résultats de leurs recherches. Il s'agit d'un test d'hypothèse qui compare les moyennes des échantillons contenant plus de 30 éléments et pour lesquels la variance est connue.

Le test z est dit paramétrique car il suppose que les échantillons sont distribués suivant des lois normales. Cette hypothèse pourra être testée à l'aide des tests de normalité. Le test z met deux hypothèses:

- Hypothèse H_0 : La différence entre les moyennes est égale à 0, cela signifie qu'il n'y a pas de différence significative entre les deux échantillons A et B.
- Hypothèse H_1 : la différence entre les moyennes est différente de 0, cela signifie qu'il s'agit d'une différence significative entre les deux échantillons A et B.

Le test z calcule aussi la probabilité p (valeur p) qui correspond à la probabilité d'observer un test statistique, aussi extrême ou plus extrême que, la valeur observée sous l'hypothèse nulle, puis la compare au niveau de signification $\alpha = 0,05$. Si la valeur p est inférieure à α alors l'hypothèse nulle H_0 doit être rejetée et l'hypothèse alternative H_1 doit être retenue. Cela signifie que les résultats obtenus ont moins de 5% de risque d'être dus au hasard. Un résultat avec $p < 0,05$ est dit « statistiquement significatif ».

La statistique z utilise la moyenne m observée sur l'échantillon et l'écart-type empirique σ . Elle suit la loi normale centrée réduite et s'établit ainsi :

$$z = \frac{|\bar{x} - m|}{\sigma / \sqrt{n}} \quad (\text{c. 1})$$

Le test z peut se faire en deux façons :

- Comparaison d'une moyenne observée à une moyenne théorique
- Comparaison de deux moyennes observées sur deux échantillons indépendants

II. Comparaison d'une moyenne observée à une moyenne théorique

Afin de comparer une moyenne observée (m) sur un échantillon issu d'une population de moyenne inconnue (μ) à une valeur théorique ou moyenne théorique connue (μ_{H_0}) d'une population de référence. La statistique z est donnée par la loi suivante :

$$z = \frac{m - \mu_{H_0}}{\sqrt{\frac{s^2}{n}}} \quad (\text{c. 2})$$

La variance dans la population σ^2 étant le plus souvent inconnue, on lui substitue son estimateur s^2 ($s^2 =$ estimation de σ^2 à partir de l'échantillon). La figure c.1 représente la densité de probabilité de loi normale centrée réduite (0,1) pour $\alpha = 5\%$ (0,05).

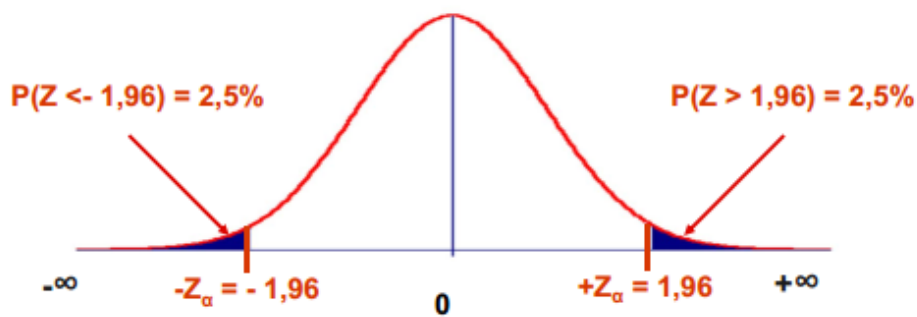


Fig. c.1 Densité de probabilité de loi normale centrée réduite (0,1) pour $\alpha=5\%$ (0,05).

La figure c.2 représente les valeurs possibles de z sous l'hypothèse H_0 .

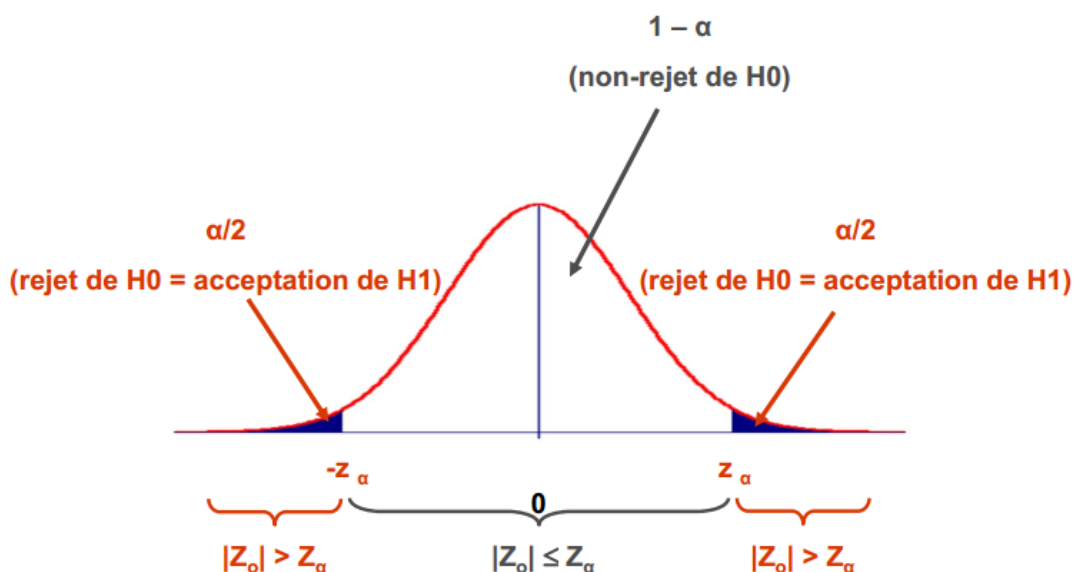


Fig. c.2 Valeurs possibles de z sous H_0

Notons que :

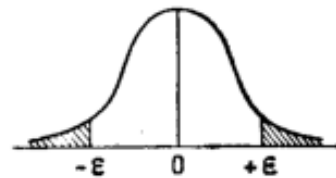
z_α = est une valeur particulière de la variable aléatoire z telle que $p(z > z_\alpha) = \alpha$

z_0 = valeur observée de z pour l'échantillon, c'est la valeur observée/calculée de z sur l'échantillon dont on dispose.

En admettant une zone de normalité comprenant 95% de la population, les valeurs «normales» sont celles de l'intervalle $]-1,96 ; +1,96[$. Autrement dit, la zone « d'anormalité » qui comporte 5% des valeurs est constituée des valeurs inférieures à $-1,96$ et des valeurs supérieures à $+1,96$. Dans la pratique des tests, la zone « d'anormalité » est la zone de rejet de l'hypothèse nulle ; elle est déterminée par le seuil de signification alpha choisi a priori, et la valeur z (valeur observée) est comparée à $|z|$ (valeur critique) = 1,960, rejetant ainsi l'hypothèse H_0 et retenant l'hypothèse alternative H_1 , ou bien l'inverse.

II. 1 Détermination de la valeur de Z_α correspondant à un risque $\alpha = 0.05$ (5%)

La table de l'écart réduit représentée dans la figure c.3 est une table qui donne la probabilité α pour que l'écart-réduit dépasse en valeur absolue une valeur donnée ε , c'est-à-dire la probabilité extérieure à l'intervalle $[-\varepsilon, \varepsilon]$. La probabilité α s'obtient par addition des nombres inscrits en marge.



α	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	∞	2,576	2,326	2,170	2,054	1,960	1,881	1,812	1,751	1,695
0,1	1,645	1,598	1,555	1,514	1,476	1,440	1,405	1,372	1,341	1,311
0,2	1,282	1,254	1,227	1,200	1,175	1,150	1,126	1,103	1,080	1,058
0,3	1,036	1,015	0,994	0,974	0,954	0,935	0,915	0,896	0,878	0,860
0,4	0,842	0,824	0,806	0,789	0,772	0,755	0,739	0,722	0,706	0,690
0,5	0,674	0,659	0,643	0,628	0,613	0,598	0,583	0,568	0,553	0,539
0,6	0,524	0,510	0,496	0,482	0,468	0,454	0,440	0,426	0,412	0,399
0,7	0,385	0,372	0,358	0,345	0,332	0,319	0,305	0,292	0,279	0,266
0,8	0,253	0,240	0,228	0,215	0,202	0,189	0,176	0,164	0,151	0,138
0,9	0,126	0,113	0,100	0,088	0,075	0,063	0,050	0,038	0,025	0,013

Fig. c.3 Représentation de la table de l'écart réduit.

II. 2 Détermination du degré de signification associé à Z_0 (valeur p)

À partir de la table de l'écart réduit nous pouvons aussi déterminer la valeur p qui correspond à z_0 . Exemple dans la figure c.4, pour $z_0 = 1.37$ nous aurons une valeur p = 0.17.

α	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	∞	2,576	2,326	2,170	2,054	1,960	1,881	1,812	1,751	1,695
0,1	1,645	1,588	1,533	1,478	1,424	1,370	1,317	1,264	1,211	1,158
0,2	1,282	1,254	1,227	1,200	1,175	1,150	1,126	1,103	1,080	1,058
0,3	1,036	1,015	0,994	0,974	0,954	0,935	0,915	0,896	0,878	0,860
0,4	0,842	0,824	0,806	0,789	0,772	0,755	0,739	0,722	0,706	0,690
0,5	0,674	0,659	0,643	0,628	0,613	0,598	0,583	0,568	0,553	0,539
0,6	0,524	0,510	0,496	0,482	0,468	0,454	0,440	0,426	0,412	0,399
0,7	0,385	0,372	0,358	0,345	0,332	0,319	0,305	0,292	0,279	0,266
0,8	0,253	0,240	0,228	0,215	0,202	0,189	0,176	0,164	0,151	0,138
0,9	0,126	0,113	0,100	0,088	0,075	0,063	0,050	0,038	0,025	0,013

Fig. c.4 Détermination du degré de signification associé à z_0 (valeur p).

III. Comparaison des moyennes de deux échantillons indépendants

Soit un échantillon A, comprenant n_1 observations, de moyenne μ_1 et de variance s_1^2 . Soit un second échantillon B indépendant de A, comprenant n_2 observations, de moyenne μ_2 et de variance s_2^2 . Notons que m_1 est la moyenne empirique de l'échantillon de taille n_1 et m_2 est la moyenne empirique de l'échantillon de taille n_2 .

La loi statistique du test est donnée par :

$$z = \frac{m_1 - m_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad (\text{c. 3})$$

Formulation des hypothèses :

$H_0 : \mu_1 = \mu_2$ c'est-à-dire que la différence entre les moyennes est égale à 0, cela signifie qu'il n'y a pas de différence significative entre les deux échantillons A et B

$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$ c'est-à-dire que la différence entre les moyennes est différente de 0, cela signifie qu'il s'agit d'une différence significative entre les deux échantillons A et B.

La figure c.5 montre la comparaison des moyennes des deux échantillons A et B.

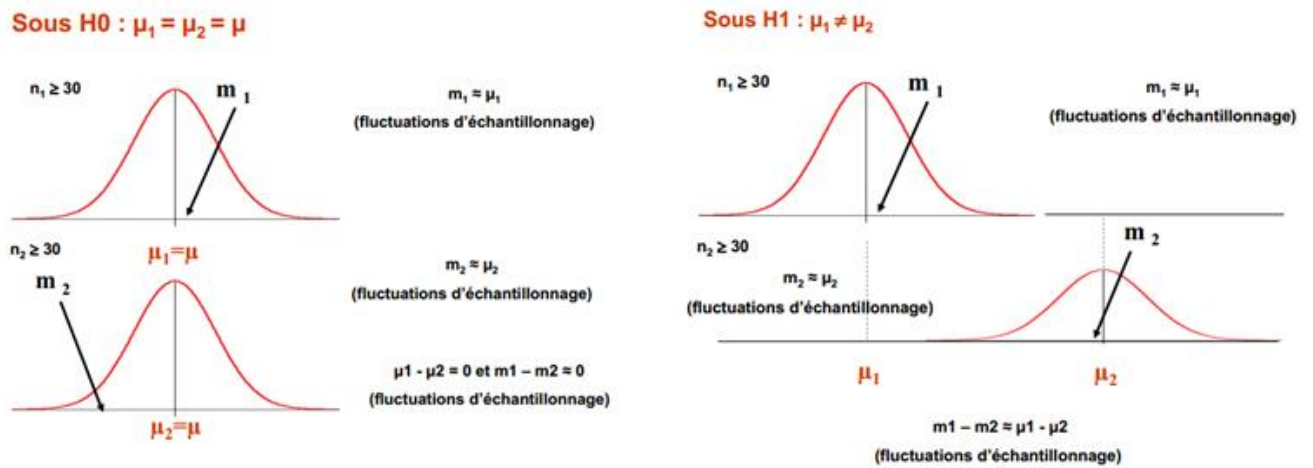


Fig. c.5 Comparaison de deux moyennes observées (échantillons A et B indépendants)

Après le calcul de la statistique z, nous procédons à la même étude afin de déterminer si les résultats sont statistiquement significatifs.

Référence

1. Allain C. and Cloitre M., 1991. Characterizing the lacunarity of random and deterministic fractal sets. *Physical Review A*, 44, 3552–3558. [[doi:10.1103/PhysRevA.44.3552](https://doi.org/10.1103/PhysRevA.44.3552)].
2. Anagnostou E. N., 2004. Overview of overland satellite rainfall estimation for hydro meteorological applications, *Surveys in Geophys.* 25, 511-537.
3. Alpert P., Baldi M., Ilani R., 2006. Relations between climate variability in the Mediterranean region and the tropics: ENSO, South Asian and African monsoons, hurricanes and Saharan dust, *Mediterranean Climate Variability*, Elsevier B. V., 149–177.
4. Armatas G.S., Kolonia K.M., Pomonis P.J., 2002. Morphometry of Porous Solids: Lacunarity, Fractal Dimensions, Connectivity, and Some Topological Similarities with Neurons *Langmuir*. 18(16), 10421-10429. [[doi : 10.1021/la026213e](https://doi.org/10.1021/la026213e)].
5. Azzaz N, Haddad B., 2014. Structure Analysis and Classification of Precipitation Cells by Fractal Geometry. *Journal of Electronic Science and Technology*, 12(2), 220-223.
6. Azzaz N., Haddad B., 2015. Automatic System for Classification of Precipitation Cells. *International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers IJAMEC*, 3(3), 189-193. [[doi: 10.18100/ijamec.77967](https://doi.org/10.18100/ijamec.77967)]
7. Azzaz N., Haddad B., 2017. Classification of radar echoes using fractal geometry. *Journal of Chaos, Solitons and Fractals*, 98, 130–144. [[doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.chaos.2017.03.017](http://dx.doi.org/10.1016/j.chaos.2017.03.017)].
8. Baaziz N., Abahmane O., Missaoui R., Ikuta C. and Nishio Y., 2010. Texture feature extraction in the spatial frequency domain for content-based image retrieval. *journal CoRR*.170-179.
9. Bamberger R. H. and Smith M. J. T., 1992. A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design. *IEEE Trans. Signal and Process.*, Atlanta, USA. [[doi:10.1109/78.127960](https://doi.org/10.1109/78.127960)].
10. Barnsley, M., 1988. *Fractal everywhere*. Accademy Press Professional, San Diego, CA, U.S.A., 394.
11. Bean B. R. and Dutton E. J., 1968. *Radio Meteorology*. National Bureau of Standards.
12. Benner, T. C. and Curry, J. A., 1998. Characteristics of small tropical cumulus clouds and their impact on the environment. *Journal of Geophysical Research*, 102(22), 753-767.
13. Boithias L., 1984. *Propagation des ondes dans l'environnement terrestre et planétaire*. Edition Dunod, Paris, 320.
14. Borys P., 2009. On the relation between lacunarity and fractal dimension. *Acta Physica Polonica B*, 40(5), 1485-1490.
15. Burt P. J. and Adelson E. H., 1983. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. commun*, New York, USA, 31(4), 532-540. [[doi:10.1109/TCOM.1983.1095851](https://doi.org/10.1109/TCOM.1983.1095851)].
16. Căliman A., Ivanovici M., 2012. Psoriasis Image Analysis Using Color Lacunarity. *The 13th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment, OPTIM'12, Brasov, Romania*. p. 1401-1406. [[doi:10.1109/OPTIM.2012.6231850](https://doi.org/10.1109/OPTIM.2012.6231850)].

17. Candès, E., 1999. Curvelets – A Suprinsigly Effective Nonadaptive Representation of Images with Edges, in Curve and Surface Fitting: Saint-Malo, Vanderbilt University Press.
18. Candès E. J., Donoho D. L., 2002. Recovering edges in ill-posed inverse problems: optimality of Curvelet frames. *The annals of statistics*, 30(3), 784-842.
19. Candès E. J., and Donoho D. L., 2004. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise C2 singularities, *Commun. On Pure and Appl. Math.*, 219–266.
20. Cantor G., 1884. Uber unendliche, lineare Punktmannichfaltigkeiten, 6. *Mathematische Annalen*, 24(4), 453-488.
21. Carey, L.D., and Rutledge S.A., 2000. The relationship between precipitation and lightning in tropical island convection: a C-band polarimetric radar study, *Mon. Wea. Rev.*, 128, 2687 – 2710.
[doi:10.1175/1520-0493(2000)128<2687:TRBPAL>2.0.CO;2]
22. Chappellie V., 2005. Codage progressif d'images par ondelettes orientées. Thèse de doctorat, Université de Rennes.
23. Comisso M., 2009. On the use of dimension and lacunarity for comparing the resonant behavior of convoluted wire antennas. *Progress in Electromagnetics Research, PIER*, South Carolina, USA. 96, 361-376. [doi:10.2528/PIER09082505].
24. Darricaud J., 1981. *Physique et Théorie de radar*. Tom 1 et 2. Ed. Sodipe, Paris.
25. Djafri A., and Haddad B., 2012. Mapping of Weather Radar Ground Clutter Using the Digital Elevation Model (SRTM). *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*. 3(4), 135-151.[doi : 10.5121/sipij.2012.3411 135].
26. Do M. N. and Vetterli M., 2000. Orthonormal finite ridgelet transform for image compression, *IEEE International Conference on Image Processing*, 2, 367-370.
27. Do M. N. and Vetterli M., 2001. Pyramidal directional filter banks and Curvelets, *International Conference on Image processing, IEEE*, Thessaloniki, Greece, 3, 158-161. [doi:10.1109/ICIP.2001.958075].
28. Do M. N. and Vetterli M., 2002. Contourlets: a directional multiresolution image representation. *International Conference on Image processing, IEEE*, Rochester, USA, 1, 357-360. [doi:10.1109/ICIP.2002.1038034].
29. Do M. N. and Vetterli M., 2003, “The finite ridgelet transform for image representation,” *IEEE Trans. Image Processing*, 12(1), 16–28
30. Do M. N. and Vetterli M., 2005, “The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation,” *IEEE Trans. Image Process.*, 14(12), 2091–2106.
31. Donoho, D. L. and Duncan, M. R., 2000. Digital Curvelet Transform: Strategy, Implementation and Experiments, *Proc. SPIE*, 4056, 12-29.
32. Dubuc, B., Quiniou, F., Roques-Carmes C., Tricot C., and Zucker, S. W., 1989. Evaluating the fractal dimension of profiles. *Physical Review A*, 39, 1500-1512.
33. Eumetsat, 2004. Applications of Meteosat Second Generation - Conversion from Counts to Radiances and from Radiances to Brightness Temperatures and Reflectance, http://oiswww.eumetsat.org/WEBOPS/msg_interpretation/index.html.
34. Eumetsat, 2005. MSG : Meteosat Second Génération En Orbit- En Service. http://www.eumetsat.int/groups/cps/documents/document/pdf_msg02_fr.pdf.
35. Eumetsat, 2013. MSG Level 1.5 Image Data Format Description. <http://www.eumetsat.int/website/home/Data/Products/Formats/index.html>
36. Fadili M. J. et Starck J. L., 2012. Curvelets and ridgelets. *Computational Complexity : Theory, Techniques, and Applications*, 754-773.

37. Falconer K., 1990. *Fractal Geometry: Mathematical foundations and applications*, John Wiley & Sons, Chichester, England, 288. [[doi:10.1002/0470013850.ch1](https://doi.org/10.1002/0470013850.ch1)].
38. Feder, J., 1988. *Fractals*. Plenum Press, New York, 283.
39. Frazer G. W., Wulder M. A., Niemann K. O., 2005. Simulation and quantification of the fine-scale spatial pattern and heterogeneity of forest canopy structure: a lacunarity - based method designed for analysis of continuous canopy heights. *Forest ecology and management*. 214, 65–90.
[[doi : 10.1016/j.foreco.2005.03.056](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.03.056)]
40. Gaha H., 2007. *Analyse et Conception des Antennes Fractales Applications aux Télécommunications Large Bande*. Thèse Doctorale, INPT-ENSEEIH de Toulouse & UTM-ENI de Tunis.
41. Gouyet, J. F., 1992. *Physique et structures fractales*. Masson. Paris.
42. Grazzini J., 2003. *Analyses multiéchelle et multifractale d'images météorologiques: Application à la détection de zones précipitantes*. Interface homme-machine [cs.HC]. Thèse Doctorale. Université de Marne la Vallée, France.
43. Guillot B., 1994. Problèmes de validation des méthodes d'estimation des précipitations par satellite en Afrique intertropicale, 1er acts of the Niamey Workshop from 1 to 3 December 1994.
44. Guo Q., Shao J., Ruiz V. F., 2009. Characterization and classification of tumor lesions using computerized fractal-based texture analysis and support vector machines in digital mammograms, *Cars*, 4, 11-25.
45. Haddad B., Adane A., Sauvageot H., and Sadouki L., 2004. Identification and filtering of rainfull and ground radar echoes using textural features. *International Journal of Remote Sensing*. 25(21), 4641-4656. [[doi: 10.1080/01431160310001654455](https://doi.org/10.1080/01431160310001654455)].
46. Haddad B., Sadouki L., Sauvageot H. and Adane A., 2006. Analyse de la dimension fractale des échos radar en Algérie, France et Sénégal. *Téledétection*. 5(4), 299-306.
47. Härdle W., Kerkycharian G., Picard D., and Tsybakov A., 1997. Wavelets, approximation and statistical applications. *Proceeding du séminaire*. Paris-Berlin.
48. Hasting H. and Sugihara G., 1994. *Fractals: a user's guide for the natural sciences*. Oxford University Press, Oxford, U.K., 248.
49. Henebry G. M., and Kux H. J. H., 1995. Lacunarity as a texture measure for SAR imagery: *Intern. Jour. Remote Sensing*, 16, 565-571.
50. Houze Jr., 1993. *Cloud Dynamics*. Academic Press, 573.
51. Huffman G. J., Adler R. F., Bolvin D. T., GU G., Nelkin E. J., Bowman K. P., Hong Y., Stocker E. F. and Wolff D. B., 2007. The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. *Journal of Hydrometeorology*, 8, 38–55.
52. Inoue T., 1987. A cloud type classification with NOAA-7 split-window measurements. *J. Geophys. Res.*, 92 (D4), 3991–4000.
53. Islam T., Rico-Ramirez M. A., Han D., and Srivastava P. K., 2012. Artificial Intelligence Techniques for clutter identification with Polamitric Radar Signatures. *Atmospheric Research*, 109-110, 95-113.
[[doi: 10.1016/j.atmosres.2012.02.007](https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.02.007)]
54. Ivanovici M., Richard N. and Paulus D., 2012. Color Image Segmentation. In *Advanced Color Image Processing and Analysis*, ed. Christine Fernandez-Maloigne. 199-202.
55. Krasowska M., Borys P., Grzywna Z. J., 2004. Lacunarity as a measure of texture. *Acta Physica Polonica B*, 35(4), 1519-1534.
56. Katsaloulis P., Ghosh A., Philippe A. C., Provata A. and Deriche R., 2012. Fractality in the neuron axonal topography of the human brain based on 3-D diffusion MRI. *The European Physical Journal B*, 85, 1383-1392. [[doi:10.1140/epjb/e2012-30045-y](https://doi.org/10.1140/epjb/e2012-30045-y)].

57. Khider M., Haddad B. and Taleb-Ahmed A., 2010. Analyse multi-fractale des échos radar par la méthode des maximums des modules de la transformée en ondelette (MMTO) 2D pour les sites de Bordeaux (France), Setif (Algérie) : Application à l'élimination des échos parasites. *Teledetection, Editions scientifiques GB.* 8(4), 271-283.
58. Kpalma K., 1994. Caractérisation de textures par l'anisotropie de la dimension fractale. in 2e Colloque Africain sur la Recherche en Informatique (CARI), J. Skilling, Ouagadougou, Burkina Faso.
59. Lacaze B. and Bergès J.C., 2005. Contribution of Meteosat second generation (MSG) to drought early warning. *Proceedings of the International Conference: Remote sensing and geoinformation processing in the assessment and monitoring of land degradation and desertification*, 1-8.
60. Lawford, R. G., 1996. Temporal Variations in the Scaling Properties of Rain Echoes During the Development of a Cold Low in Saskatchewan. *Journal of Applied Meteorology*, 35, 796- 809.
61. Lazri M., Ameer S., Brucker J. M., Testud J., Hamadache B., Hameg S., Ouallouche F. and Mohia Y., 2013. Identification of raining clouds using a method based on optical and microphysical cloud properties from Meteosat second generation daytime and nighttime data, *Appl Water Sci*, [doi: 10.1007/s13201-013-0079-0.]
62. Lazri M., 2013. Analyse des variations spatio-temporelles des précipitations par télédétection active et passive. Thèse doctorale. Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Algérie.
63. Lee W. L., Chen Y. C., Hsieh K. S., 2003. Ultrasonic liver tissues classification by fractal feature vector based on m-band wavelet transform. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 22, 382–392. [doi:10.1109/TMI.2003.809593].
64. Lehamel M., 1979. Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals, mémoire de magister, 64-66.
65. Lina A., 1999. Transformée en ondelettes, tortuosité et lacunarité fractale pour la caractérisation de surfaces rugueuses. Application à la mesure de rugosité du pavage. Thèse de doctorat. Département de génie électrique et de génie-informatique école polytechnique de Montréal.
66. Lovejoy S., 1982. Area-Perimeter relation for rain and cloud. *Science*, 216, 185-187.
67. Lovejoy S., Schertzer, D. and Tsonis, A., 1987. Functional box-counting and multiple elliptical dimensions in rain. *Science*. 235, 1036-1038.
68. Lovejoy S, Schertzer D., 1990. Multifractals, universality classes and satellite and radar measurement of cloud and rain fields. *Journal of geophysical research*, 95(D3), 2021-2034. [doi:10.1029/JD095iD03p02021].
69. Macor J. L., 2007. Développement de Techniques de Prévision de Pluie Basées sur les Propriétés Multi-échelles des Données Radar et Satellites . Thèse Doctorale, Champs-sur-Marne. France.
70. Malamou A., Pandis C. and Frangos P., 2014. Application of the Modified Fractal Signature Method for Terrain Classification from Synthetic Aperture Radar Images. *Computer Science*. 20, 118-121.
71. Mallat S., 2000. Une exploration des signaux en ondelettes. Ecole Polytechnique. [doi: 2-7302-0733-3].
72. Mandelbrot B.B., 1967. How long is the coast of Britain? Statistical self-similarity and fractional dimension. *Science*, 156, 636-638.
73. Mandelbrot B. B., Van Ness J. W., 1968. "Fractional Brownian motion, fractional noise and applications," *SIAM Review*. 10, 422-437.

74. Mandelbrot B. B., 1974. Intermittent turbulence in self-similar cascades: divergence of high moments and dimension of the carrier. *Journal of Fluid Mechanics*, 62(2), 331-358.
75. Mandelbrot B. B., 1975. *Les objets fractals: forme, hasard et dimension*. Flammarion, Paris, 288.
76. Mandelbrot B. B., 1977. *Fractals: form, chance and dimension*. W. H. Freeman, San Francisco, USA, 363.
77. Mandelbrot B. B., 1982. *The Fractal Geometry of Nature*. CA: Freeman, San Francisco. 468. [[doi:10.1002/esp.3290080415](https://doi.org/10.1002/esp.3290080415)].
78. Mandelbrot B. B., 1983. *The fractal geometry of nature*. W. H. Freeman, New York, 468.
79. Marshall J. S. and Palmer W. M. K., 1948. The distribution of raindrops with size, *J. Meteor.* 5, 165–166.
80. Martino Di, Iodice A., Riccio D. 2012. On the fractal nature of volcano morphology detected via SAR image analysis: the case of Somma-Vesuvius Volcanic Complex. *European Journal of Remote Sensing*. 45, 177-187. [[doi:10.5721/eujrs20124517](https://doi.org/10.5721/eujrs20124517)].
81. Mesnard F., and Sauvageot H., 2003. Structural characteristics of rain fields. *Journal of Geophysical Research*. 108(13), 4385. [[doi:10.1029/2002JD002808](https://doi.org/10.1029/2002JD002808)].
82. Nzeukou A., Sauvageot H., 2002. Distribution of Rainfall Parameters near the Coasts of France and Senegal. *Journal of Applied Meteorology*, 41(1), 69-82. [[doi: 10.1175/1520-0450\(2002\)041<0069:DORPNT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2002)041<0069:DORPNT>2.0.CO;2)].
83. Olalla B., 2010. Analysis of the basic dispersion and overall mechanisms of mineral fillers in polymers: influence the rheology and structure of the matrix, Ph.D. dissertation, Jean Monnet Univ., Saint Etienne, France.
84. Ott R. H., 1997. A line of sight propagation model for calculating atmospheric terrain multipath and clutter at microwave frequencies. *Radio Science*, 32, 369-386.
85. Pan X, Ruan Q, Wang Y., 2008. Palmprint recognition using contourlets-based local fractal dimensions. 9th International Conference on Signal Processing, ICSP, Beijing, China, 35(1B), 2108-2111. [[doi:10.1109/ICOSP.2008.4697561](https://doi.org/10.1109/ICOSP.2008.4697561)].
86. Peano G., 1890. Sur une courbe qui remplit toute une aire plane. *Mathematische Annalen*, 26, 157-160.
87. Plotnick R., Gardner R. and O' Neill R., 1993. Lacunarity indices as measures of landscape texture. *Landscape Ecology*, 8, 201–211.
88. Plotnick R.E., 1995: Lacunarity analysis: A general technique for analysis of spatial patterns. *Physical Review E*, 53, 5461-5468.
89. Prabhakara C., Iacovazzi R., Yoo J. M., Kim K. M., Bell T. L., 2008. A method to estimate rain rate over tropical oceans with TRMM Microwave Imager radiometer. *Journal of the Meteorological Society of Japan*. 86(1), 203-212. [[doi:10.2151/jmsj.83.595](https://doi.org/10.2151/jmsj.83.595)].
90. Prata A. J., 1989. Observations of volcanic ash clouds in the 10–12 μm window using AVHRR/2 data. *Int. J. Remote Sens.*, 10, 751–761.
91. Quéré D., 2004. La physique d'une goutte d'eau. Conférence. CRDP Midi-pyrénées.
92. Quodbach J, Moussavi A, Tammer R, Frahm J, Kleinebudde P., 2014. Assessment of disintegrant efficacy with fractal dimensions from real-time MRI. *International journal of pharmaceutics*. 475, 605. [[doi:10.1016/j.ijpharm.2014.09.021](https://doi.org/10.1016/j.ijpharm.2014.09.021)].
93. Radon J., 1917. On the determination of functions from their integral values along certain manifolds, in reports _ Saxon Academy of Sciences, Leipzig Math Nat, 69, 262-277.
94. Rosenfeld, D., Atlas D. and Short, D., 1990. The estimation of rainfall by area integrals. Part 2. The height-area rain threshold (HART) method. *J. Geophys. Res.* 95, 2161–2176.

95. Sadouki L., Haddad B., 2013. Classification of radar echoes with a textural–fuzzy approach: an application for the removal of ground clutter observed in Sétif (Algeria) and Bordeaux (France) sites. *International Journal of Remote Sensing*, 33(21), 7447–7463. [[doi:10.1080/01431161.2013.823522](https://doi.org/10.1080/01431161.2013.823522)].
96. Saraswat P, Raj V., Sen M. K. and Narayanan A., 2014. Multiattribute Seismic Analysis With Fractal Dimension and 2D and 3D Continuous Wavelet Transform. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*. 17, 436-443. [[doi:10.2118/164417-PA](https://doi.org/10.2118/164417-PA)].
97. Sauvageot H. and Despau G., 1990. SANAGA: Un système d'acquisition numérique et de visualisation des données radar pour la validité des estimations satellitaires de précipitations. *Veille climatique Satellitaire*, 31, 51-55.
98. Sauvageot, H., 1992. *Radar Meteorology*, Artech House, Boston, 361.
99. Serief C., 2009. Extraction Automatique de Points d'intérêt à base de la transformée de contourlets non sous échantillonnée pour le réglage des images. Doctoral thesis, Université Mentouri, Constatine. Algeria.
100. Simpson J., Adler R. F. and North, G., 1998. A proposed Tropical Rainfall Measurement Mission (TRMM) satellite. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 69, 278–295.
101. Schertzer D. and Lovejoy S., 1992. Hard and soft multifractal processes. *Physica A*, 185(1-4), 187-194.
102. Smith T. G., Lange G. D., Marks W. B., 1996. Fractal methods and results in cellular morphology- dimensions, lacunarity and multifractals". *Journal of Neuroscience Methods*, 69 (2), 123–136. [[doi:10.1016/S0165-0270\(96\)00080-5](https://doi.org/10.1016/S0165-0270(96)00080-5)].
103. Tapia, A., J.A. Smith, and M. Dixon, 1998. Estimation of convective rainfall from lightning observations, *J. Appl. Meteorol.*, 37, 1497-1509. [[doi:10.1175/1520-0450\(1998\)037<1497:EOCRFL>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1998)037<1497:EOCRFL>2.0.CO;2)]
104. Taylor G, Evans R, Manobianco J, Schumann R, Wheeler M and Yersavich A., 1994. Report on the comparison of the scan strategies employed by the Patrick Air Force Base WSR-74C/McGill radar and the NWS Melbourne WSR-88D radar. Ensco, Inc., Melbourne, FL, United States. [[doi : 19950005179](https://doi.org/10.1016/S0165-0270(96)00080-5)].
105. Tebbi M. A., 2017. Estimation des précipitations pour le nord algérien par les images satellitaires MSG. Thèse Doctorale. Département Électronique et Informatique, Université U.S.T.H.B., Algérie.
106. Tolle C. R., Mc Junkin T. R., Rohrbaugh D. T. and LaViolette R. A., 2003. Lacunarity definition for ramified data sets based on optimal cover. *Physical D*. 179(3), 129–15. [[doi:10.1016/S0167-2789\(03\)00029-0](https://doi.org/10.1016/S0167-2789(03)00029-0)].
107. Trigo R. M., Xoplaki E., Zorita E., 2006. Relationship between variability in the Mediterranean region and mid-latitude variability, *Mediterranean Climate Variability*, Elsevier, B. V., 179–226.
108. Vidakovic B. and Mueller P., 1991. Wavelets for kids, Cours d'introduction aux ondelettes. <http://www.isye.gatech.edu/brani/wp/kidsA.ps>
109. Von Koch, H., 1904. Sur une courbe continue sans tangente, obtenue par une construction géométrique élémentaire. *Arkiv för Matematik*. 1, 681-704.
110. Voss R., 1986. *Random fractals: characterization and measurement in scaling phenomena in disordered systems*. R. Pynn and Skjeltorp, Plenum, New York.
111. Wolff D. B., Marks D. A., Amitai E., Silberstein D. S., Fisher B. L., Tokay A., Wang J. and Pippitt J. L., 2005. Ground Validation for the Tropical Rainfall Measurement Mission (TRMM). *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 22(4), 365-380. [[doi: http://dx.doi.org/10.1175/JTECH1700.1](https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1175/JTECH1700.1)].
112. Xie P. and Arkin P.A., 1996. Analysis of global monthly precipitation using gauge observations, satellite estimates, and numerical model prediction. *Journal of Climate*, 9, 840–858.

113. Zaia A., Eleonori R., Maioni P., Rossi R. and Murri R., 2005. Medical Imaging and Osteoporosis: Fractal's Lacunarity Analysis of Trabecular Bone in MR Images. In Proc. of the 18th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'05), Dublin, Ireland, 35(1B), 1063-7125. [[doi:10.1109/ICOSP.2008.4697561](https://doi.org/10.1109/ICOSP.2008.4697561)].
114. Zhang S., Yang G. and Cheng Z., 2014. Wetering H, Ikuta C, Nishio Y. A novel optimization design approach for contourlet directional filter banks. IEICE Electronic Express, 11, 1-11. [[doi:10.1587/elex.11.20140556](https://doi.org/10.1587/elex.11.20140556)].
115. ZheXian L., Ying W. and GeLan M., 2014. Possible causes of the variation in fractal dimension of the perimeter during the tropical cyclone Dan motion. Science China-Earth Sciences. 57, 1383-1392. [[doi:10.1007/s11430-013-4745-8](https://doi.org/10.1007/s11430-013-4745-8)].
116. Zitouni A., 2013. Ondelettes et techniques de compression d'images numérique. Thèse doctorat. Faculté des Sciences et Technologie, Université Mohamed Khider, Biskra.