

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE

Faculté d'Electronique et d'Informatique



THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTEUR
En : ELECTRONIQUE

Spécialité : Rayonnement atmosphérique

Par : Melle SADOUKI *Leïla*

Thème

**MODELISATION DES ECHOS RADAR EN
VUE D'APPLICATIONS HYDROLOGIQUES**

Soutenue publiquement, le 22/05/2014 ,

devant la commission d'examen :

M. SMARA Youcef	Professeur à l'U.S.T.H.B.	Président
M. HADDAD Boualem	Professeur à l'U.S.T.H.B.	Directeur de thèse
M. LAGHROUCHE Mourad	Professeur à l'U.M.M.T.O.	Examineur
M. DAHIMANE Abdelhakim	Maître de Conférences «A» à l'U.M.B.B.	Examineur
M. GOUTAS Ahcene	Maître de Conférences «A» à l'U.Skikda	Examineur
M. LAHDIR Mourad	Maître de Conférences «A» à l'U.M.M.T.O.	Examineur
Melle. NEMOUR Hassiba	Maître de Conférences «A» à l'U.S.T.H.B.	Examinatrice

A ma famille

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je tiens à remercier « ALLAH » Le Tout Puissant, qui m'a donné la force, la patience et le courage pour achever cette thèse.

J'exprime mes profonds remerciements et ma respectueuse reconnaissance à mon directeur de thèse Monsieur Boualem HADDAD, Professeur à l'USTHB, pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant de proposer et d'encadrer ce travail doctoral, pour ses conseils, son soutien scientifique et moral, et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger cette thèse. J'aimerais également lui exprimer à quel point j'ai apprécié sa grande disponibilité, sa compréhension et surtout sa patience au cours de ces années.

Je tiens à témoigner ma profonde gratitude à Monsieur SMARA Youcef, Professeur à l'USTHB, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ma soutenance.

Je remercie Monsieur LAGHROUCHE Mourad, Professeur à l'Université de Tizi Ouzou, qui a bien voulu examiner ce travail. Qu'il trouve ici l'expression de ma très sincère reconnaissance.

Mes remerciements s'adressent aussi à Monsieur DAHIMANE Abdelhakim, Maître de conférences à l'Université de Boumerdès, pour avoir accepté de faire partie de ce jury.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur GOUTAS Ahcene, Maître de conférences à l'Université de Skikda, pour l'intérêt qu'il a apporté à ce travail en participant à ce jury.

Je remercie vivement Monsieur LAHDIR Mourad, Maître de conférences à l'Université de Tizi Ouzou, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Mes vifs remerciements vont également à Mademoiselle NEMOUR Hassiba, Maître de conférences à l'USTHB, qui a bien voulu de s'associer à ce jury d'examen.

J'adresse toute ma gratitude à toutes mes amies, de l'USTHB et de l'université de Boumerdès, pour leurs encouragements et à toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail et en particulier Dallal et Fatiha.

Mes chaleureux remerciements vont à ma famille, et en particulier à mes chers parents, qui par leurs prières et leurs encouragements m'ont donné la force de surmonter tous les obstacles.

Résumé :

Notre travail porte sur l'analyse et la modélisation des échos radar et satellitaires par des modèles mathématiques. Une étude sur les propriétés fractales des échos radar a été effectuée. On trouve que la dimension fractale peut caractériser aussi bien les précipitations stratiformes ou convectives et que sa valeur dépend de l'échelle d'analyse dans le temps et dans l'espace. Aussi, le calcul de la dimension fractale par la méthode Aire/Périmètre ou par la méthode Box-Counting donne des résultats différents confirmant le caractère multi fractale des précipitations. Nous avons, aussi, procédé à la classification des échos radar et l'élimination des échos parasites en provenance de la surface terrestre. Pour cela, nous avons utilisé une combinaison des approches texturale, qui repose sur l'application des matrices de cooccurrence, et floue. Nous avons utilisé les deux paramètres, les plus discriminants entre les précipitations et les échos parasites, comme entrées du notre système flou. La sortie de ce dernier représente les deux classes des deux types d'échos. L'approche proposée donne un taux moyen de filtrage de 94,5%. Ensuite une description du comportement des précipitations à travers une modélisation autorégressive a été effectuée. L'application de cette approche sur des images radar et satellitaires montre que les précipitations sont bien décrites par un processus autorégressif d'ordre un, quelque soit leurs types, sur mer ou sur terre.

Mots clés : Image, radar, satellite, précipitations, anaprops, échos fixes, modélisation, classification, autorégressif, dimension fractale, flou, texture.

Abstract:

Our work focuses on the analysis and modeling of radar and satellite echoes by mathematical models. A study on the fractal properties of the radar echo was performed. The obtained results show that the fractal dimension can characterize both stratiform and convective rainfall and its value depends on analysis scale in time and in space. Also, the calculation of the fractal dimension by Area/Perimeter method or by the Box-Counting method gives different results confirming the multi fractal nature of rainfalls. We have also carried out the classification of radar echoes and the removal of clutter caused by the Earth's surface. To perform this task, we used a combination of textural, based on the application of grey-level co-occurrence matrices, and fuzzy approaches. We used two parameters which are considered to be effective in discriminating between precipitation echoes and clutter. Then, these parameters are used as inputs for our fuzzy system, while the two radar echo types are its output classes. The proposed approach gives a filtering average rate of 94.5%. Then, a description of the behavior of precipitation through an autoregressive modeling was performed. The application of this approach on radar and satellite images shows that rainfalls are well described by an autoregressive process of order "one", whatever their type, at sea or on land.

Key words : Image, radar, satellite, precipitations, anomalous propagation, clutter, modeling, classification, autoregressive, fractal dimension, fuzzy, texture.

SOMMAIRE

INTRODUCTION.....	1
--------------------------	----------

CHAPITRE I : EXPLORATION DE L'ATMOSPHERE

1. Introduction.....	4
2. Etude sur la distribution de tailles des cellules de nuages et de pluie.....	4
2.1. Approche photographique : distribution des tailles des cumulus.....	5
2.2. Approche pluviométrique : distribution des tailles de cellules de pluie.....	6
2.3. Approche radar : distribution de taille des cellules de pluie.....	7
2.4. Approche satellitaire : distribution de taille des nuages et des amas de nuages.....	8
3. Les instruments de mesures météorologiques.....	8
3.1. Pluviomètre.....	8
3.2. Le disdromètre.....	9
3.2.1. Disdromètres optiques	9
3.2.2. Disdromètre mécanique.....	10
3.3. Le pluviographe.....	10
3.4. Le radar météorologique.....	10
3.4.1. Elements constitutifs.....	11
3.4.2. Principe de la mesure radar.....	11
3.4.3. Equation radar.....	12
3.4.4. Facteur de réflectivité radar Z.....	13
3.4.5. La relation entre le facteur de réflectivité et l'intensité des précipitations.....	14
3.4.6. Angle de tir du radar.....	15
3.4.7. Choix du site.....	15
3.5. Satellite météorologique.....	15
3.5.1. Types de satellites météorologiques.....	16
3.5.1.1. Satellites géostationnaires.....	16
3.5.1.2. Satellites circumpolaires.....	16
3.5.2. Instrumentation.....	17
4. Echos radar.....	17

4.1. Les échos atmosphériques.....	18
4.2. Les lignes de grains.....	19
4.3. Les échos de la surface terrestre.....	19
4.3.1. Les échos fixes du sol.....	19
4.3.2. Les échos mobiles.....	20
5. Banque de données.....	20
5.1. Les images radar.....	20
5.2. Prétraitement des images radar.....	24
5.3. Les images satellitaires.....	27
5.3.1. Conversion du compte numérique en radiance.....	28
5.3.2. Conversion de la radiance en température de brillance.....	29
6. Discussion.....	30

CHAPITRE II : ANALYSE DE LA DIMENSION FRACTALE DES ECHOS RADAR

1. Introduction.....	31
2. Les fractales.....	32
2.1. Définition d'un ensemble fractal.....	32
2.2. Caractéristiques d'un objet fractal.....	33
2.3. La dimension topologique d_T	33
2.4. Dimension de Hausdorff.....	34
2.5. L'approche Aire / Périmètre.....	35
2.6. La dimension de Minkowski-Bouligand (dimension de comptage de boîtes).....	35
2.7. Le coefficient de Korcak.....	36
3. Technique d'analyse.....	37
4. Résultats et interprétation.....	42
4.1. Description de la situation météorologique du 09 et 10 novembre 2001.....	42
4.1.1. La dimension fractale aire/périmètre.....	42
4.1.2. La dimension fractale de Box-Counting.....	45
4.2. Situation météorologique fréquente pour les sites de Sétif et Bordeaux.....	46
4.3. Influence de taux de précipitations sur la dimension fractale.....	49
4.4. Filtrage des images radar par la dimension fractale.....	51
5. Conclusion.....	52

CHAPITRE III : CLASSIFICATION DES ECHOS RADAR PAR LES APPROCHES TEXTURALE ET TEXTURALE-FLOUE

1. Introduction.....	53
2. L'approche texturale.....	54
2.1. Définition.....	54
2.2. Analyse de la texture.....	54
2.2.1. L'approche structurale.....	55
2.2.2. L'approche statistique.....	55
3. Description de quelques méthodes texturales.....	56
3.1. La méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris (MCNG).....	56
3.1.1. Principe.....	56
3.1.2. Paramètres.....	58
3.2. La méthode des histogrammes des sommes et des différences de niveaux de gris.....	61
3.2.1. Principe.....	61
3.2.2. Paramètres.....	62
4. Méthodologie.....	64
4.1. Calcul des paramètres texturaux.....	64
4.2. Discussion.....	65
4.3. Application des approches texturales.....	66
4.3.1. La recherche du paramètre discriminant.....	66
4.3.2. Résultats du filtrage.....	70
4.3.3. Estimation des erreurs sur les surfaces.....	71
4.3.4. Discussion.....	73
4.4. L'approche texturale-floue.....	73
4.4.1. La logique floue.....	73
4.4.2. Traitement des données.....	75
4.4.3. Résultats et interprétations de l'approche texturale-floue.....	78
4.4.3.1. Résultats du site de Sétif	78
4.4.3.2. Résultats du site de Bordeaux.....	81
5. Conclusion.....	85

CHAPITRE IV : MODELISATION DES IMAGES RADAR ET SATELLITAIRES PAR LES PROCESSUS AUTOREGRESSIFS

1. Introduction.....	87
2. Caractéristiques d'un processus stochastique.....	88
2.1. Moyenne.....	88
2.2. Variance.....	89
2.3. Fonction d'autocovariance.....	89
2.4. Fonction d'autocorrélation.....	89
2.5. Opérateurs avance et retard.....	89
2.6. Autocorrélation partielle.....	90
3. Modélisation des séries chronologiques.....	90
3.1. Processus autorégressif d'ordre p.....	90
3.2. Les coefficients du processus autorégressif.....	92
4. Traitement des données.....	93
5. Résultats et interprétations.....	96
6. Validation.....	99
7. Conclusion.....	100
CONCLUSION.....	101

ANNEXES

Annexe A : Types et caractérisation des nuages

Annexe B : Météosat

Annexe C : Exemple de décompression d'un fichier «.ODF »

Annexe D : Résultats du processus AR pour une zone orageuse

REFERENCES

LISTE DES FIGURES

Fig.1.1 : Échelles spatio-temporelles de modélisation.....	5
Fig.1.2 : Deux types de disdromètre : a) optique et b) mécanique.....	9
Fig.1.3 : Fonctionnement d'un radar météorologique.....	11
Fig.1.4 : Image radar brute prise à Sétif.....	22
Fig.1.5.a : Image radar brute prise à Bordeaux.....	23
Fig.1.5.b : Image radar prise à Bordeaux représentant les échos A.P.....	23
Fig.1.6 : Image satellitaire du canal IR10.8 de Meteosat prise le 01/12/2009.....	28
Fig.2.1 : Recouvrement de la côte de G. Bretagne par des boites de taille décroissante.....	36
Fig.2.2.a : Exemple de codification des différentes cellules de précipitation.....	38
contenues dans une région extraite d'une image radar prise à Sétif.	
Fig.2.2.b : Recouvrement d'une région nuageuse extraite d'une image radar.....	39
par des boites de taille décroissante.	
Fig.2.3 : Organigramme du calcul de la dimension fractale par la technique aire/périmètre.....	40
Fig.2.4 : Organigramme du calcul de la dimension fractale par l'approche Box-Counting.....	41
Fig.2.5 : Représentation des couples de valeurs ($\ln(S)$, $2 * \ln(P)$).....	43
pour l'événement extrême du 09 et 10 novembre 2001.	
Fig.2.6 : Dimension fractale obtenue par traitement des images de Sétif, heure par heure.....	43
Fig.2.7 : Surface des échos de précipitations obtenue par traitement des images.....	44
radar de Sétif heure par heure, lors de l'événement extrême du 09 et 10 novembre.	
Fig.2.8 : Représentation des couples de valeurs ($\ln(1/N)$, $\ln(Nb)$).....	45
pour l'événement extrême du 09 et 10 novembre 2001.	
Fig.2.9 : Dimension de Box-Counting D, obtenue par traitement des images.....	46
radar de Sétif heure par heure lors de l'événement du 09 et 10 novembre 2001.	
Fig.2.10.a : Représentation des couples de valeurs ($\ln(S)$, $2 * \ln(P)$).....	46
pour une situation météorologique fréquente pour le site de Sétif.	
Fig.2.10.b : Représentation des couples de valeurs ($\ln(S)$, $2 * \ln(P)$).....	47
pour une situation météorologique fréquente pour le site de Bordeaux.	
Fig.2.10.c : Dimension de Box-Counting D pour le site de Sétif.....	47
Fig.2.10.d : Dimension de Box-Counting D pour le site de Bordeaux.....	47
Fig.2.10.e : Coefficient de Korcak D_k pour le site de Sétif.....	48
Fig.2.10.f : Coefficient de Korcak D_k pour le site de Bordeaux.....	48
Fig.2.11.a : Dimension fractale D_p , obtenue par traitement des images radar.....	49
de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.	
Fig.2.11.b : Surface des échos de précipitations obtenue par traitement des images.....	49
radar de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.	
Fig.2.11.c : Nombre d'échos obtenu par traitement des images radar de Sétif.....	50
heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.	

Fig.2.11.d : Coefficient de Korcak Dk, obtenu par traitement des images radar.....	50
de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.	
Fig.2.12 : Histogramme des deux types d'échos en utilisant la dimension fractale.....	52
Fig.3.1 : Histogramme de 3 paramètres texturaux pour la direction 0°	67
(site de Sétif) Méthode SDH. (a) Le paramètre Energie (b) Le paramètre Variance	
(c) Homogénéité locale	
Fig. 3.2 : Histogramme de 3 paramètres texturaux pour la méthode des MCNG.....	69
(pour une distance $d=1$ et une orientation $\theta = 0^\circ$) (a) Le paramètre Energie	
(b) Le paramètre Moyenne (c) Homogénéité locale	
Fig.3.3 : (a) Zoom sur la région contaminées d'une image brute de Sétif,.....	70
et l'image filtrée par le paramètre Energie pour: (b) $\theta = 0^\circ$, (c) $\theta = 45^\circ$ (Méthode SDH)	
Fig.3.4 : Image de la fig.4.3(a) filtrée par le paramètre Homogénéité locale.....	70
pour les directions : (a) $\theta = 0^\circ$, et (b) $\theta = 45^\circ$ (Méthode SDH)	
Fig.3.5 : (a) Image brute de Bordeaux constituée d'anaprops.....	71
et (b) même image filtrée par le paramètre Energie ($\theta = 0^\circ$) (la méthode MCNG).	
Fig.3.6 : Structure de la combinaison texturale-floue.....	75
Fig.3.7 : Les formes des variables d'entrées (La fonction d'appartenance est « Gaussmf »).....	77
(a) Variable d'entrée « Energie » (b) Variable d'entrée « Homogénéité locale »	
Fig.3.8 : Image radar traitée pour le site de Sétif. (a) Image brute.....	79
(b) Image filtrée (Distance $d = 1$, Orientation $\theta = 0^\circ$)	
Fig.3.9 : Image radar originale de Sétif (a) (10 janvier 1999 à 6H30mn).....	81
Zoom sur la région contaminées avant filtrage (b) et après filtrage (c) pour $\theta=0^\circ$.	
Fig.3.10 : Image radar traitée pour le site de Bordeaux. (a) Image brute.....	82
(b) Image filtrée (Distance $d = 1$, Orientation $\theta = 0^\circ$)	
Fig.3.11 : (a) Image radar de Bordeaux contaminée pas les échos fixes et A .P.....	84
(b) Image radar de Bordeaux filtrés.	
Fig.4.1.a : Image Satellitaire prise le 3/6/2011 à 20H représentant les deux zones d'étude.....	94
Fig.4.1.b : Image Radar représentant les deux zones d'étude.....	95
Fig.4.2.a : Intensités des précipitations journalières pour les deux zones (Im. sat.).....	95
Fig.4.2.b : Variations des facteurs de réflectivités journaliers pour les deux zones.....	96
Fig.4.3.a : Variations des coefficients d'autocorrélation (AC).....	96
(Traitement par images satellitaires pour les deux zones).	
Fig.4.3.b : Variations des coefficients d'autocorrélation partielle (PAC).....	97
(Traitement par images satellitaires pour les deux zones).	
Fig.4.3.c : Variations des coefficients d'autocorrélation (AC).....	97
(Traitement par images radar pour les deux zones).	
Fig.4.3.d : Variations des coefficients d'autocorrélation partielle (PAC).....	97
(Traitement par images radar pour les deux zones).	

LISTE DES TABLEAUX

Table 1.1 : Caractéristiques techniques des radars des régions étudiées.....	21
Table 1.2 : La MAP de Sétif : les différentes couleurs retenues et facteurs.....	24
de réflectivité en dBZ, correspondants.	
Table 1.3 : La MAP de Bordeaux : les différentes couleurs retenues et facteurs.....	25
de réflectivité en dBZ, correspondants.	
Table 1.4 : Exemple d'un entête d'une image (une partie du fichier compressé.....	26
représentant les informations d'une seule image).	
Table 1.5 : Les coefficients de calibration, CAL_offset et CAL_slope des canaux de SEVIRI.....	29
Table 1.6 : Longueur d'onde, coefficients A et B des canaux IR et vapeur d'eau de SEVIRI.....	30
Table 2.1 : Les dimensions topologiques des objets.....	34
Table 2.2 : La dimension fractale D_p (air /périmètre) et l'écart type pour les échos fixes.....	51
Table 3.1 : Correspondances θ et $(\Delta x, \Delta y)$ (le cas de $d=1$).....	57
Table 3.2a : Paramètres statistiques de la méthode SDH.....	64
(Matrices somme et différence des quatre directions principales)	
Table 3.2b : Paramètres statistiques de la méthode des matrices de cooccurrences.....	65
Table 3.3a : Valeurs des seuils des paramètres discriminants selon.....	67
les quatre directions (Méthode SDH).	
Table 3.3b : Valeurs des seuils des paramètres discriminants selon.....	69
les quatre directions pour les deux sites. (Méthode de MCNG).	
Table 3.4 : Pourcentage de taux de reconnaissance de chaque type d'écho.....	72
(La moyenne de 50 images) pour le paramètre Energie.	
Table 3.5 : Les valeurs max et min des paramètres texturaux pour les deux classes.....	76
Table 3.6 : Les valeurs max et min des variables d'entrées du système flou.....	76
Table 3.7 : Les paramètres optimaux des fonctions utilisées dans notre système flou.....	78
Table 3.8 : Pourcentage de taux de reconnaissance par classe.....	79
(la moyenne de 50 images) pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 90° pour la région de Sétif.	
Table 3.9 : Pourcentage de taux de reconnaissance par classe.....	82
(la moyenne de 50 images) pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 90° pour la région de Bordeaux.	
Table 3.10 : Pourcentage de taux de reconnaissance des échos A.P pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ$	83
et 90° pour la région de Bordeaux (OU et ET méthodes).	
Table 4.1 : Les coefficients du processus Autorégressif. (Images radar et satellitaires).....	98
Table 4.2 : Valeurs de Q_n pour les deux zones.....	100

GLOSSAIRE

A.P : Anormalous propagation.

AC : Coefficient d'autocorrélation.

AR : AutoRégressif.

ARIMA : AutoRegressive Integrated Moving Average.

CAPPI : Constant Angle Plan Position Indicator.

E.P : Les Echos de Précipitations.

E.S : Les Echos du Sol.

ESA : l'Agence spatiale européenne.

GPI : Global Precipitation Index.

HRV : High Resolution in the Visible.

IR : Infrared.

LTIR : Laboratoire de Traitement d'Image et Rayonnement.

MCNG : Méthode des Matrices de Cooccurrence de Niveaux de Gris.

MSG : Meteosat Second Generation.

ONM : Office National de la Météorologie.

PAC : Coefficients d'autocorrélation partielle.

PPI : Plan Position Indicator.

SANAGA : Système d'Acquisition Numérique pour l'Analyse des Grains Africains.

SDH : Sum and Difference Histograms.

SEVIRI : Spinning Enhanced Visible and Infrared Imager.

SSCC : SEVIRI Solar Channel Calibration.

T.A : les taux de reconnaissance des échos A.P.

T.P : Taux de préservation des échos de précipitation.

T.S : Taux de rejection des échos parasites.

TM : Taux moyen de bonne reconnaissance.

VIS : Visible.

WV : Water vapor.

INTRODUCTION

Au moment où la Planète subit d'importants changements climatiques, il est devenu nécessaire que l'observation météorologique soit, d'une part, étendue à toute la surface du globe, et d'autre part, effectuée de manière régulière afin que la connaissance des phénomènes météorologiques à tous les niveaux réponde aux besoins de leur analyse. Ces exigences ne peuvent pas être directement satisfaites dans des régions inhabitées et sont sources de difficultés même dans des zones peuplées, en raison cette fois ci du coût élevé d'une observation humaine permanente. La télédétection est apparue comme une bonne et peut être l'unique solution pour répondre à toutes ces questions et surmonter ces difficultés. Si l'eau est source de vie, elle peut être aussi la source de catastrophes engendrant des dégâts considérables. Pour cela, il est alors indispensable de bien caractériser les précipitations.

Les radars et les satellites météorologiques sont reconnus comme étant les instruments les plus efficaces pour détecter les champs de précipitations dans une région donnée. Les données de ces instruments sont largement utilisées pour les besoins hydrologiques, l'identification des structures de précipitations et leur danger dans le but de prévision à court terme ; elles servent également à une gestion rationnelle et précise des ressources en eau.

Tout au long de la dernière décennie, la communauté scientifique a accordé un intérêt considérable à la paramétrisation des champs d'intensités de pluie. En général, les modèles hydrologiques les plus performants sont ceux qui associent les variations spatio-temporelles des champs de précipitations.

Des études ont montré que la structure des précipitations possède divers types d'organisation et dépend des processus atmosphériques responsables du développement des nuages [Browning et *al.*, 1973]. En outre, plusieurs auteurs ont mis en évidence l'influence de la taille et de la structure des nuages sur leurs propriétés radiatives [Aida, 1977 ; Davies, 1978 ; Reynolds et *al.*, 1978 ; Joseph, 1985]. Une des notions de discussion de la structure des précipitations est la notion fractale. Il serait alors intéressant d'appliquer ce concept et d'analyser la structure des précipitations à travers les images radar et des situations météorologiques particulières et de voir si elle présente un caractère mono ou multi fractal.

Plusieurs techniques statistiques permettant d'analyser des données de précipitations collectées par des réseaux de pluviomètres ont été publiées dans la littérature [Arnaud, 1985 ; Billingsley, 1960]. L'Algérie est confrontée à des périodes récurrentes de sécheresse depuis plus de deux décennies. Il est alors impératif d'étudier le comportement des précipitations

dans le bassin méditerranéen en vue d'une prévision qui permettrait une gestion rationnelle des ressources hydriques qui aiderait à mieux couvrir les besoins en eau. Haddad et *al.* (2000) ont montré que les précipitations peuvent être décrites par des chaînes de Markov du premier ordre à deux états en considérant les surfaces occupées dans les images radar collectées à Bordeaux (France). Cette représentation s'inscrit dans une approche globale où les auteurs ont supposé que le passé se résume à l'état précédant immédiat. Pour améliorer ce résultat, nous allons considérer dans cette thèse plus d'états antérieurs à travers une modélisation autorégressive.

Les images radars sont composées, en grande partie, d'échos de précipitations, mais aussi des échos du sol qui sont dus aux obstacles fixes tels que les reliefs, les constructions proches de l'emplacement du radar, les pylônes, les routes etc. Ce type d'échos sont permanents et localisés à des coordonnées bien déterminés. Pour certaines conditions météorologiques, l'indice de réfraction varie considérablement provoquant une propagation anormale des ondes électromagnétiques [Bean et Dutton, 1968 ; Ulaby et *al.*, 1982]. Dans ces conditions, les ondes radar se propagent à travers des conduits et sont rétro diffusés par des obstacles terrestres. Alors un autre type d'échos du sol, appelé anaprops ou échos A.P (Anomalous Propagation) apparaît sur les images radar à des distances lointaines du radar. Ces échos sont indésirables puisqu'ils réduisent les performances du radar de façon considérable et causent des erreurs non négligeables dans l'évaluation des précipitations et l'identification des nuages. Comme leurs positions varient selon les caractéristiques des guides atmosphériques et que leur présence est liée aux variations météorologiques, leur suppression pose de sérieuses difficultés. Pour une bonne caractérisation des anaprops, Mesnard et Sauvageot (2010) ont étudié leurs climatologies dans le sud ouest de la France à travers des images radar collectées durant l'année 1996.

Pour les radars cohérents, le clutter du sol peut être éliminé en appliquant des techniques telles que le filtrage doppler [Doviak et Zrnic, 1993 ; Seltsmann et Reidl, 1999], ou le filtrage par double polarisation [Ryzhkov et Zrnic, 1998 ; Da Silveira et Hot, 1999 ; Rico-Ramirez et Cluckie, 2008 ; Islam et *al.*, 2012 ; Chandrasekar et *al.*, 2013]. Il peut être supprimé en analysant en temps réel le coefficient de la fonction d'autocorrélation du signal radar [Hamuzu et Wakabayachi, 1991]. Pour les radars non cohérents, une bonne façon d'éliminer les échos parasites est de comparer les propriétés statistiques des échos du sol à celles des échos de pluie. Ainsi les approches basées sur les réseaux de neurones [Grecu et Krajewski, 2000 ; Lakshmanan et *al.*, 2003] ou l'approche Bahésienne [Moszkowicz et *al.*,

1994] sont employées pour la suppression du clutter du sol. Toutes ces approches, permettent le traitement de signal radar avec efficacité. Cependant, certaines nécessitent des calculs épineux et lourds. D'autres ne sont pas versatiles et ne peuvent donc pas être transposées d'un site à un autre. Deux techniques de filtrage des échos parasites seront proposées. Elles seront basées sur l'analyse des propriétés texturales des échos de précipitations et des échos en provenance de la surface terrestre.

Compte tenu de ces objectifs, le premier chapitre est consacré aux généralités sur l'atmosphère, en rappelant les différentes techniques permettant la caractérisation des champs de précipitations et à la présentation des données radar et satellitaires utilisées dans la présente thèse. Le deuxième chapitre décrit l'approche fractale ainsi que son application sur des images radar en utilisant les techniques aire/périmètre et comptage des boîtes (Box-Counting). De même, nous avons analysé le coefficient de Korcak pour les précipitations et testé si la dimension fractale peut servir à identifier les précipitations dans les images radar. Le troisième chapitre porte sur l'application des approches, texturale et texturale-floue dans le traitement des échos radar en vue de l'élimination des échos parasites du sol dans les images radar. Dans le chapitre quatre, nous avons analysé le comportement historique des précipitations à partir d'une modélisation autorégressive et ceci en considérant des images radar et satellitaires et analysé le comportement des précipitations sur mer et sur le continent.

CHAPITRE I : EXPLORATION DE L'ATMOSPHERE

1. Introduction

La complexité de la structure de l'atmosphère et les différents échanges énergétiques qui s'y produisent font que cette dernière demeure un domaine attractif et d'actualité pour la communauté scientifique. La grande variabilité de l'intensité et des structures des précipitations est l'une des difficultés majeures rencontrées dans la paramétrisation des champs de pluie. Dans ce chapitre, les travaux antérieurs réalisés sur la caractérisation structurale des systèmes pluvieux seront passés en revue et les différents instruments utilisés pour l'exploration du milieu seront présentés.

2. Etude sur la distribution de tailles des cellules de nuages et de pluie

Les nuages issus des systèmes cycloniques ou frontaux peuvent avoir une extension horizontale de plusieurs centaines de kilomètres. Par contre, les cellules convectives locales s'étendent sur des distances de l'ordre de la dizaine de kilomètres. L'étude des nuages devient donc un problème multi-échelle d'un point de vue spatial.

Si nous regardons les processus de croissance des particules composant les nuages, il nous faut pour cela étudier des processus faisant intervenir les molécules de vapeur d'eau constituant l'air, ceci à une échelle de temps de l'ordre du millième de seconde. Au contraire, si nous nous intéressons à l'impact climatique des nuages, il faut considérer une échelle temporelle de plusieurs centaines d'années [Planche, 2011].

L'étude des nuages est donc également un problème multi-échelle d'un point de vue temporel. La figure 1.1 montre les différentes échelles spatio-temporelles utilisées pour la modélisation de la physique de l'atmosphère. À l'heure actuelle, aucune machine de calcul ne peut représenter la couverture nuageuse de la terre à toutes les échelles de temps et d'espace à la fois malgré les avancées technologiques réalisées au cours de ce troisième millénaire. C'est pourquoi, la modélisation nécessite un compromis selon les phénomènes météorologiques que l'on souhaite étudier.

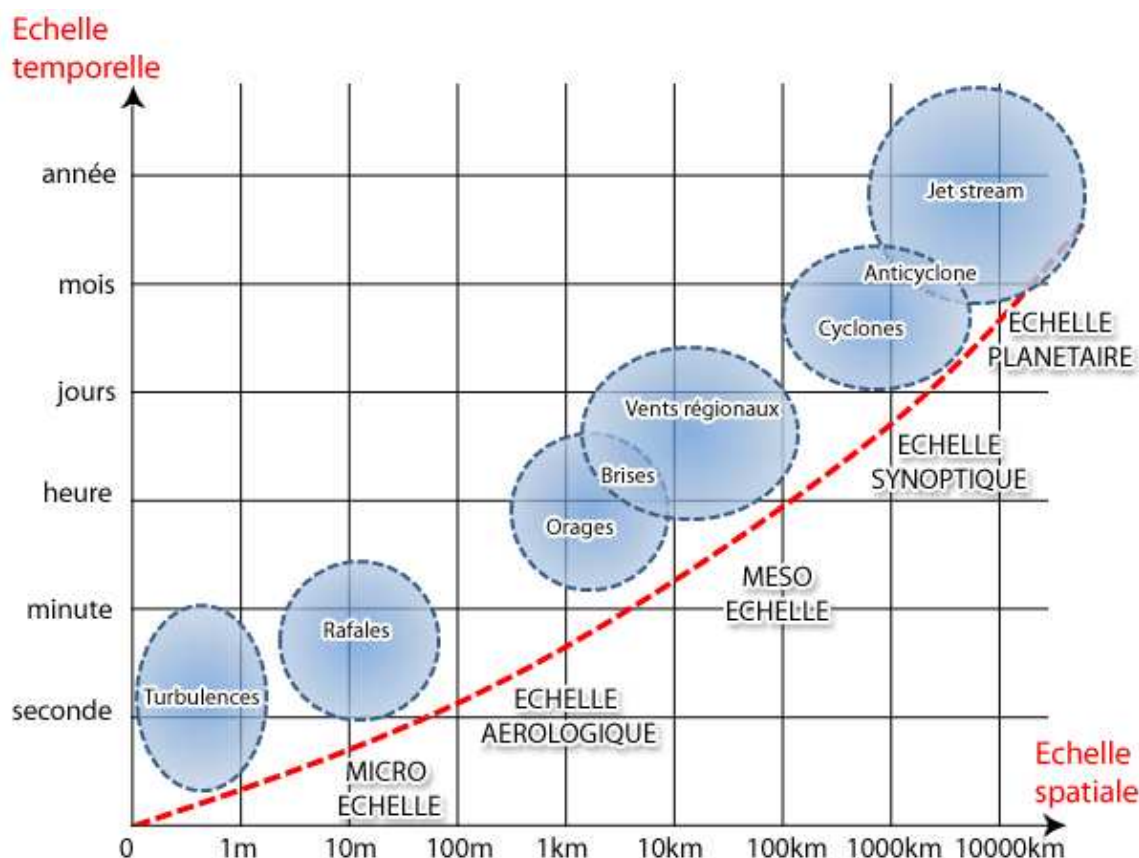


Fig.1.1 : Échelles spatio-temporelles de modélisation [Planche, 2011].

Plusieurs études ont été entreprises pour mieux connaître les caractéristiques de la structure des pluies et des nuages (voir annexe A). Pour ce faire, différentes méthodes d'observation ont été utilisées. Dans ce qui suit, nous allons rappeler les techniques les plus connues.

2.1. Approche photographique : distribution des tailles des cumulus

Plank (1969), a analysé les caractéristiques de la distribution de taille des nuages (cumulus), en utilisant des photographies aériennes sur la Floride (EUA). L'observation a montré que le nombre de nuages N diminue de façon approximativement exponentielle en fonction de l'augmentation de la taille des cumulus :

$$N = K e^{-\alpha D}, \quad d < D < D_m \quad (1-1)$$

où D est le diamètre circulaire équivalent du nuage, N est le nombre de nuages par unité de surface, K et α sont des coefficients constants.

Cette équation est applicable seulement dans un certain intervalle de taille défini entre d (taille minimum) et D_m (taille maximum). Les valeurs de d sont d'environ une vingtaine de mètres seulement, celles de D_m avoisinent les 2000 mètres.

Grâce à la technique photographique, Hozumi et *al.* (1985) ont conclu que lorsque la couverture nuageuse est faible, la distribution de tailles des nuages est presque exponentielle et peut être représentée par une fonction du type :

$$N = a e^{-bD} \quad (1-2)$$

Où N est le nombre de nuages et D , le diamètre (avec : $250\text{m} < D < 5\text{km}$). Les coefficients a et b sont des paramètres d'ajustement utilisés pour s'adapter aux distributions observées.

D'autres chercheurs ont montré que les paramètres a et b peuvent être exprimés en fonction de la quantité de nuages M exprimée en pourcentage. Par exemple, pour Yau et Rogers (1984), les coefficients a et b s'écrivent comme suit:

$$a = 124 \exp(-4,7 M 10^{-2}) \quad (1-3.a)$$

$$b = 4,5 \exp(-3,5 M 10^{-2}) \quad (1-3.b)$$

Les coefficients proposés par Plank (1969) dans ce contexte sont :

$$a = 4200 \exp(-11 M 10^{-2}) \quad (1-4.a)$$

$$b = 10 \exp(-4,7 M 10^{-2}) \quad (1-4.b)$$

2.2. Approche pluviométrique : distribution des tailles de cellules de pluie

A partir d'observations pluviométriques collectées à Montréal pendant dix ans, Yau et Rogers (1984) ont proposé une méthode pour déduire la distribution de taille des cellules de pluie à partir de la variation temporelle de l'intensité de pluie. Ils utilisent plusieurs seuils entre 1 et 100 mm /h.

Le nombre moyen des cellules, d'une taille quelconque qui se croisent aléatoirement avec une ligne de longueur L , est égale à :

$$N = \int_0^{\infty} L n D f(D) dD = L n \bar{D} \quad (1-5)$$

où n est le nombre moyen des cellules par unité d'espace, $f(D)$ est la fonction de la densité de probabilité des diamètres des cellules de pluie et $\bar{D}$ est le diamètre moyen des cellules.

L'hypothèse de base est que les cellules ont une forme circulaire et sont uniformément distribuées dans l'espace. Ils ont comparé leurs résultats avec une distribution déterminée par radar placé à une altitude de 2km, au cours d'études antérieures. Une concordance raisonnable entre les tailles calculées et observées a été trouvée pour les taux de pluie forts et modérés. Toutefois, elle est moins bonne pour des faibles intensités de l'ordre de 1.3 mm/h.

2.3. Approche radar : distribution de taille des cellules de pluie

Lopez (1976 et 1977) a observé les caractéristiques des populations de nuages typiques d'une région tropicale de l'océan Atlantique Nord, à partir d'un radar 10 cm aéroporté. En 1976, il a travaillé, à partir des images collectées, sur la taille des échos dont l'intensité est supérieure au bruit électronique du radar. Il ne pratique donc aucun seuillage et ne dispose d'aucune mesure (signal minimum détectable, étalonnage) permettant de quantifier les échos. Il ne corrige pas l'atténuation du signal en fonction de la distance qui est du $1/r^2$, où r est la distance qui sépare la cible du radar. Lopez conclut cependant que les distributions qu'il observe sont log-normales.

Par la suite, en 1977, il a justifié la log-normalité des distributions par un processus de croissance des cumulus par « effet proportionnel » analogue à celui décrit par Gibrat (1930) pour expliquer la genèse des distributions log-normales. Ultérieurement, Lopez et *al.* (1984) ont reconnu qu'en présence de convection plus vigoureuse que celle qui se manifeste à l'échelle des cumulus, les distributions ne sont pas log-normales.

En 1978, Konrad, dans une étude statistique de modélisation des cellules de pluie conduite à Wallops Island-Virginie (Est des Etats- Unis) à partir d'un radar travaillant dans la bande S (10 cm), a montré que la distribution des aires des cellules peut être représentée par une relation exponentielle.

A partir d'observations radar collectées dans l'est des Etats Unis, Goldhirsh et Musiani (1986) ont représenté la distribution de la taille des cellules des pluies par une forme exponentielle pour l'intervalle d'intensité compris entre 3 et 88 mm h⁻¹, alors qu'aux faibles taux de pluie, on observe un nombre important de petites cellules.

2.4. Approche satellitaire : distribution de taille des nuages et des amas de nuages

A partir des images satellitaires, Parker *et al.* (1986) ont analysé les tailles des cumulus. En employant quatre images de haute résolution (3km), ils ont estimé les distributions de taille de nuages, en fonction du diamètre. Ils ont conclu que le nombre de nuages diminue exponentiellement avec l'augmentation du diamètre. Ils ont aussi remarqué que la majorité des nuages observés est multicellulaire, et que les diamètres typiques varient entre 0.25 et 3km.

Avec l'objectif principal d'analyser morphologiquement les caractéristiques des amas nuageux, Machado *et al.* (1992) ont développé une étude sur la structure des systèmes convectifs en Afrique Tropicale et au-dessus de l'Océan Atlantique. Ils ont utilisé des images infrarouges et visibles du satellite Météosat, pendant six saisons d'été boréal (1983-1988). Leurs résultats montrent que le nombre des cellules N en fonction du rayon r peut-être représenté comme suit :

$$N(r) = n_0 r^{-\alpha} \quad (1-6)$$

où n_0 et α (≈ 2) sont des coefficients.

3. Les instruments de mesures météorologiques

On peut classer les mesures de pluie en deux catégories : mesure directe, qui consiste à recueillir l'eau en un endroit donné et à mesurer la quantité recueillie pendant un certain intervalle de temps, et mesures indirectes, par télédétection. Nous allons décrire les principaux appareils pouvant servir à la mesure ou à l'estimation des précipitations et la caractérisation des nuages. Il s'agit principalement du pluviomètre, du disdromètre, du pluviographe, du radar et du satellite.

3.1. Pluviomètre

Le pluviomètre est constitué d'un cylindre gradué, de diamètre avoisinant la dizaine de centimètres et d'une hauteur proche de 25 centimètre. Notre cylindre est fermé dans sa partie supérieure par un entonnoir et le tout est placé dans une boîte. Le tube est gradué en hauteur de telle façon qu'il indique avec précision le niveau de l'eau. Une unité représente un

centimètre d'eau dans la boîte ; cette unité sera ensuite divisée en dix parties égales qui représentent chacune un millimètre de pluie. Le pluviomètre est installé dans un endroit découvert. Si la pluie est légère, elle sera recueillie et mesurée dans le tube ; mais, s'il s'agit d'une pluie violente, l'eau excédante débordera dans la grande boîte et l'on pourra ensuite la mesurer en la versant dans le tube, grâce aux graduations.

On peut aussi mesurer l'intensité des pluies en comparant le rayon du tube à celui de l'entonnoir. La hauteur d'eau est donnée alors par l'expression : $H = (R_e / R_L)$, où R_e est le rayon de l'entonnoir et R_L est le rayon du tube.

3.2. Le disdromètre

Le disdromètre ou le capteur de gouttelettes est un instrument permettant de mesurer automatiquement et de manière continue la distribution des tailles des hydrométéores ainsi que leur vitesse de chute. On peut distinguer avec cet appareil la pluie, de la bruine, de la neige, de la grêle ou du grésil sans observateur humain. Il existe deux types de capteur de gouttelettes : les disdromètres optiques et les disdromètres mécaniques (voir Fig.1.2).

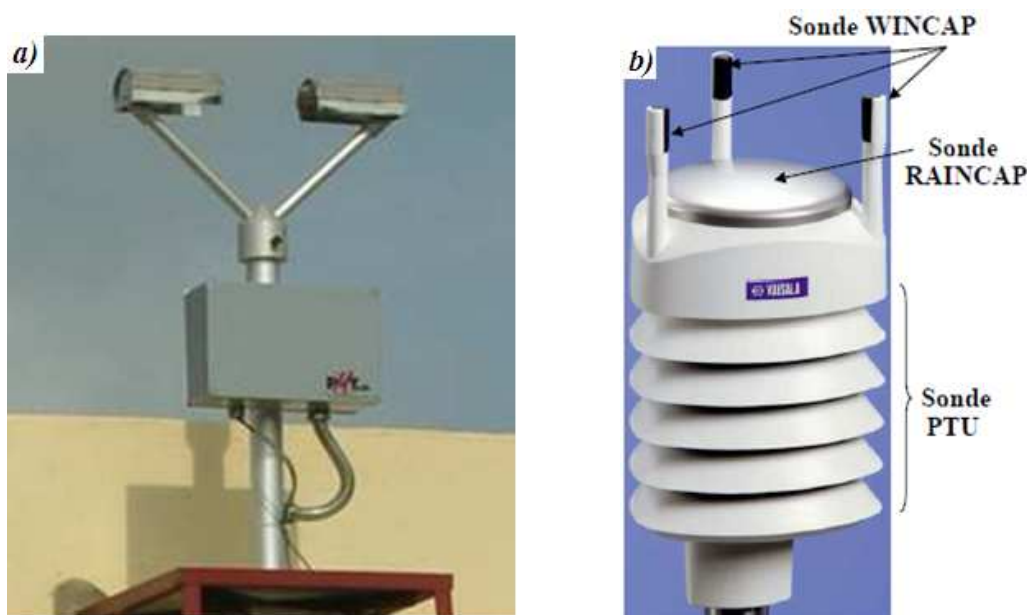


Fig.1.2 : Deux types de disdromètre : **a)** optique et **b)** mécanique.

3.2.1. Disdromètres optiques : Ces capteurs de précipitation émettent un faisceau horizontal entre un émetteur et un récepteur (photo diode) dans le domaine proche-infrarouge (785 nm).

En l'absence de particules, le récepteur reçoit un signal de 5V. Les hydrométéores interceptant le laser, atténuent la tension du signal reçu par le récepteur de ΔU pendant un temps ΔT . L'atténuation ΔU dépend de la fraction du faisceau lumineux intercepté, et la durée d'interception, de la vitesse de chute des hydrométéores [Löffler-Mang and Joss, 2000]. L'étalonnage permet d'obtenir des relations empiriques entre ΔU et ΔT et les paramètres caractéristiques des hydrométéores (diamètre équivalent et vitesse de chute).

3.2.2. Disdromètre mécanique : Le disdromètre mécanique fait partie intégrante d'une station de mesure météorologique. Cette station météorologique inclut trois capteurs : un capteur de pression, température et humidité (PTH), un disdromètre mécanique (RAIN-CAP) et un capteur de vent (WIND-CAP).

3.3. Le pluviographe

Le pluviographe est un appareil constitué essentiellement d'un entonnoir de diamètre donné, et d'un dispositif permettant d'évaluer la quantité d'eau recueillie pendant un intervalle de temps donné. Ce dispositif peut être un récipient calibré qui bascule chaque fois qu'il est plein en envoyant une impulsion électrique, ou un détecteur de niveau (flotteur ou capteur de pression) dans un récipient cylindrique. L'intensité de pluie s'exprime habituellement en millimètre par heure, mais les mesures doivent être étalées sur des intervalles de temps de l'ordre de la minute.

3.4. Le radar météorologique

Les premiers radars ont vu le jour vers les années 1930. Le terme « radar » qui est un code de guerre est un acronyme formé de l'expression anglaise « radio detection and ranging ».

L'amélioration des équipements fit apparaître sur les écrans des échos parasites : les précipitations. Le radar météorologique résulte d'un développement dans lequel l'écho parasite du radar classique devient l'objet de la mesure. Depuis les tous premiers radars météorologiques conçus après la seconde guerre mondiale, de nouvelles générations plus performantes ont vu le jour. De nos jours, la radar météorologie est devenue une discipline à part entière.

3.4.1. Elements constitutifs

Un radar est constitué d'une antenne parabolique, d'un système d'émission-réception et d'un ordinateur. L'antenne est équipée de plusieurs moteurs destinés à l'orienter verticalement et horizontalement et d'un radôme, enveloppe sphérique, qui assure la protection de l'ensemble en cas de forts coups de vent. L'ordinateur assure le traitement du signal et permet la visualisation des échos et l'animation de plusieurs images successives.

3.4.2. Principe de la mesure radar

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 (voir fig.1.3). La distance r séparant la cible du radar, est donnée par :

$$r = \frac{c \tau}{2} \quad (1-7)$$

où τ est le temps mis par l'onde pour faire l'aller et retour entre le radar et la cible.

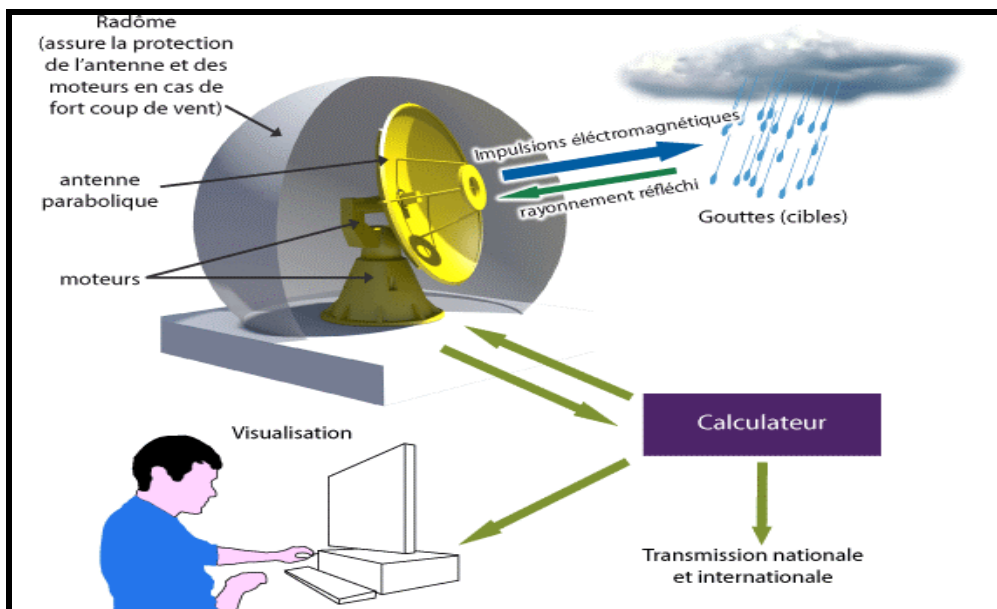


Fig.1.3 : Fonctionnement d'un radar météorologique

Il localise ainsi les zones de précipitations à des distances atteignant 200 à 300 km et mesure leur intensité avec une bonne précision dans un rayon de 80 à 120 km autour de son emplacement.

Les deux facteurs qui peuvent fausser la détection du radar météorologique sont les obstacles fixes, provenant de la surface terrestre, et les anaprops ou échos A.P. dus à une propagation anormale (anomalous propagation) [Bean and Dutton, 1968]. Ce dernier phénomène est trompeur même pour les météorologistes chevronnés, qui doivent l'étudier attentivement. Cette propagation est erratique et en général assez rare.

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 très utiles, notamment en hydrologie, puisqu'il permet de fournir, après traitement approprié, une estimation des cumuls de précipitations.

3.4.3. Equation radar

Pour une puissance d'émission donnée, l'équation radar exprime la relation entre l'intensité moyenne du signal reçu et les propriétés du volume diffusant, situé à la distance r , en fonction des caractéristiques du radar et des conditions météorologiques. Soient P_T , la puissance totale émise par le radar, G_M , le gain maximum de son antenne et soient θ_0 et ϕ_0 , les angles d'ouvertures à 3 dB en site et en azimuth. L'équation radar est de la forme suivante [Sauvageot, 1992] :

$$\frac{P}{P_T} = \frac{G_M^2 \lambda^2 \theta_0 \phi_0 c \tau L_a^2 L_r}{1024 \pi^2 \ln 2} \cdot \frac{\eta}{r^2} \quad (1-8)$$

avec :

P : Puissance reçue par le radar.

λ : Longueur d'onde d'émission.

η : Réflectivité radar.

L_a : Facteur caractérisant l'atténuation de l'intensité du rayonnement dans l'atmosphère.

L_r : Affaiblissement causé par la bande passante du récepteur du radar.

En pratique, on peut ramener cette équation à une forme plus simple. Soit :

$$P = AL_a^2 \cdot \frac{\eta}{r^2} \quad (1-9)$$

où A , qui est la constante radar, est fonction des caractéristiques de ce dernier.

Pour une cible de volume de résolution V , composée d'un grand nombre d'éléments (i) de section efficace de rétrodiffusion σ_i , on définit la section efficace moyenne de la cible (par unité de volume), appelée la réflectivité radar, par :

$$\eta = \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_i}{V} \quad (1-10)$$

L'unité de η est en $m^2 m^{-3}$ mais couramment exprimée en cm^{-1} .

3.4.4. Facteur de réflectivité radar Z

Parlons d'abord du champ de précipitation qui est une région de la basse atmosphère où sont concentrées des gouttelettes d'eau de tailles diverses, en suspension dans l'air. Ces gouttelettes d'eau sont de forme plus au moins sphérique et leur diamètre D est généralement petit devant la longueur d'onde d'émission d'un radar travaillant dans la gamme des hautes fréquences. Supposons que la distribution des gouttelettes d'eau dans le champ de précipitation soit continue. Si on applique l'approximation de Rayleigh, on trouve que la réflectivité des gouttes de pluie est: [Sauvageot et Laucaux, 1995]

$$\eta = \frac{1}{V} \frac{\pi^5}{\lambda^4} |K|^2 \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} D^6 N(D) dD \quad (1-11)$$

avec $D \ll \lambda$

Dans cette expression, $N(D)dD$ exprime le nombre de particules de dimensions comprises entre D et $D+dD$, V est le volume de résolution contenant diverses gouttes de pluie de diamètre D et $|K|^2$ est la réflectivité du milieu considéré. Ce dernier facteur qui est sans dimension vaut :

$$|K|^2 = \left| \frac{m^2 - 1}{m^2 + 2} \right| \quad (1-12)$$

où m est l'indice de réfraction complexe.

L'intégrale qui intervient dans l'expression (1-11) est par définition le facteur de réflectivité Z , caractérisant le champ de précipitation [Sauvageot, 1992] :

$$Z = \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} N(D) D^6 dD \quad (1-13)$$

Le facteur Z est une caractérisation de la répartition moyenne de la population des diffuseurs dans le volume V . Il s'écrit :

$$Z = \frac{1}{V} \sum_i D_i^6 \quad (1-14)$$

En pratique, on exprime η en cm^{-1} , λ en cm et Z en mm^6/m^3 . En fait, il est plus commode de traduire le facteur Z en unités logarithmiques définies par comparaison avec un niveau de référence de $1 \text{ mm}^6/\text{m}^3$. Sa valeur en dBZ est alors donnée par :

$$Z(\text{dBZ}) = 10 \log [Z(\text{mm}^6/\text{m}^3)] \quad (1-15)$$

3.4.5. La relation entre le facteur de réflectivité et l'intensité des précipitations

Pour déduire les champs d'intensité de pluie à partir des champs d'échos radar, il existe une relation d'étalonnage permettant de convertir les échos radar en intensité de pluie. Cette relation est de la forme suivante :

$$Z = a R^b \quad (1-16)$$

où Z et R sont respectivement le facteur de réflectivité radar et le taux de précipitation exprimée en mm/h . Les constantes a et b sont déterminées expérimentalement. Elles dépendent essentiellement du climat qui prévaut dans la région considérée et plus particulièrement, de la nature et des caractéristiques granulométriques des précipitations. Cela fait plus d'un demi-siècle que le radar est employé pour évaluer l'intensité de pluie. Dans ce

contexte, divers modèles ont été développés à partir de travaux expérimentaux, pour déterminer les constantes a et b. Ce sont principalement:

- Le modèle de Marshall-Palmer (1948) pour les précipitations stratiformes : $Z = 200 R^{1,6}$
- Le modèle de Jones (1956) pour les précipitations convectives : $Z = 360 R^{1,35}$
- Le modèle de Sekhon et Srivastava (1970) pour la neige : $Z = 1780 R^{2,21}$

3.4.6. Angle de tir du radar

Pour un fonctionnement optimal du radar, une exploitation adéquate de celui-ci s'impose. Cette exploitation est liée à son angle de tir. En effet, si l'antenne radar est pointée vers le sol, on obtient un signal très fort provenant de la surface terrestre. Lorsque le radar travaille sous incidence rasante, une bonne partie de son faisceau rencontre des cibles atmosphériques et le reste du rayonnement intercepte le sol et produit un signal de retour non négligeable. Si l'antenne est trop élevée vers le ciel, le radar risque de ne pas détecter les zones de précipitations et les nuages qui apparaissent au delà de l'horizon, car la distance séparant ces précipitations du radar est très grande.

3.4.7. Choix du site

L'emplacement du radar, est très important et nécessite un choix judicieux afin de réduire l'influence des échos du sol. L'endroit le plus convenable pour un radar météorologique est le centre d'une plaine ou le sommet d'une montagne. Cependant, des contraintes liées à l'urbanisation d'une région donnée et à la nature des terrains, ne permettent toujours pas de choisir l'endroit qu'il faut pour installer un radar. Il est alors impératif de trouver d'autres moyens pour minimiser le clutter de sol. Une des approches intéressantes serait l'application de modèles numériques de terrain [Djafri et Haddad, 2012].

3.5. Satellite météorologique

Un satellite météorologique a pour mission principale le recueil de données utilisées pour la surveillance du temps et du climat de la Terre. Chaque nouvelle génération de satellite comporte des senseurs plus performants, capables d'effectuer des mesures sur un plus grand

nombre de canaux, permettant de différencier les divers phénomènes météorologiques : nuages, précipitations, vents, brouillard, etc.

Plusieurs pays lancent et maintiennent des réseaux de satellites météorologiques comme par exemple les États-Unis, les pays européens avec l'agence spatiale européenne (ESA) (voir annexe B), l'Inde, la Russie, le Japon et la Chine dernièrement. Tous ces satellites assurent alors une couverture totale de l'atmosphère.

3.5.1. Types de satellites météorologiques

Il existe deux types de satellites météorologiques : les satellites géostationnaires et les satellites circumpolaires.

3.5.1.1. Satellites géostationnaires

Situés directement au-dessus de l'équateur et à une distance de 35 880 km, les satellites géostationnaires orbitent de façon synchrone avec la Terre. Ils peuvent donc prendre des informations en continu de la même portion du globe, surtout dans les spectres visibles et infrarouges.

Ces informations sont utilisées par les météorologues pour suivre les systèmes météorologiques visuellement, et afin d'extraire des données dérivées (température et albédo) pour connaître la structure de l'atmosphère et des nuages, données indispensables dans les modèles de prévision numérique. Les médias agrémentent également leurs bulletins météo d'animations en boucle venant de ces satellites.

Les satellites géostationnaires ont une résolution maximale à leur sous-point, le point de l'équateur à la verticale duquel ils sont situés. Cette résolution diminue en allant vers les bords du disque terrestre à cause de la parallaxe de l'angle de visée de plus en plus rasant. Ainsi, par exemple, au-dessus de 65 degrés de latitude Nord ou en dessous de 65 degrés de latitude Sud, ils deviennent presque inutilisables.

3.5.1.2. Satellites circumpolaires

Pour assurer une couverture totale, les satellites circumpolaires sont mis sur orbite autour de la Terre à basse altitude (~720 - 800 km) selon une trajectoire avec une forte inclinaison passant près des pôles. Ils sont héliosynchrones, c'est-à-dire que leur axe de

rotation est perpendiculaire à l'axe entre le Soleil et la Terre. Ils passent deux fois au-dessus de n'importe quel point de la surface du globe à chaque jour à la même heure solaire. Comme ils sont plus proches de la surface, ces satellites ont une meilleure résolution. Ils peuvent distinguer plus facilement les détails de température des nuages et leur forme visible. Les feux de forêt et la brume sont beaucoup plus évidents et plus identifiables. On peut même en extraire des informations sur le vent selon la forme et le déplacement des nuages. Malheureusement, comme, ils ne couvrent pas continuellement la même surface terrestre, ils ont un usage plus limité pour surveiller la météo en temps réel. Ils sont surtout utiles dans ce domaine dans les régions polaires où des images composites venant des différents satellites sont plus fréquentes et permettent de voir ce qui est presque invisible aux satellites géostationnaires.

3.5.2. Instrumentation

Les satellites météorologiques sont munis à l'origine de deux types de senseurs :

- Des radiomètres pour la télémessure de la température de l'atmosphère et des hydrométéores qui s'y trouvent. Ils opèrent dans le spectre infrarouge. Les premiers instruments ne « regardaient » que quelques longueurs d'onde alors que les nouvelles générations divisent ce spectre en plus de 10 canaux.
- Des radiomètres dans le visible pour noter la brillance de la réflexion solaire sur les différentes surfaces. Ces données sont corrigées par les programmes d'analyse au sol selon l'angle du soleil pour uniformiser les informations.

Plus récemment, on y a ajouté :

- Un sondeur qui effectue un sondage aérologique de l'atmosphère terrestre à distance pour en tirer la structure de température et d'humidité.

4. Echos radar

Les images radar comportent divers échos. Ce sont ceux provenant des nuages et des précipitations mais aussi ceux causés par la surface terrestre. Ces derniers gênent considérablement la détection des échos météorologiques et sont considérés comme des échos parasites. En effet, en présence d'obstacles et en particulier, à proximité de régions

montagneuses, la mesure des précipitations par radar est très souvent erronée. Il est alors indispensable de procéder à un filtrage adéquat en vue d'éliminer les échos parasites et préserver les échos de précipitations.

4.1. Les échos atmosphériques

Un nuage est formé d'un ensemble de gouttelettes d'eau (ou de cristaux de glace) en suspension dans l'air. L'aspect du nuage dépend de sa nature, de sa dimension, du nombre et de la répartition des particules qui le constituent. Toute précipitation nécessite la concentration de la vapeur d'eau. La quantité maximale de vapeur d'eau est fonction de la température de l'air. Plus l'air est chaud, plus il peut contenir de vapeur d'eau. Mais, lorsque les gouttelettes d'eau des nuages grandissent, elles deviennent trop lourdes pour être supportées par le nuage. La croissance des particules des nuages se produit par captation des petites particules par les grosses, en raison des différences de vitesses de chute des particules. Elle se fait soit par réunion d'éléments liquides (coalescence), soit par réunion d'éléments solides (agrégation), soit dans de nombreux cas, par captation de gouttelettes surfondues par des particules de glace (accrétion, givrage). Les gouttelettes se mettent alors à chuter vers le sol en subissant les effets de l'humidité, de la température et des courants aériens. Ce sont ces trois derniers éléments qui déterminent la forme finale sous laquelle se présentent les précipitations, c'est à dire la neige, la pluie, le brouillard ou la grêle.

Les nuages peuvent être regroupés en deux classes. Ce sont :

- **Les nuages stratiformes :** Les cellules génératrices sont confinées sur une faible épaisseur. Elles peuvent s'étaler sur des distances dépassant de loin la centaine de kilomètres. Les précipitations causées par ces nuages sont peu intenses, d'apparence continue et uniforme.
- **Les nuages convectifs :** Les nuages convectifs sont à grand développement vertical. Ces nuages, de types cumulus et cumulonimbus, sont isolés ou groupés dans les lignes de grains, les amas tropicaux ou la structure en bande des cyclones. Ils sont accompagnés de précipitations intenses et localisées (orages). A titre d'illustrations, nous allons présenter une structure de précipitations composées à la fois d'une partie convective et d'une partie stratiforme. Il s'agit des lignes de grains.

4.2. Les lignes de grains

Les lignes de grains sont étudiées depuis plus d'un siècle, mais n'ont commencé à être comprises, dans la région tropicale et aussi aux latitudes moyennes, qu'à partir des années 40 et 50. Les lignes de grains tropicales sont perçues comme formées d'un alignement de cumulonimbus [Zipser, 1969]. Pour une observation au sol, l'approche d'une ligne de grains est marquée par l'apparition d'une imposante masse sombre de nuage, illuminée de nuit par des fréquents éclairs. Le phénomène le plus marquant à l'arrivée de la ligne de cumulonimbus est le « front de rafale » (gust front) au cours duquel le vent, après une période de calme, peut atteindre pendant quelques minutes des vitesses allant jusqu'à 30 m/s. Ensuite il se produit une augmentation de la pression et une chute de la température allant de 1 à 10 °C. La pluie débute avec une forte intensité pouvant aller jusqu'à 150 mm/h. Cette pluie intense correspond à la zone orageuse proprement dite et dure de 10 à 30 minutes environ. En plus, il a été constaté que les lignes de grains ont une vitesse de déplacement rapide, qui vaut en général, 10 à 15 m/s. Ce qui permet de les distinguer facilement des autres types d'amas nuageux qui sont plus lents.

La partie convective très active, a une largeur (dans le sens de déplacement) de l'ordre de quelques dizaine de kilomètres et se situe à l'avant des systèmes. Par contre, dans la partie stratiforme, on observe des mouvements verticaux plus modérés mais distribués sur une extension horizontale beaucoup plus grande (100 à 300 km) associée à des phénomènes moins violents.

4.3. Les échos de la surface terrestre

Les échos provenant de la surface terrestre limitent les performances quelle que soit l'application envisagée. Ils peuvent être répartis en deux catégories, à savoir : les échos fixes du sol et les échos mobiles.

4.3.1. Les échos fixes du sol

Les échos fixes du sol sont observés principalement autour du radar. Ainsi, les reliefs, les constructions, les routes, les pylônes sont des exemples de cibles qui peuvent induire des ambiguïtés lors de l'observation des précipitations. Les échos du sol existant autour du radar sont permanents et leurs positions sont bien connues.

4.3.2. Les échos mobiles

Les échos mobiles sont souvent de faible réflectivité. Ils sont dus aux plantes, aux feuilles des arbres et au mouvement des vagues. Il existe aussi des échos mobiles dus aux anomalies de propagation. Etant donné que ces échos sont transmis par guidage atmosphérique, ils sont très intenses. Leurs positions et leurs intensités dépendent des variations météorologiques [Haddad et *al.*, 2000].

5. Banque de données

Notre banque de données est composée d'images, radar et satellitaire. La base de données radar est constituée de 5799 images collectées à Sétif et de 10 052 images prises à Bordeaux, tandis que les images satellitaires, sont prises au cours des mois de Novembre, Décembre 2009 et Janvier, 2010.

5.1. Les images radar

Ces images ont été prises par deux radars pulsés et non cohérents. Les spécifications techniques de ces radars sont indiquées dans la table 1.1.

Toutes les images sont enregistrées en mode PPI (Plan Position Indicator). Elles sont représentées selon le format 512×512 pixels avec une résolution de 1 km par pixel. Le nombre de niveaux de gris codant chaque pixel de ces images est de 16 pour Sétif et 12 pour le site de Bordeaux. Le radar installé près de la ville de Sétif, à 36° 11' N de latitude, 5°25' E de longitude et 1700 m d'altitude, est l'un des sept radars du Réseau Météorologique Algérien qui est encore opérationnel. Il est associé à une chaîne SANAGA (Système d'Acquisition Numérique pour l'Analyse des Grains Africains) qui est un système d'acquisition et de numérisation des images [Sauvageot et Despaux, 1990].

Paramètres du radar	Sétif	Bordeaux
Fréquence d'émission	5,6 GHz	2,8 GHz
Puissance d'émission	250 kW crête	700 kW crête
Gain de l'antenne	30 dB	40 dB
Sensibilité à la réception	-110 dBm	-105 dBm
Résolution spatiale	1 km x 1km	1 km x 1km
Durée de l'impulsion	2 μ s	2 μ s
Diamètre de l'antenne	3 m	4 m
Ouverture du faisceau à 3 dB	1,1 °	1,9 °

Table 1.1 : Caractéristiques techniques des radars des régions étudiées.

La région de Sétif fait partie des Hauts Plateaux de l'Algérie. Plusieurs obstacles terrestres existent autour du radar et les échos du sol les plus proches sont produits, en grande partie, par la zone industrielle. Au-delà de l'horizon, les obstacles terrestres produisent plusieurs échos du sol dans les images radar (voir fig.1.4).

Par exemple, au sud-ouest, à 60 km du radar, on trouve les montagnes de Djurdjura qui atteignent 2300 m d'altitude. Au sud-est, à 40 km du radar, on rencontre les monts du Bibans avec 1417 m de hauteur. Au nord-est, à une distance plus courte (environs 30 km du radar), les monts du Babors s'élèvent à 2004 m d'altitude. Ainsi, les images étudiées sont celles prises par le radar de Sétif durant la période allant de Juin 1996 au Novembre 2001. Pour cette région, on n'observe pas de propagation anormale et on n'enregistre guère d'anaprops sur les images radar.

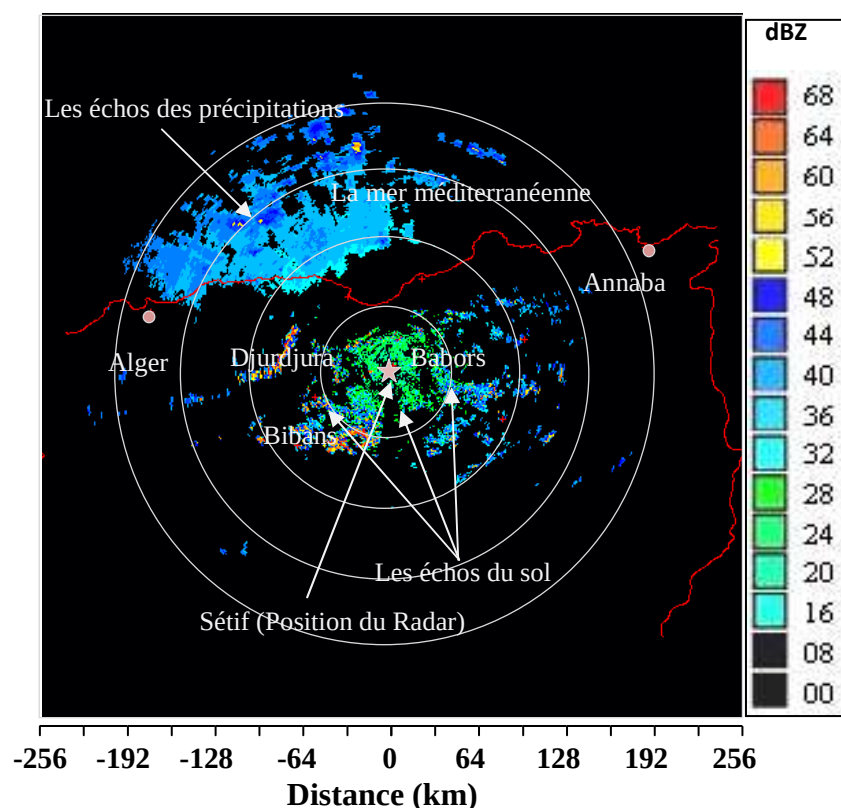


Fig.1.4 : Image radar brute prise à Sétif.

Le radar de Bordeaux est situé au niveau de l'aéroport de Bordeaux Mérignac. Il constitue un élément du réseau radar français opérationnel géré par Météo-France. Ses coordonnées géographiques sont $44^{\circ} 52' N$ de latitude et $0^{\circ} 30' W$ de longitude. La région de Bordeaux est une partie importante du sud-ouest de la France. Elle est plutôt plate. A l'intérieur d'un rayon de 150 km autour du radar, l'altitude est au dessous de 200 m, à l'exception de la zone nord-est, où l'on rencontre le premier contrefort du Massif Central situé à une distance du radar un peu supérieure à 130 km et culminant à 400 m. Plus loin, au sud, à une distance de 200 km du radar, se présentent les montagnes des Pyrénées qui s'élèvent à 3000 m d'altitude (Voir fig.1.5.a) .

Les images radar de Bordeaux sont en grande partie contaminées par les échos fixes du sol causés par la zone industrielle de Bordeaux. En outre, les échos A.P (Anormalous propagation) produits par les collines et les montagnes voisines, apparaissent également de manière fréquente dans ces images (voir fig.1.5.b). Ces images ont été collectées quotidiennement toutes les cinq minutes suivant le mode CAPPI (Constant Angle Plan Position Indicator). Les images étudiées pour ce site sont enregistrées durant la période de Janvier à décembre 1996.

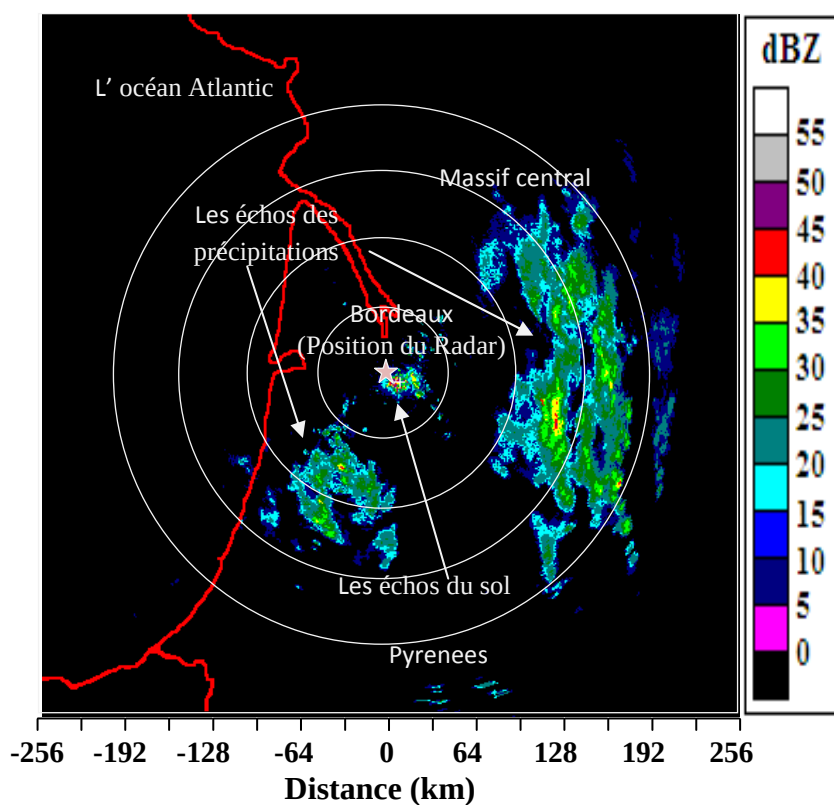


Fig.1.5.a : Image radar brute prise à Bordeaux.

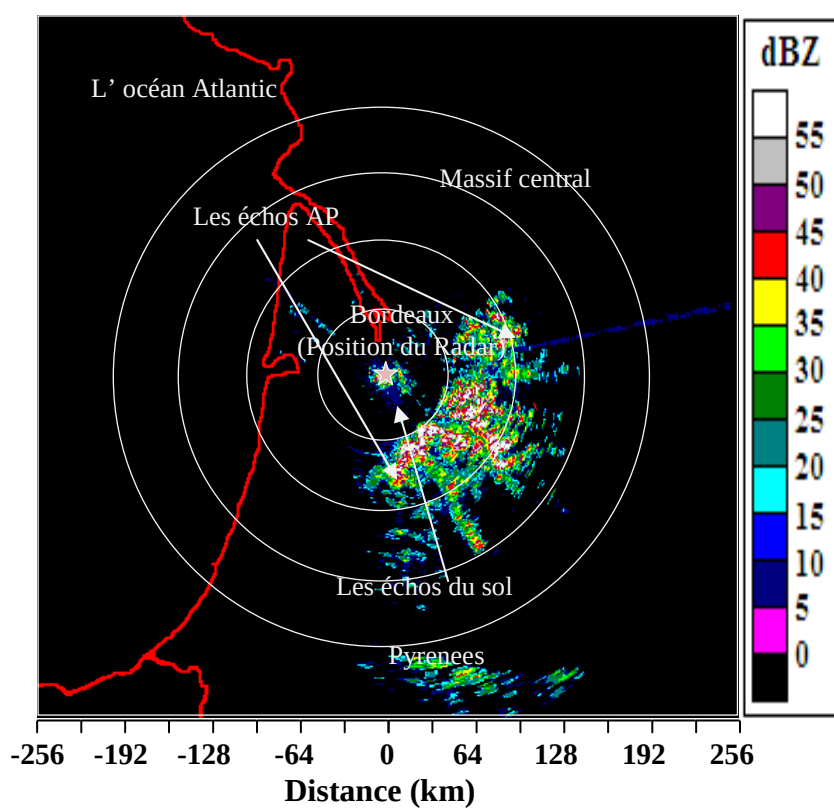


Fig.1.5.b : Image radar prise à Bordeaux représentant les échos A.P.

5.2. Prétraitement des images radar

Le traitement des images de notre base de données est effectué en affectant à la couleur de chaque pixel une valeur d'indice. L'échelle des niveaux de gris des images radar est graduée en dBZ et donne les valeurs possibles du facteur de réflectivité des échos radar. La palette des couleurs se compose de 16 niveaux pour Sétif et 12 pour Bordeaux. La table 1.2 donne les facteurs de réflectivités ainsi que les niveaux de couleurs correspondants pour la région de Sétif.

N°	MAP			Facteur de réflectivité en (dBZ)	Couleur correspondante
	R	V	B		
0	0	0	0	0	
1	0	0	0.015	1 – 8	
2	0	0.996	0.75	9 – 16	
3	0	0.996	0.50	17 – 20	
4	0	0.996	0.25	21 – 24	
5	0	0.996	0	25 – 28	
6	0	0.996	0.996	29 – 32	
7	0	0.75	0.996	33 – 36	
8	0	0.50	0.996	37 – 40	
9	0	0.25	0.996	41 – 44	
10	0	0	0.996	45 – 48	
11	0.996	0.996	0	49 – 52	
12	0.996	0.75	0	53 – 56	
13	0.996	0.50	0	57 – 60	
14	0.996	0.25	0	61 – 64	
15	0.996	0	0	65 – 68	

Table 1.2 : La MAP de Sétif : les différentes couleurs retenues et facteurs de réflectivité en dBZ, correspondants.

Chaque image de cette banque de données est codée en pix-map (512×512×3) et comporte une entête indiquant la date, l'heure, l'angle de site et la correspondance des niveaux de réflectivité avec chaque couleur.

Plus de cent vingt mille images radar ont été prises dans la région de Sétif pendant la période allant de Juin 1996, correspondant à la mise en service du radar, à Février 2006. Pour réduire la taille de l'espace mémoire, ces images sont compressées dans le format « .GZ » [Raaf, 2012].

Les images de Bordeaux nous ont été fournies par le Laboratoire d'Aérodynamique de Toulouse dans le cadre d'une collaboration entre le Laboratoire de Traitement d'Image et Rayonnement (LTIR) et le Centre de Recherches Atmosphériques de Campistrous. La table 1.3 nous donne la correspondance facteur de réflectivité et couleur pour la région de Bordeaux.

N°	MAP			Facteur de réflectivité en (dBZ)	Couleur correspondante
	R	V	B		
0	0	0	0	0	
1	1	0	1	1 – 5	
2	0	0	0.502	6 – 10	
3	0	0	0.992	11 – 15	
4	0	1	1	16 – 20	
5	0	0.502	0.502	21 – 25	
6	0	0.502	0	26 – 30	
7	0	1	0	31 – 35	
8	1	1	0	36 – 40	
9	1	0	0	41- 45	
10	0.502	0	0.502	46 – 50	
11	0.702	0.702	0.702	51 – 55	
12	0.996	0.996	0.996	56 – 60	

Table 1.3 : La MAP de Bordeaux : les différentes couleurs retenues et facteurs de réflectivité en dBZ, correspondants.

Les fichiers images de la région de Bordeaux sont à la base, des fichiers de type polaire (acquisition par radiales avec une extension « .RD »). Une application «cartesien.EXE » permet de transformer ces données polaires en grille cartésienne (maille de 1km²), en générant un fichier des données compressées d'extension « .ODF» regroupant l'ensemble de toutes les images acquises pendant une journée entière (24H). Concernant les anaprops observés à Bordeaux, chaque image est enregistrée sous forme d'extension « .CAR ».

Lors de la lecture des images à partir des fichiers « .CAR», les données sont enregistrées dans un vecteur selon la structure suivante : entête de l'image, les données compressées de cette image (la matrice de l'image numérisée en dBZ).

Pour les fichiers « .ODF», les données sont enregistrées selon la structure suivante : entête de la première image, les données compressées de la première image, entête de la deuxième image, les données compressées de la deuxième image.....

A titre d'illustration, la table 1.4 présente l'entête, qui occupe un espace de 16 octets, d'une image radar de Bordeaux, enregistrée le 06/01/96 à 3h15mn sous la forme compressée « .ODF».

N°	Rang	Données de l'exemple	Description
1	00-99	96	Année
2	01-12	01	Mois
3	01-31	06	Jour
4	00-23	03	Heure
5	00-55 (1 pas de 5mn)	15	Minute
6	00	00	Aucune information
7	00-65535	5015	Nombre de mots (16 bits), qui appartiennent à l'image en cours (mots image)
8	00	00	Aucune information
9 :	:	:	Données de la première image

Table 1.4 : Exemple d'un entête d'une image (une partie du fichier compressé représentant les informations d'une seule image).

Concernant la 7^{ième} information, elle nous renseigne sur le nombre de données image (à partir de la 9^{ième} information).

Nous avons considéré un vecteur « X » regroupant les données lues à partir de notre fichier compressé. L'objectif de cette étape est de construire à partir du vecteur « X », un vecteur image de 512*512 données. Pour le traitement de ces données, on a procédé comme suit :

- **Si** la donnée en cours $X(i)$, est égale à -32768, alors celle qui suivra nous donnera le nombre de zéros (nb) à attribuer à notre vecteur image : $nb=X(i+1)$;
- **Sinon Si** la donnée en cours est égale à -32767, alors les deux données suivantes $X(i+1)$ et $X(i+2)$ nous permettent de calculer le nombre de zéros à affecter à notre vecteur image selon la formule : $nb= X(i+1)*32767+X(i+2)$;
- **Sinon**, la donnée lue est dix fois supérieure au facteur de réflectivité exprimé en dBZ, qui doit être donc divisée par 10 pour avoir la valeur correcte.

La dernière étape consiste à transformer le vecteur résultant de (512*512 données) en une matrice de 512 lignes et 512 colonnes, qui est, en fait, la première image de notre fichier compressé. (Voir annexe C)

Afin de construire les images suivantes de la journée en cours, on refait le même traitement pour lire le reste du fichier source.

5.3. Les images satellitaires

Nous avons aussi considéré une série d'images collectées pendant trois mois (8832 images) d'observation satellitaire sur la zone méditerranéenne (le canal IR10.8 de Meteosat) (voir fig.1.6). Ces images nous ont été fournies par l'ONM.

Pour chaque jour, on enregistre 96 images d'une résolution spatiale de $3\text{km} \times 3\text{km}$. Les comptes numériques, de chaque image, forment une matrice de 1100×1100 positions mémoire codées sur 10 bits. Donc, chaque image occupe une taille de $1100 \times 1100 * 2$ octets.

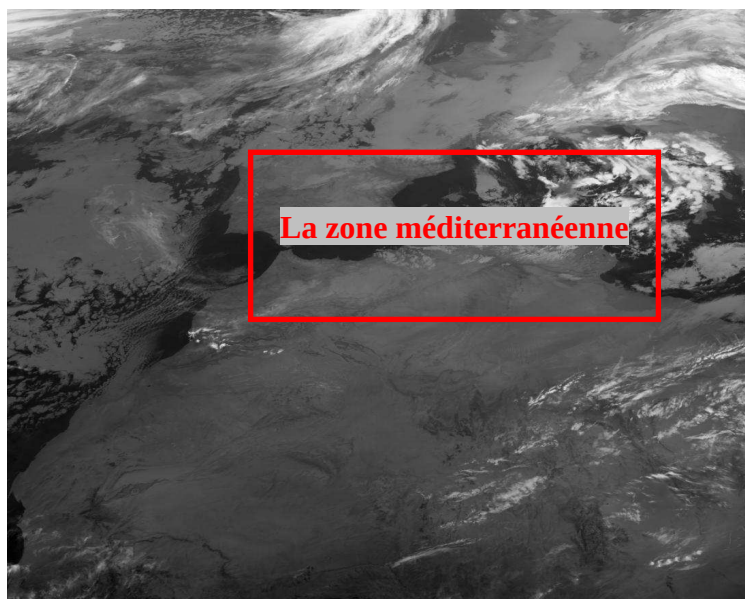


Fig.1.6 : Image satellitaire du canal IR10.8 de Meteosat prise le 01/12/2009.

5.3.1. Conversion du compte numérique en radiance

La relation entre la valeur numérique du pixel et la radiance est donnée pour chaque bande spectrale par l'équation [Tjemkes, 2005]:

$$R = \text{CAL_offset} + \text{CAL_slope} * \text{Count} \quad (1-17)$$

où, **R** est la radiance spectral en $\text{mWm}^{-2}\text{sr}^{-1}(\text{cm}^{-1})^{-1}$.

CAL_offset : offset constant entre le compte numérique et la radiance ou le rayonnement physique à extraire à partir du calibrage à bord (pour les canaux IRs) ou à partir d'autres sources (SEVIRI Solar Channel Calibration (SSCC) pour les canaux solaires). L'unité est $\text{mWm}^{-2}\text{sr}^{-1}(\text{cm}^{-1})^{-1}$.

CAL_slope : coefficient de calibration linéaire à extraire à partir du calibrage à bord (pour les canaux IRs) ou à partir d'autres sources (SSCC). L'unité est $\text{mWm}^{-2}\text{sr}^{-1}(\text{cm}^{-1})^{-1}$. Les coefficients CAL_offset et CAL_slope sont donnés dans la table 1.5.

Count : valeur binaire du pixel (compte numérique du pixel, entre 0 et 1023).

L'information de calibrage (slope, offset) peut être trouvée dans l'entête secondaire de traitement radiométrique. L'entête d'image lui-même est dans le dossier de prologue venant avec chaque image de MSG (Météosat de la Deuxième Génération).

Channel No	Channel ID	CAL_offset	CAL_slope
01	VIS0.6	-1.17953	0.023128
02	VIS0.8	-1.516057	0.029727
03	IR01.6	-1.204717	0.023622
04	IR03.9	-0.186592	0.003659
05	WV6.2	-0.424224	0.008318
06	WV7.3	-1.969721	0.038622
07	IR08.7	-6.463923	0.126744
08	IR09.7	-5.302023	0.103961
09	IR10.8	-10.456758	0.205034
10	IR12.0	-11.337882	0.222311
11	IR13.4	-8.037953	0.157607
12	HRV	-1.631964	0.031999

Table 1.5 : Les coefficients de calibration, CAL_offset et CAL_slope des canaux de SEVIRI [Rosenfeld, 2005].

5.3.2. Conversion de la radiance en température de brillance

La relation analytique entre la température équivalente de brillance (T_b) et les radiances de SEVIRI (R) est donnée par l'équation (1-18) [Tjemkes, 2005].

$$T_b = [C_2 * \nu_c / \log((C_1 * \nu_c^3 / R) + 1) - B] / A \quad (1-18)$$

$$\nu_c = 10^4 / \lambda_0 \quad (1-19)$$

Avec: $C_1 = 1.19104 \cdot 10^{-5} \text{ mWm}^{-2} \text{ sr}^{-1}(\text{cm}^{-1})^{-4}$.

$C_2 = 1.43877 \text{ K}(\text{cm}^{-1})^{-1}$.

ν_c : nombre d'onde centrale du canal.

A : coefficients de régression (sans dimension).

B : coefficients de régression (K).

λ_0 : centre de la bande spectrale de canal utilisé.

Channel No	Channel ID	ν_c	A	B
04	IR03.9	2568.832	0.9954	3.438
05	WV6.2	1600.548	0.9963	2.185
06	WV7.3	1360.330	0.9991	0.470
07	IR08.7	1148.620	0.9996	0.179
08	IR09.7	1035.289	0.9999	0.056
09	IR10.8	931.700	0.9983	0.640
10	IR12.0	836.445	0.9988	0.408
11	IR13.4	751.792	0.9981	0.561

Table 1.6 : Longueur d'onde, coefficients A et B des canaux IR
et vapeur d'eau de SEVIRI [Eumetsat, 2007]

La table 1.6 présente les valeurs des nombres d'onde centrale (en cm^{-1}), et les paramètres A et B pour le rapport analytique entre la radiance et la température équivalente de brillance pour les canaux IRs thermiques de SEVIRI pour le satellite MSG.

6. Discussion

Les différentes techniques d'estimation et de mesure des précipitations ont été présentées dans ce chapitre. Le radar et le satellite météorologiques sont les moyens d'observation et d'estimation des champs de précipitations les plus utilisés par le monde. En effet, ils assurent une couverture continue dans le temps et dans l'espace des champs de précipitations. D'où l'intérêt d'utiliser la télédétection pour caractériser les champs de précipitations.

Dans le chapitre suivant, nous allons analyser la structure des précipitations en utilisant la notion fractale.

CHAPITRE II : ANALYSE DE LA DIMENSION FRACTALE DES ECHOS RADAR

1. Introduction

La formation des précipitations passe par plusieurs processus et donc elle est le siège de divers changements. Il est donc indispensable de bien caractériser la structure des précipitations en vue d'une modélisation qualitative. La géométrie euclidienne a servi de base pour décrire la structure d'objets physiques réguliers. Cependant, elle est incapable d'analyser toute la richesse et la complexité de la nature. Divers mathématiciens ont développé des concepts géométriques qui dépassent la géométrie euclidienne. [Cantor, 1884 ; Peano, 1890 ; Von Koch, 1904]. Ce qui a permis à Mandelbrot de proposer une dimension non entière appelée dimension fractale pour ainsi décrire les objets de forme irrégulière. La géométrie fractale peut être comprise alors comme une étendue de la dimension euclidienne. « Les nuages ne sont pas sphériques et les montagnes ne sont pas coniques... » sont les premières lignes du célèbre livre « Fractal geometry of nature » de Mandelbrot (1983).

Si initialement, seuls les objets géométriques étaient à l'origine de cette approche, de nos jours, le terme fractal se trouve dans plusieurs disciplines, notamment en hydrologie et dans les sciences de l'atmosphère. C'est dans ce sens que, Kuo et *al.* (1993) ont utilisé cette technique pour caractériser les nuages Cirrus observés à partir d'images satellitaires. Cahalan et Joseph (1989) ont appliqué le même concept pour analyser les nuages de la couche limite subtropicale. Gotoh et Fujii (1998) ont employé la dimension fractale pour étudier l'influence du vent sur les propriétés microphysiques des nuages Cumulus. Féral et Sauvageot (2002) ont identifié les supercellules des nuages convectifs sévères en montrant que leur dimension fractale est nettement inférieure à celle des cellules ordinaires.

Le degré de fragmentation des objets est aussi un paramètre intéressant dans l'étude de l'organisation ou de la structure d'un échantillon donné. Ainsi, la loi empirique de Korcak s'avère une technique adéquate pour décrire la distribution des tailles des cellules ou d'objets dans la nature. Par exemple, Korvin (1992) a montré que la fragmentation de la roche peut être représentée par la théorie de Korcak. Hyslip et Vallejo (1997) ont étudié la distribution

des tailles de grains de sable et ont conclu qu'elle suit la même théorie. Lawford (1996) a utilisé les variations du paramètre de Korcak pour examiner les changements significatifs observés dans les champs de précipitations. Lovejoy (1983), a examiné les aspects du champ d'intensité de pluie et a déduit que les variations respectaient des lois d'invariance d'échelles, conduisant à une géométrie fractale. Il a établi ainsi, que le champ de pluie est composé d'un grand nombre de discontinuités (fronts) dont on n'aperçoit que les plus importantes, et que les fluctuations existaient à toutes les échelles. Ces fluctuations sont régies par une loi d'invariance d'échelle. Il a déduit donc que la forme des aires de pluie était de géométrie fractale. Fort de cette conclusion, nous utiliserons ce caractère fractal des champs de pluie pour étudier la dimension fractale des échos de précipitations et des échos du sol des images radar.

La question à laquelle on essaiera de répondre dans ce chapitre est la suivante : la dimension fractale est elle unique pour les précipitations et peut-elle servir de facteur discriminant pour les échos radar ? Comment se comporte-t-elle en présence d'un événement extrême ?

2. Les fractales

2.1. Définition d'un ensemble fractal

D'après Mandelbrot (1986), une des caractéristiques principales de tout objet est sa dimension fractale. Elle correspond à un « nombre qui quantifie le degré d'irrégularité et de fragmentation d'un ensemble géométrique ou d'un objet naturel, et qui se réduit, dans le cas des objets de la géométrie usuelle d'Euclide, à leurs dimensions topologiques » [Mandelbrot, 1986].

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 de Minkowskie-Bouligand 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.).

Le concept de fractale a permis de comprendre de nombreuses structures et de nombreux phénomènes naturels ou artificiels. Il a permis de modéliser ces structures et ces phénomènes avec un réalisme parfois impressionnant.

2.2. Caractéristiques d'un objet fractal

Quand on qualifie de fractal un certain ensemble d'objets, nous considérons les caractéristiques suivantes [Falconer, 1990]:

- L'ensemble a une structure fine, c'est-à-dire des détails sont présents aux échelles arbitrairement petites.
- L'ensemble est trop irrégulier pour être décrit dans le schéma géométrique traditionnel, localement et globalement.
- Souvent, l'ensemble a une certaine forme auto-similaire (c'est-à-dire que le tout est semblable à une des ses parties), peut-être approximatif ou statistique. D'habitude, la dimension fractale de l'ensemble (défini d'une manière quelconque) est plus grande que sa dimension topologique.
- Dans la plus part de cas, l'ensemble est défini d'une manière très simple, peut-être de manière récursive.

On peut distinguer entre fractals déterministes et aléatoires [Falconer, 1990; Hasting et Sugihara, 1993; De Lima, 1998]. Les fractals déterministes sont la classe de fractals qui sont construit par règles déterministes. Ils sont classés comme fractals unique échelle ou multi-échelles. Les fractals aléatoires sont produits par de règles non déterministes.

2.3. La dimension topologique d_T

Dans la géométrie euclidienne, tous les objets possèdent une dimension topologique. Pour mesurer une longueur, une surface ou un volume, une méthode usuelle consiste à recouvrir ces ensembles de pavés dont la longueur, la surface ou le volume sont pris comme unité de mesure. C'est précisément ce que l'on fait lorsqu'on calcule ces grandeurs au moyen d'intégrales multiples.

Objets	d_T
Un point	0
Une ligne (droite, courbe, ...)	1
Une figure plane (quadrilatère, cercle,...)	2
Une figure dans l'espace (parallélépipède, sphère,...)	3

Table 2.1 : Les dimensions topologiques des objets.

Les fractales ne possèdent pas forcément des dimensions topologiques. En effet, pour un objet de dimension 1 (une droite), si on le mesure avec un étalon de longueur x , on trouve une longueur y , alors que pour un étalon de longueur $x/2$ on trouvera une longueur $y*2$. Pour un objet de dimension 2 (un plan), lorsque l'on prend l'étalon de longueur $x/2$ (tout les coté de l'étalon sont divisé par 2), on trouve comme longueur $y*4$. Pour un objet de dimension 3, on a $y*8$. Si l'on appelle « a » le coefficient diviseur de « x » et « b » celui multiplicateur de « y », alors la dimension « z » d'un objet nous est donnée en résolvant la formule $a^z=b$.

Donc, une structure fractale possède une dimension fractale strictement supérieure à sa dimension topologique [Gouyet, 1992].

2.4. Dimension de Hausdorff

La dimension de Hausdorff est introduite en 1918 par le mathématicien *Felix Hausdorff*. Elle a été développée par *Abram Samoilovitch Besicovitch* et elle est parfois appelée dimension de Hausdorff-Besicovitch. En mathématiques, et plus précisément en topologie, la dimension de Hausdorff d'un espace métrique est un nombre réel positif (éventuellement l'infini) ou nul.

Une première approche pour mesurer la dimension d'un objet F consiste à suivre la méthode usuelle de pavage de l'objet. Comme l'objet étant de forme quelconque, il n'est pas possible de le recouvrir avec des pavés identiques de côté ε . Mais on peut faire le recouvrement avec des boules V_i dont le diamètre ($\text{diam } V_i$) est inférieur ou égal à ε . [Gouyet, 1992]

La mesure de recouvrement de Hausdorff, pour S réel positif ou nul vaut:

$$H^S(F) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \inf \{ \sum_{i=1}^{\infty} (\text{diam } V_i)^S : F \subseteq \bigcup_{i=1}^{\infty} V_i \} \quad (2-1)$$

Et on définit la dimension de Hausdorff ou Hausdorff-Besicovitch par :

$$\dim_H(F) = \inf \{S: H^S(F) = 0\} = \sup \{S: H^S(F) = \infty\} \quad (2-2)$$

La dimension de Hausdorff est la valeur de S pour laquelle la mesure fait un saut de zéro à l'infini. Pour la valeur $S = \dim_H(F)$, cette mesure peut être quelconque entre zéro et l'infini. La dimension de Hausdorff est la dimension la plus étudiée mathématiquement, mais aussi la plus difficile à mettre en œuvre. Le problème principal de son calcul explicite réside dans la trop grande diversité de recouvrement à considérer pour évaluer le minorant.

2.5. L'approche Aire / Périmètre

En 1982, Lovejoy a étudié la forme des nuages et a montré qu'ils présentaient une structure fractale sur plus de 4 échelles de grandeur (de 10 à 10^4 km). La relation donnant l'aire en fonction du périmètre est une loi de puissance donnée par la relation : [Lovejoy, 1982]

$$P = C_1 \cdot S^{D_p/2} \quad (2-3)$$

Où P est le périmètre de l'écho, S est l'aire de l'écho, C_1 est une constante et D_p représente la dimension fractale aire-périmètre (valeur de D_p est supérieure ou égale à 1).

La valeur de D_p caractérise l'irrégularité du contour de l'écho. Théoriquement, la valeur de D_p vaut 1 pour des contours lisses ou réguliers tels le rectangle ou le cercle.

2.6. La dimension de Minkowski-Bouligand (dimension de comptage de boîtes)

La dimension de Minkowski-Bouligand [Bouligand, 1929], qu'on appelle également dimension d'entropie, dimension capacitaire, densité logarithmique, dimension d'information, dimension de comptage de boîtes (Box-Counting dimension), etc..., remonte aux années 1930. Elle n'a de sens, comme la dimension de Hausdorff, que dans les espaces métriques.

Soit donc un sous-ensemble borné F d'un espace métrique E quelconque. Appelons $N_b(F)$, le plus petit nombre de boules de diamètre N nécessaires pour recouvrir F . La dimension de Minkowski, notée $\dim_M(F)$, est définie par :

$$\dim_M(F) = \lim_{N \rightarrow 0} \left(\frac{\ln(N_b(F))}{\ln(1/N)} \right) \quad (2-4)$$

La figure 2.1, présente un exemple de recouvrement de la cote de Grande-Bretagne par des boites de taille décroissante.

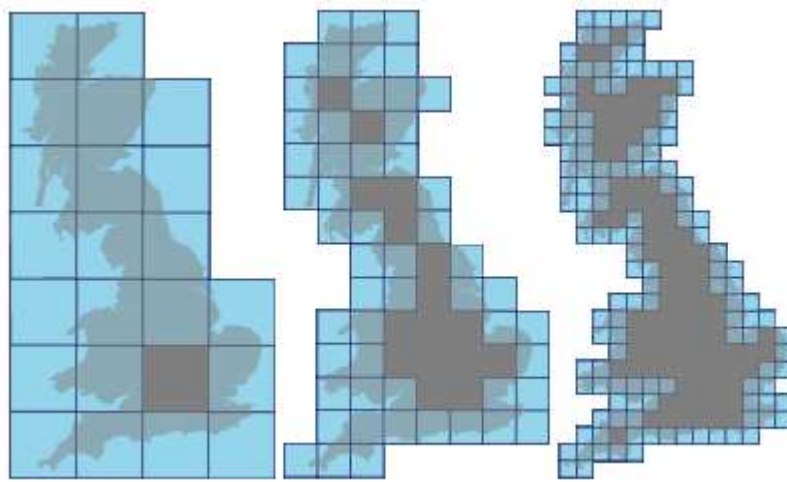


Fig.2.1 : Recouvrement de la côte de Grande-Bretagne par des boites de taille décroissante.
(Le choix de cette côte a été proposé par Benoît Mandelbrot en 1967).

La dimension de Minkowski peut être vue comme la façon dont on peut recouvrir un ensemble avec de petits objets de même taille alors que la dimension de Hausdorff considère des recouvrements par des petits objets de taille variant, peut-être, de manière très significative. De plus, la dimension de Hausdorff s'appuie sur une mesure, ce qui n'est pas le cas pour la dimension de Minkowski. [Falconer, 1990]

2.7. Le coefficient de Korcak

Le paramètre de Korcak est une mesure de la concentration des cellules d'échos par rapport à quelques grandes entités (ou échos) [Korcak, 1938]. L'expérimentation a montré que lorsque la valeur de D_k est petite (0.5-0.8), il y a généralement un très grand écho et quelques petites cellules. Par ailleurs, quand l'influence de la grande cellule est moins prédominante, c'est à dire sa taille est proche de celle des autres cellules et que le nombre des

petites cellules est élevé, les valeurs de D_k sont alors plus grandes (1.3-2.0). Ainsi, en présence de valeurs croissantes de D_k , on a une distribution plus uniforme des surfaces des échos [Lawford, 1996].

La distribution de la taille des objets a été présentée sous forme d'une loi en puissance par Mandelbrot (1983). Dans cette expression, l'exposant, D_k , désignant le paramètre de Korcak, dépend de la fréquence relative des échos dont la surface est supérieure à un seuil déterminé selon la nature de l'image. La loi de distribution de la taille des objets, parfois appelée « la loi de nombre des surfaces » est donnée comme suit :

$$F(S) = C_2 S^{-D_k / 2} \quad (2-5)$$

Où $F(S)$ désigne la fréquence d'occurrence des objets dont la surface est supérieure ou égale à S , C_2 est une constante et D_k est le paramètre de Korcak.

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

3. Technique d'analyse

L'analyse d'image numérique de télédétection est un champ approprié pour l'application des fractals. Pour calculer la dimension fractale D_p des images radar, nous avons d'abord appliqué la méthode aire/périmètre et ensuite l'approche Box-Counting.

La méthode aire/périmètre consiste tout d'abord à segmenter et à codifier les différentes régions de précipitation contenues dans l'image radar (voir fig.2.2.a) ; ensuite, on comptabilise pour chaque région codifiée le nombre de pixels (S) recouvrant sa surface et le nombre de pixels (P) délimitant son périmètre. Ces deux données seront par la suite stockées dans deux tableaux, l'un propre à la surface et l'autre au périmètre. A partir de la courbe de tendance du nuage de points représentée par le couple de valeurs ($\ln(S), 2 * \ln(P)$), on déduit la valeur de la dimension fractale D_p de l'image radar.

Quant à la méthode Box-Counting, elle porte sur la génération de l'image « contours » qui représente les contours des cellules et non leurs surfaces (voir fig.2.2.b). Puis, on recouvre

notre image par des fenêtres (boîtes) de taille $[N \times N]$. Ensuite, on comptabilise le nombre de boîtes (Nb) contenant les pixels des contours des régions. Cette opération est répétée pour les différentes valeurs de N ($N = 2, 4, 8, \dots, 512$). On représente $\text{Ln}(\text{Nb})$ en fonction de $\text{Ln}(1/N)$ et puis, on ajuste le nuage de point par la droite d'équation : $\text{Ln}(\text{Nb}) = D \cdot \text{Ln}(1/N)$ avec D désignant la dimension de Box-Counting.

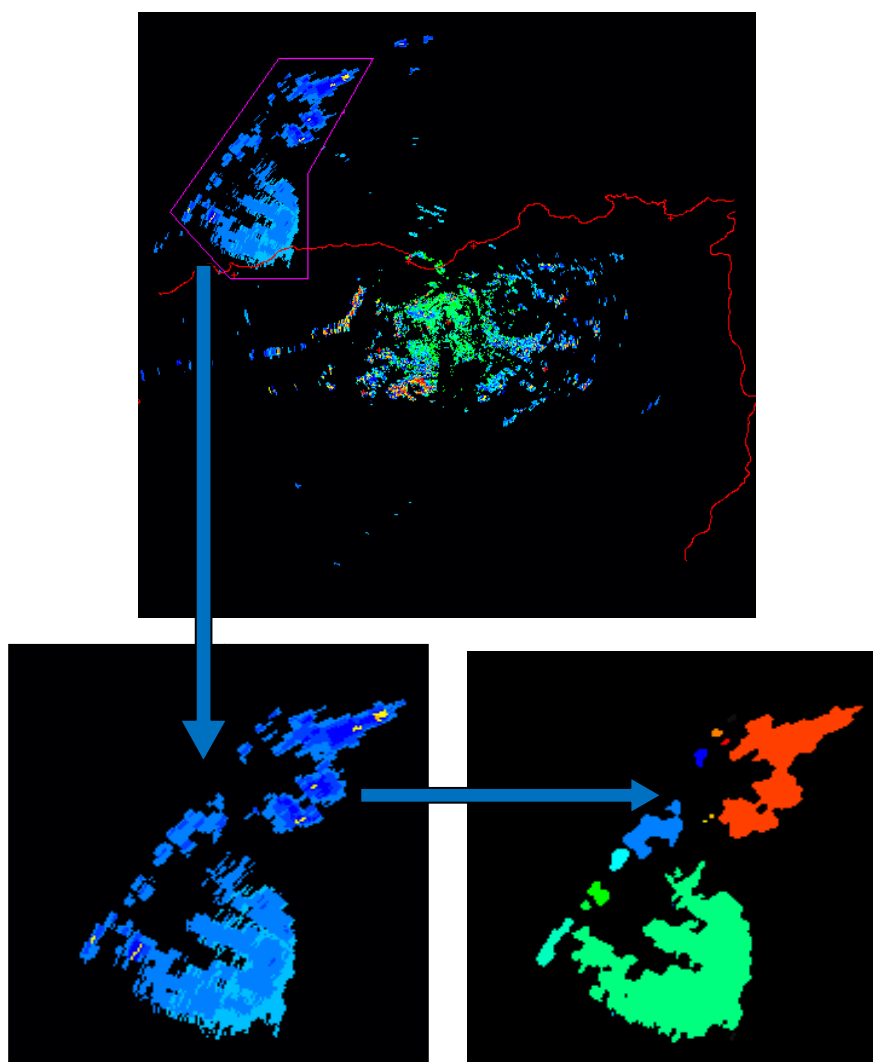


Fig.2.2.a : Exemple de codification des différentes cellules de précipitation contenues dans une région extraite d'une image radar prise à Sétif.

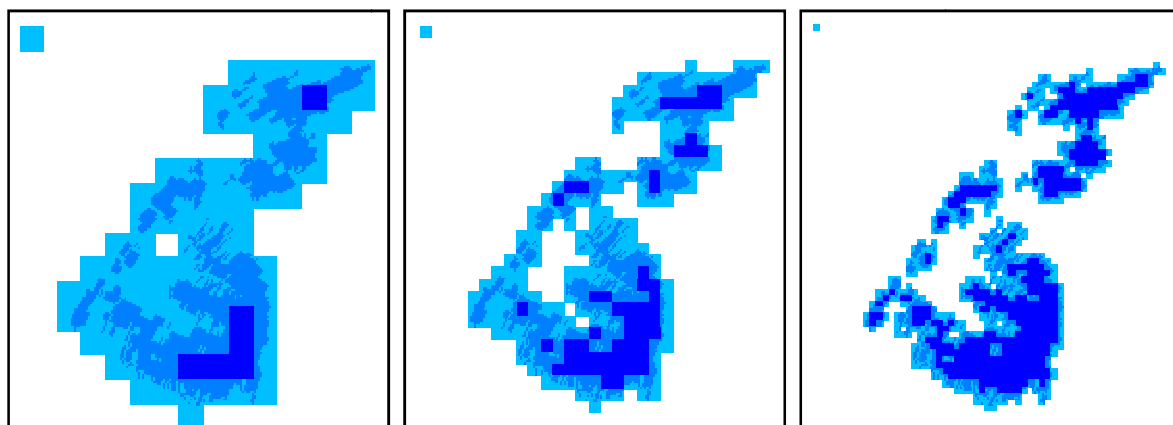


Fig.2.2.b : Recouvrement d'une région nuageuse extraite d'une image radar par des boites de taille décroissante.

Dans notre étude, nous avons développé deux programmes ; le premier correspondant à la dimension fractale aire/périmètre (fig.2.3) et le second à la dimension fractale Box-Counting (fig.2.4). Deux situations météorologiques ont été considérées dans cette étude. Il s'agit de l'événement extrême du 09 et 10 Novembre 2001 observé à Alger qui a été à l'origine d'une catastrophe naturelle et de situations météorologiques fréquentes et courantes pour les sites de Sétif et Bordeaux.

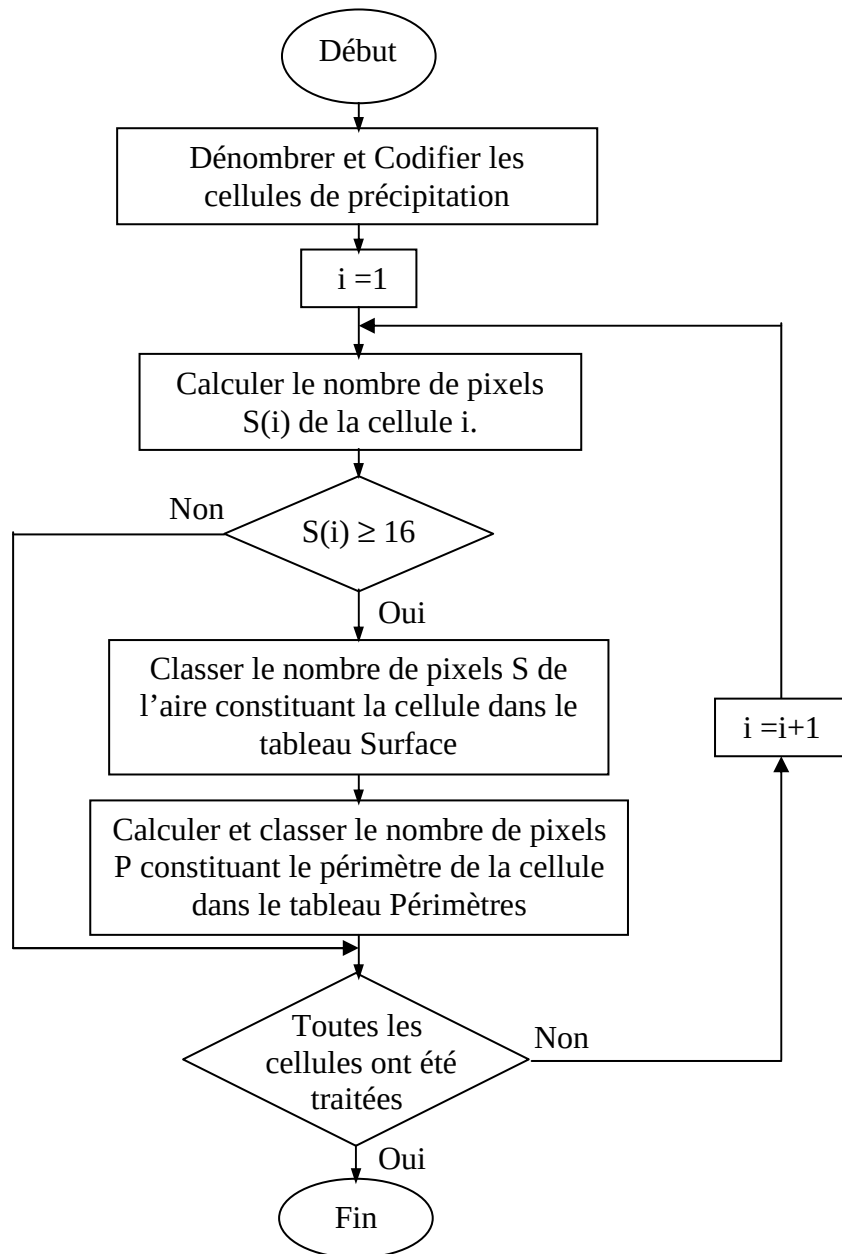


Fig.2.3 : Organigramme du calcul de la dimension fractale par la technique aire/périmètre.

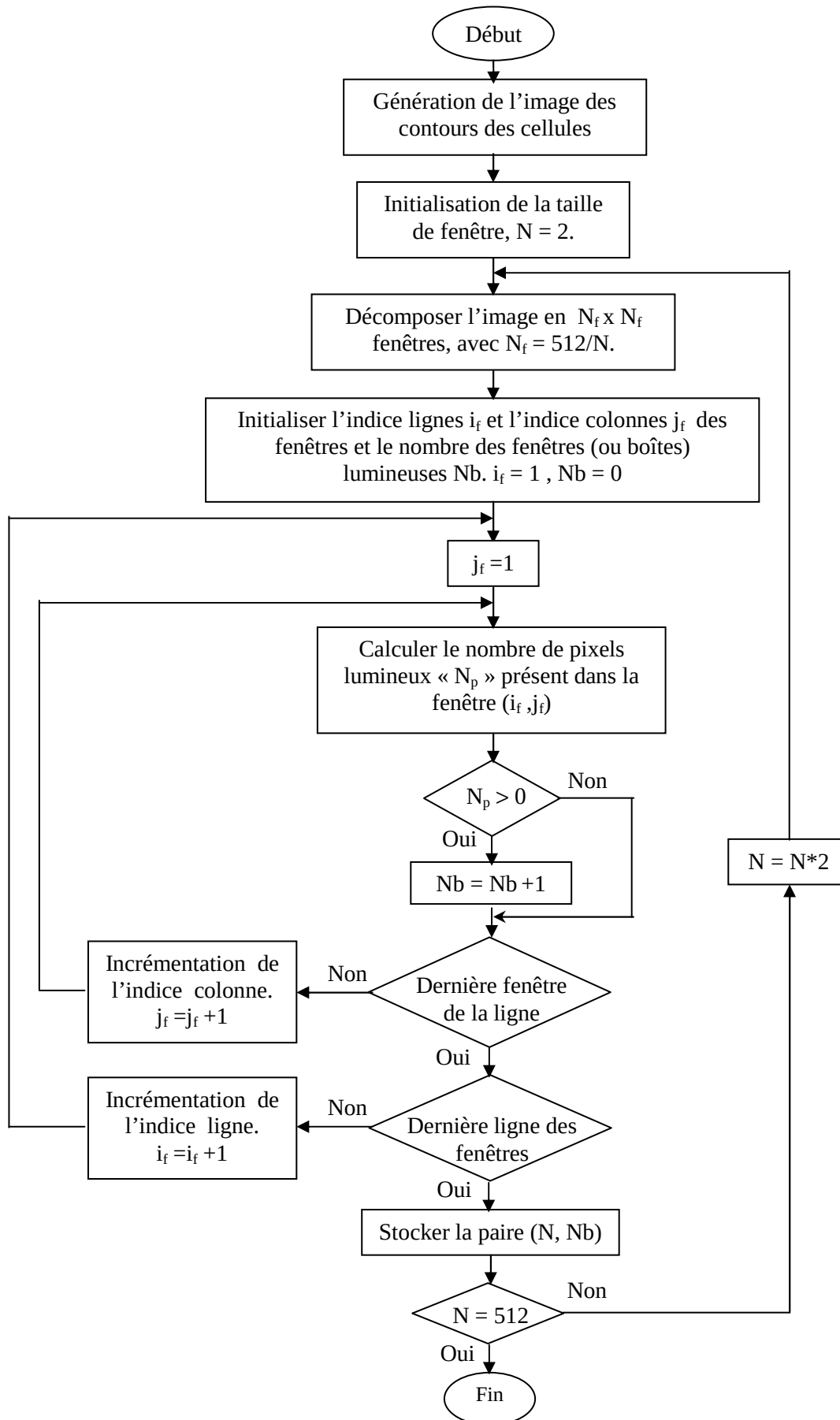


Fig.2.4 : Organigramme du calcul de la dimension fractale par l'approche Box-Counting.

4. Résultats et interprétation

4.1. Description de la situation météorologique du 09 et 10 novembre 2001

La situation météorologique particulière du 09 et 10 novembre 2001 a engendré des pluies dévastatrices sur les hauteurs de la ville d'Alger. Les pertes en vies humaines et les dégâts matériels enregistrés dans les quartiers de Bab El Oued constituent une catastrophe nationale. Au poste d'observation météorologique de Bouzaréah, situé sur les hauteurs d'Alger à 344 mètres d'altitude, on a enregistré une quantité de pluie égale à 261 mm en une durée de 6 heures (06h00 à 12h00), considérée comme exceptionnelle par les météorologues, compte tenu de la moyenne annuelle de l'intensité des précipitations qui est de 500 mm pour la région dévastée.

4.1.1. La dimension fractale aire/périmètre

Dans une première étape, nous allons considérer toutes les images radar prises à Sétif aux cours des journées 09 et 10 novembre enregistrées toutes les 15 minutes. La valeur de D_p est obtenue en ajustant le nuage de points décrivant le logarithme du périmètre en fonction du logarithme de la surface par une fonction linéaire. Nous obtenons une droite d'équation :

$$2 * \ln (P) = 1,38 \ln (S) + 0,61 \quad (2-6)$$

Donc la dimension fractale moyenne des échos de précipitations observés au cours de l'événement extrême du 9 et 10 novembre 2001 vaut (1,38).

La courbe de la figure 2.5 représente le nuage de points considéré pour le calcul de la dimension fractale.

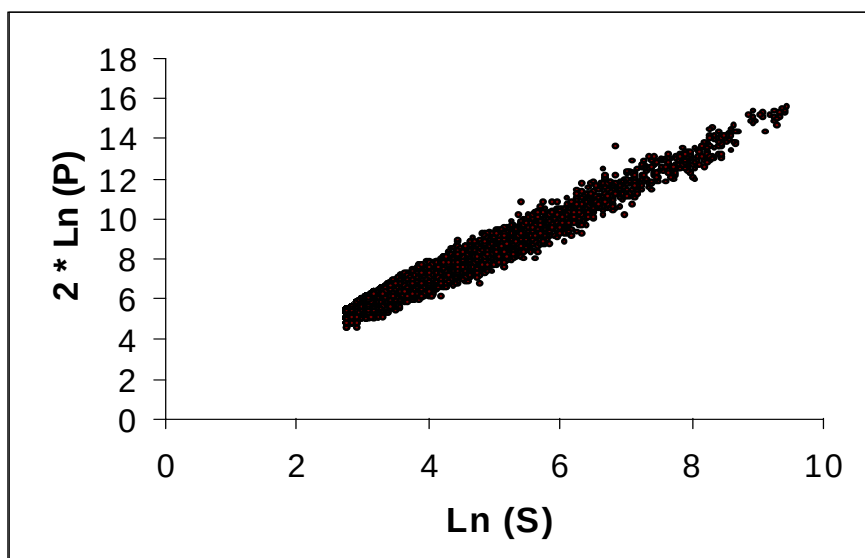


Fig.2.5 : Représentation des couples de valeurs ($\text{Ln}(S)$, $2 * \text{Ln}(P)$) pour l'événement extrême du 09 et 10 novembre 2001.

Dans une seconde étape, nous allons considérer les images radar enregistrées toutes les heures afin d'analyser la variation temporelle de la dimension fractale et de la surface des échos de précipitations.

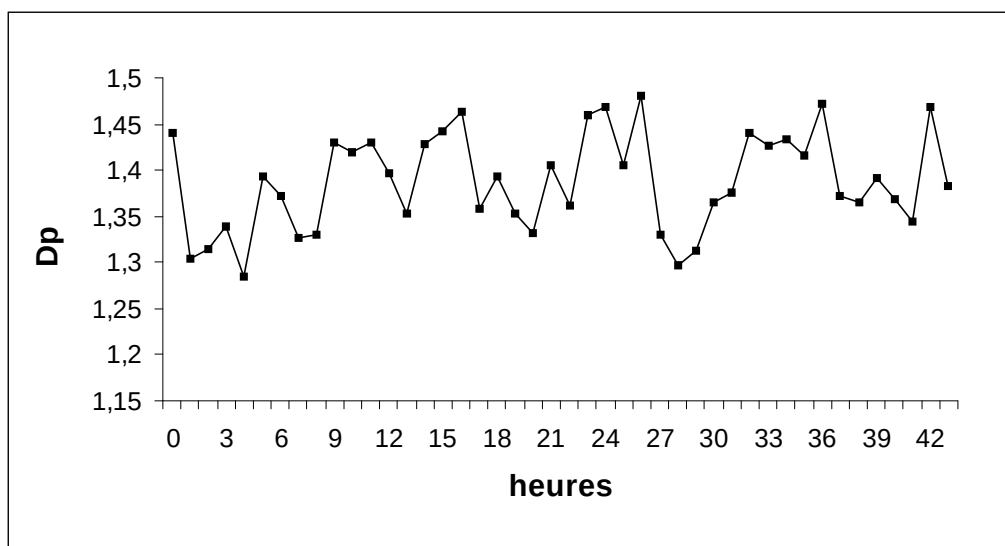


Fig. 2.6 : Dimension fractale obtenue par traitement des images radar de Sétif, heure par heure.

La Figure 2.6 montre les valeurs de D_p , estimées heure par heure, durant les 48 heures de la catastrophe. On constate que la dimension fractale oscille entre 1,25 et 1,50. Cette figure indique aussi que la dimension fractale reste globalement constante pendant une période pouvant s'étaler sur trois à cinq heures. De plus, les valeurs de D_p sont les plus basses les premières heures (3-4h) et en soirée (18-21h) pour la première journée et la matinée (4-10h) pour la deuxième journée.

Globalement, les valeurs ont tendance à augmenter légèrement au cours de la journée du 10.11.2001 alors qu'elles sont assez fluctuantes au cours de la journée du 09.11.2001. [Haddad et al., 2003]

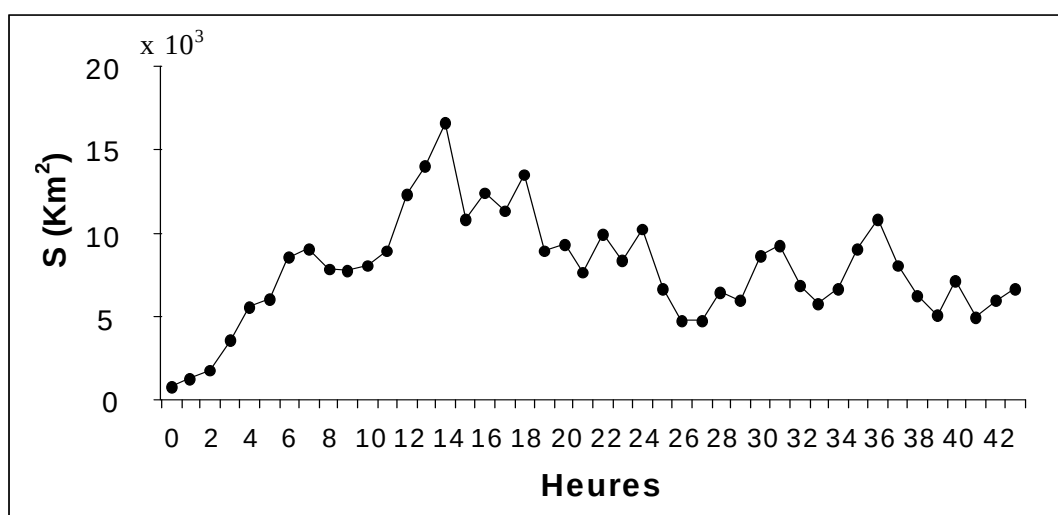


Fig.2.7 : Surface des échos de précipitations obtenue par traitement des images radar de Sétif heure par heure, lors de l'événement extrême du 09 et 10 novembre.

La figure 2.7 décrit la surface occupée par les échos de précipitations durant les 48 heures d'observation. Pour la journée du 09.11.2001, les plus fortes valeurs sont enregistrées au cours de la période s'étalant entre 12h00 et 18h00.

Quant à la journée du 10.11.2001, les plus larges échos sont observés entre 14h00 et 16h00. On constate que les figures 2.6 et 2.7 n'évoluent pas de la même façon montrant que la surface des échos n'influe pas sur la valeur de la dimension fractale.

4.1.2. La dimension fractale de Box-Counting

Pour cette méthode, nous avons estimé la dimension fractale moyenne des images radar enregistrées à Sétif toutes les 15mn (voir fig.2.8). Ensuite nous avons étudié la variation de la dimension fractale calculée toutes les heures (fig.2.9).

La figure 2.8 donne le logarithme du nombre de boîtes Nb en fonction de logarithme de l'inverse de N. L'équation du type $\text{Ln}(\text{Nb}) = 1,37 \text{ Ln}(1/N) + 9,07$ décrivant l'ajustement du nuage de points est obtenue avec un coefficient de corrélation égal à 0,99.

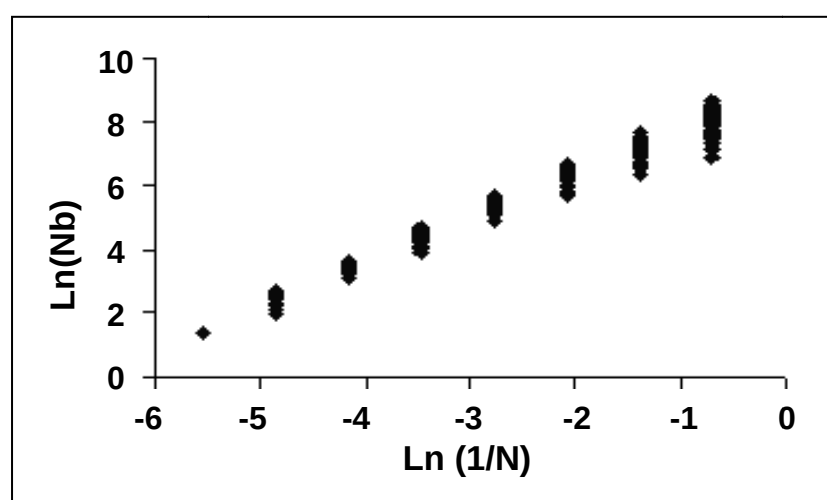


Fig.2.8 : Représentation des couples de valeurs ($\text{Ln}(1/N)$, $\text{Ln}(\text{Nb})$) pour l'événement extrême du 09 et 10 novembre 2001.

La dimension de Box-Counting D vaut donc 1,37. En outre, elle varie entre 1,15 et 1,50. Les valeurs de D tendent à augmenter de 4h à 19h le 9 novembre puis à diminuer à partir de cette heure jusqu'à 4h le lendemain. A partir de cet instant, les valeurs de D augmentent jusqu'à 19h pour décroître à nouveau (voir fig.2.9).

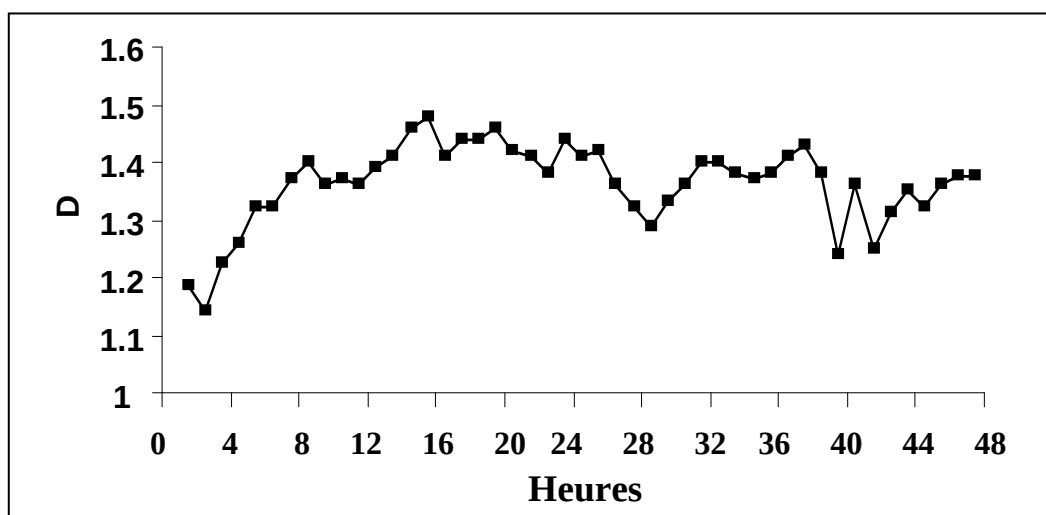


Fig.2.9 : Dimension de Box-Counting D, obtenue par traitement des images radar de Sétif heure par heure lors de l'événement du 09 et 10 novembre 2001.

4.2. Situation météorologique fréquente pour les sites de Sétif et Bordeaux

Nous avons utilisé les images radar collectées au cours du mois de janvier 2001 et d'autres images prises au courant des années 1999 par le radar de Sétif. Des pluies stratiformes et convectives ont été observées au cours du mois de janvier 2001. Nous avons trouvé des taux de précipitations inférieurs à 0,2 mm/h pour certaines situations et dépassant 1,7 mm/h pour d'autres. Pour le site de Bordeaux, nous avons utilisé les données enregistrées durant la période de juin à septembre 1996. Pour décrire la structure des précipitations, nous avons analysé leurs dimensions fractales et leur paramètre de Korcak.

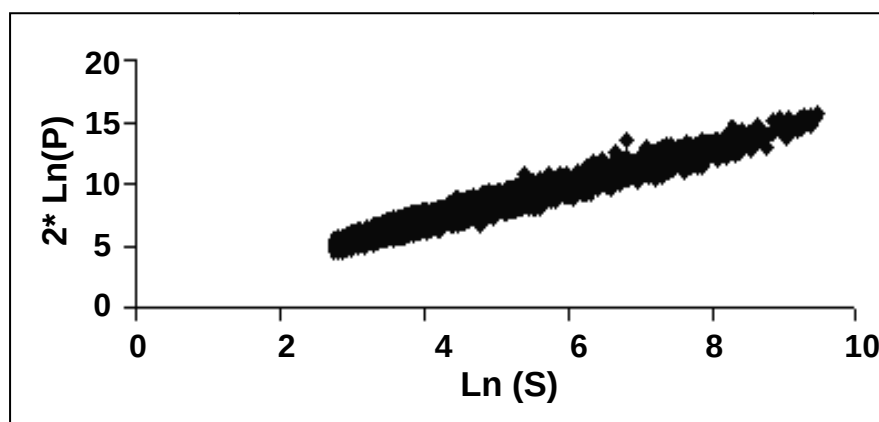


Fig.2.10.a : Représentation des couples de valeurs ($\ln(S)$, $2 * \ln(P)$) pour une situation météorologique fréquente pour le site de Sétif.

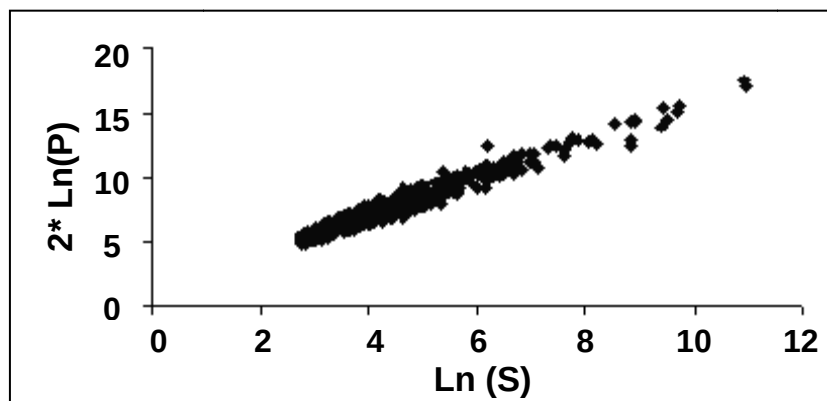


Fig.2.10.b : Représentation des couples de valeurs ($\ln(S)$, $2 * \ln(P)$) pour une situation météorologique fréquente pour le site de Bordeaux.

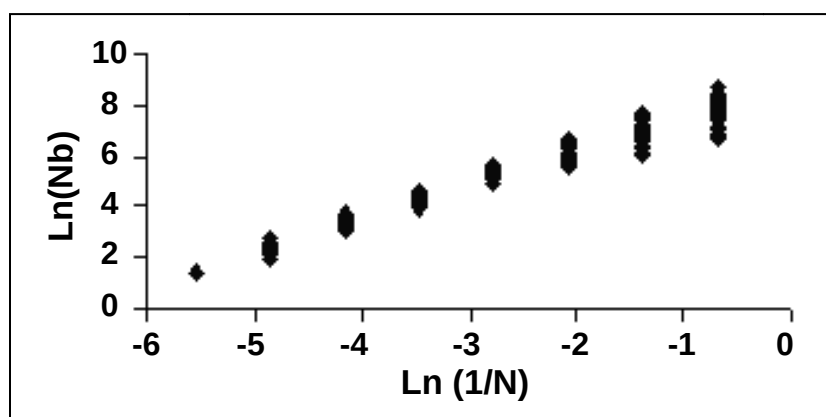


Fig.2.10.c : Dimension de Box-Counting D pour le site de Sétif.

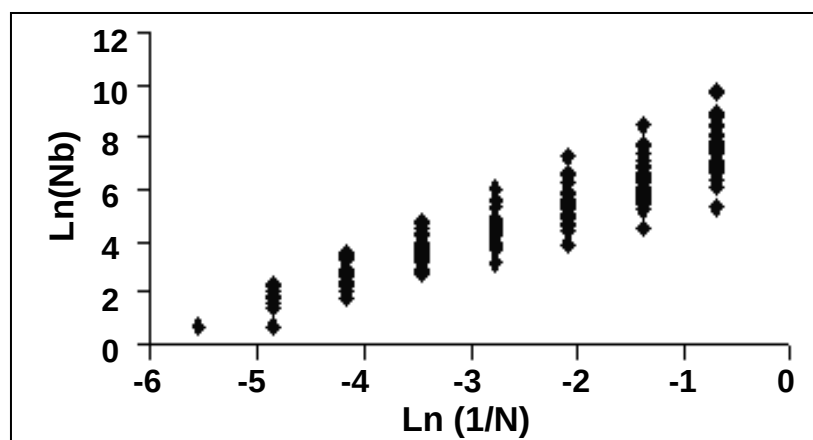


Fig.2.10.d : Dimension de Box-Counting D pour le site de Bordeaux.

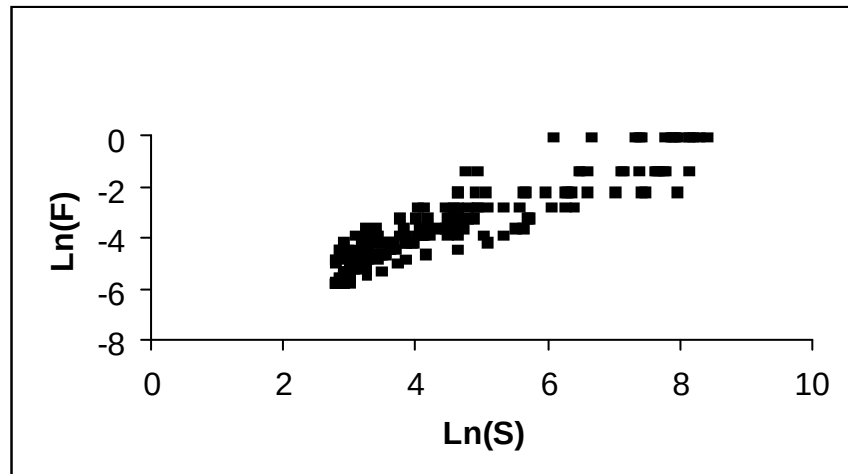


Fig.2.10.e : Coefficient de Korcak D_k pour le site de Sétif.

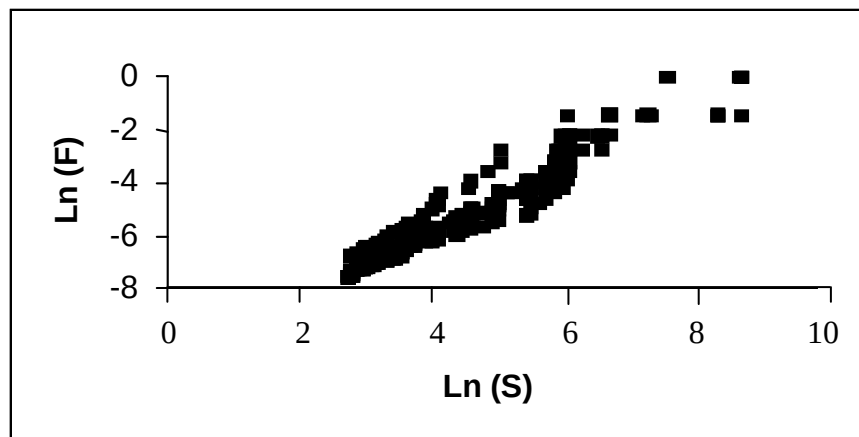


Fig.2.10.f : Coefficient de Korcak D_k pour le site de Bordeaux.

Ces résultats montrent que la dimension est liée au site étudié et dépend du climat prévalant dans la région d'étude. Nos résultats sont proches de ceux publiés par Lovejoy (1982), Rys et Waldvogel (1986) pour les images prises au Canada, Cahalan et Joseph (1989) pour des images collectées en Israël et Feral et Sauvageot (2002) pour la France qui proposent des dimensions fractales 1,35, 1,36, 1,35 et 1,35.

En analysant les paramètres de Box Counting D et de Korcak D_k qui valent respectivement 1,35 et 0,90 pour Sétif, 1,37 et 1,22 pour Bordeaux, on déduit que la distribution des tailles des échos est plus uniforme pour le site de Bordeaux que pour le site de Sétif. [Haddad et al., 2006]

4.3. Influence de taux de précipitations sur la dimension fractale

Nous avons analysé l'influence du taux de précipitations sur la dimension fractale. Les différents seuils choisis sont 0.2, 1, 2, 5 et 10 mm/h. Pour ce faire nous avons considéré toutes les images enregistrées lors de l'événement extrême du 9-10 novembre 2001.

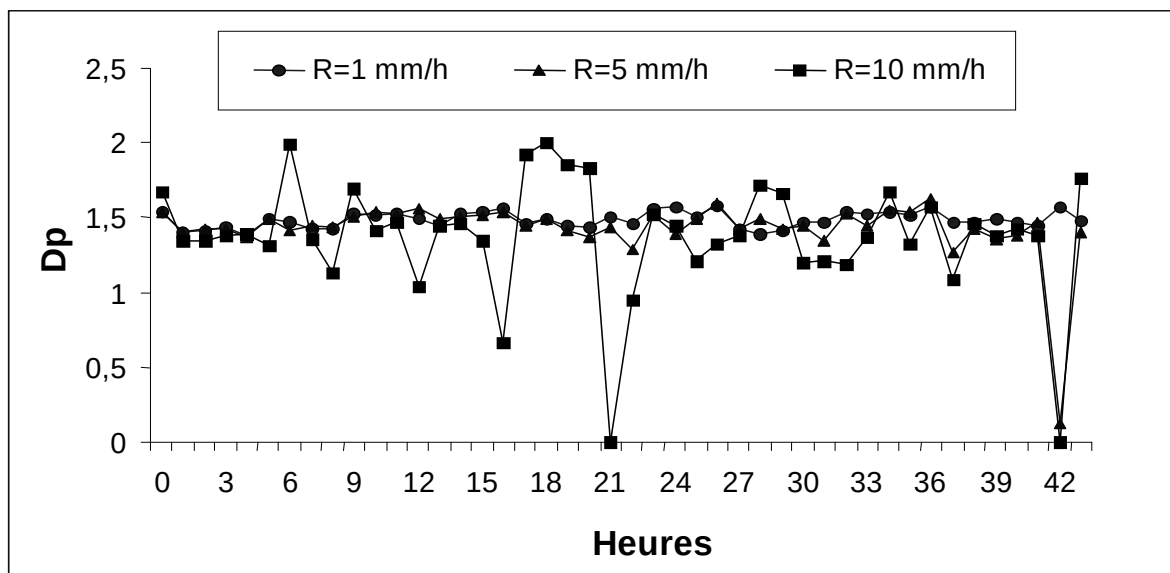


Fig.2.11.a : Dimension fractale D_p , obtenue par traitement des images radar de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.

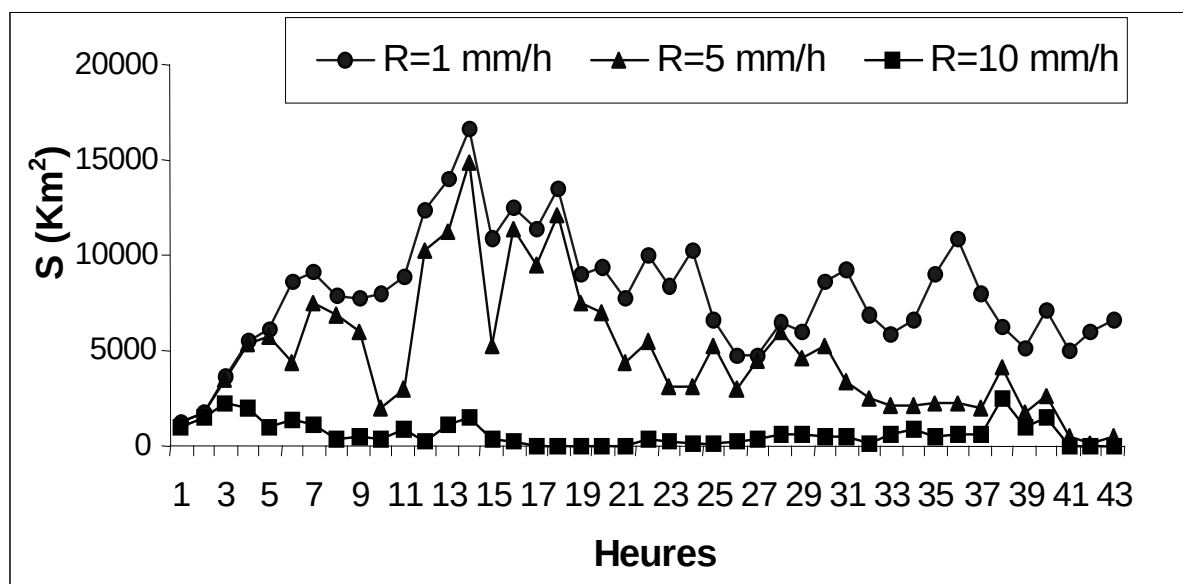


Fig.2.11.b : Surface des échos de précipitations obtenue par traitement des images radar de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.

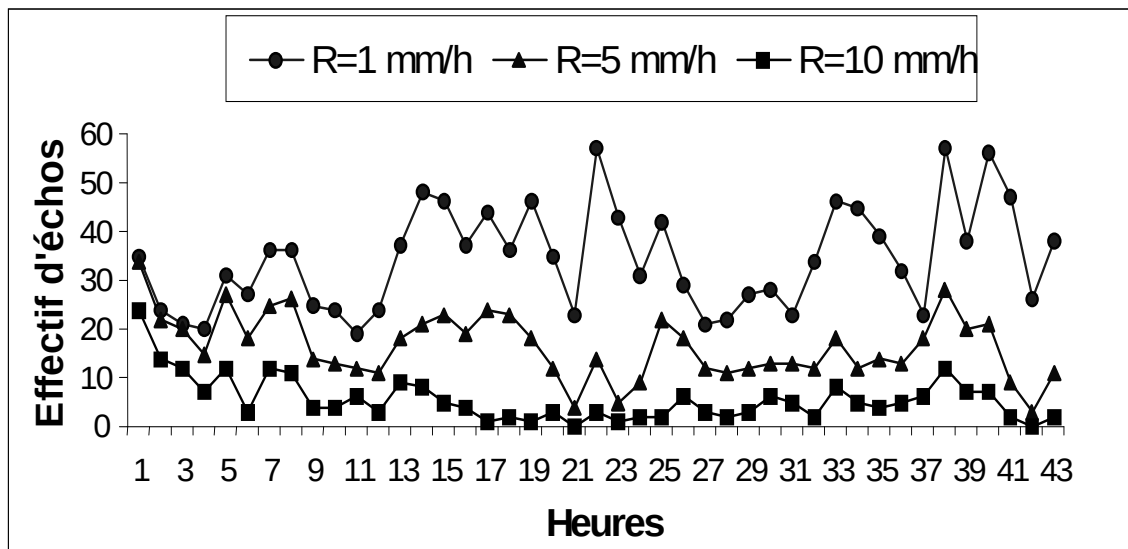


Fig.2.11.c : Nombre d'échos obtenu par traitement des images radar de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.

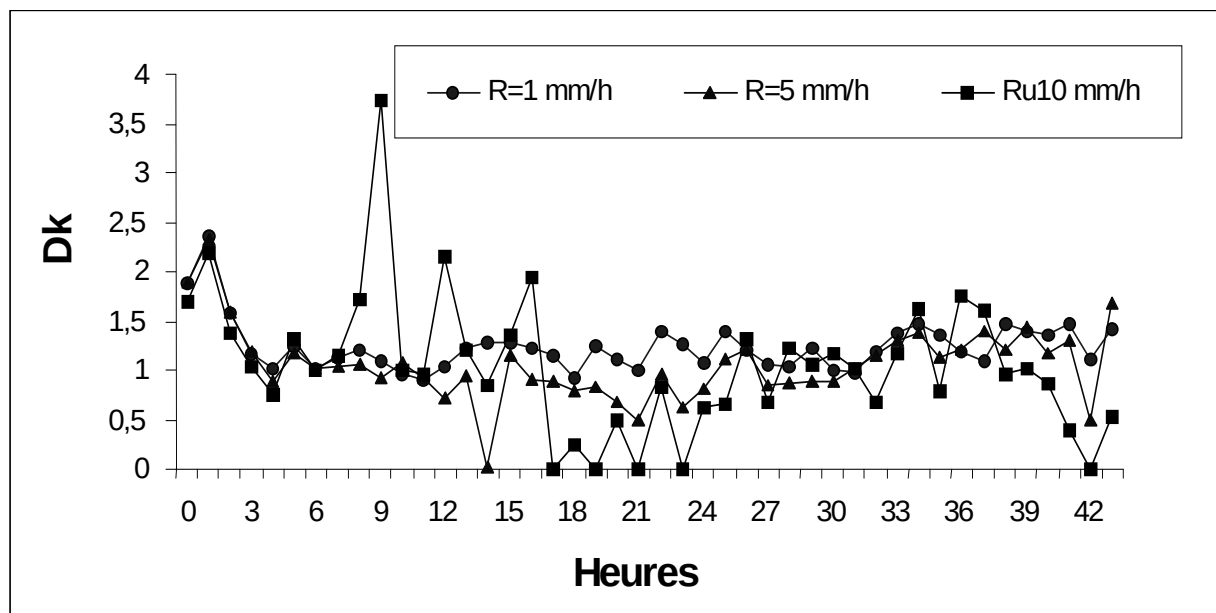


Fig.2.11.d : Coefficient de Korcak D_k , obtenu par traitement des images radar de Sétif heure par heure pour les taux de précipitations : 1, 5 et 10 mm/h.

D'après les figures (2.11), on trouve que la dimension fractale ainsi que le coefficient de Korcak demeurent relativement inchangés jusqu'à la valeur de 5mm/h. Au delà de cette valeur, le nombre d'échos décroît sensiblement et les surfaces des échos diminuent

considérablement. Le nombre de pixels comportant la surface devient égal aux pixels formant son périmètre. Des contours plus irréguliers sont alors observés. On enregistre des valeurs de la dimension fractale qui oscillent entre 0 et 2 et un coefficient de Korcak variant entre 0 et 4. On déduit donc que les précipitations ont un caractère multi fractal.

Aussi, on a analysé la dimension fractale des échos du sol. L'approche aire/périmètre a été appliquée dans ce cas. On trouve qu'elle vaut 1,56 pour Sétif et 1,44 pour Bordeaux. Ces valeurs montrent en général que les échos du sol présentent des contours plus irréguliers que les échos de précipitations. En outre, on remarque que la dimension fractale des échos du sol pour le site de Sétif est plus forte que celle de Bordeaux. Ceci peut s'expliquer par le fait que la région de Sétif présente beaucoup d'obstacles et de reliefs montagneux.

4.4. Filtrage des images radar par la dimension fractale

Nous avons tenté de répondre à la question suivante : la dimension fractale peut elle servir de facteur discriminant entre les échos du sol et les échos de précipitations ? Nous avons alors constitué deux bases de données pour les images de Sétif et de Bordeaux. La première représente la dimension fractale des échos de précipitations et la seconde celle des échos du sol. Ces données sont ensuite représentées sous forme d'histogrammes (voir fig.2.12).

Site	Sétif	Bordeaux
Dp	1,7	1,69
Ecart type	0,090	0,094

Table 2.2 : La dimension fractale Dp (air /périmètre) et l'écart type pour les échos fixes.

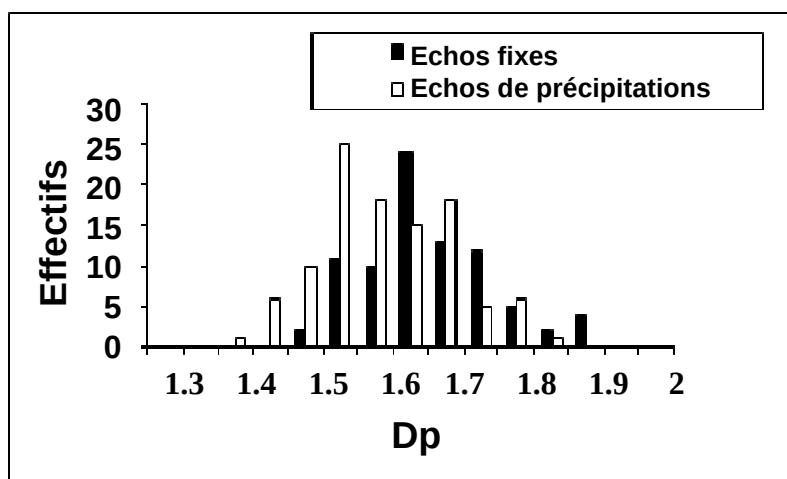


Fig.2.12 : Histogramme des deux types d'échos en utilisant la dimension fractale.

En analysant les histogrammes du paramètre « dimension fractale » des échos de précipitations et des échos du sol, nous constatons un large recouvrement, aussi bien pour l'image de Sétif que celle de Bordeaux. Ainsi, on peut affirmer que la « dimension fractale » ne constitue pas un paramètre discriminant pour le filtrage des images radar.

5. Conclusion

Les propriétés structurales de la pluie ont été étudiées en analysant la dimension fractale des échos radar et le paramètre de Korcak des échos de précipitations.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que la géométrie fractale peut caractériser aussi bien les précipitations stratiformes que convectives. Aussi, le calcul de la dimension fractale par la méthode aire/périmètre ou par la méthode Box-counting donne des résultats différents. L'analyse du paramètre de Korcak montre que les tailles des cellules pluvieuses de la région de Bordeaux sont plus uniformes que celles de la région de Sétif. La dimension fractale des précipitations varie selon le seuil choisi, traduisant ainsi le caractère multifractal des précipitations.

Bien que les valeurs de la dimension fractale soient différentes pour les échos du sol et les échos de précipitations, ce paramètre ne peut pas être utilisé comme facteur discriminant entre les deux types d'échos.

CHAPITRE III : CLASSIFICATION DES ECHOS RADAR PAR LES APPROCHES TEXTURALE ET TEXTURALE-FLOUE

1. Introduction

La texture est le terme utilisé pour caractériser la distribution spatiale des éléments d'une zone donnée dans une image. Les techniques texturales sont très utilisées dans le traitement des images satellitaires et radar [Chang et Jay Kuo, 1993]. Elles sont surtout appliquées pour la segmentation et la classification des objets qui constituent avec précision une image. D'où alors l'idée de classer les différents types d'échos radar à partir des propriétés texturales, en vue de l'élimination des échos parasites.

Dans ce chapitre, nous avons considéré deux radars non cohérents et proposé deux techniques : la première repose uniquement sur l'analyse texturale alors que la seconde est la combinaison de l'approche texturale basée sur la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris et le système flou.

Les systèmes flous peuvent être considérés comme des systèmes logiques qui utilisent des règles linguistiques pour établir des relations entre les variables d'entrée et de sortie. Ils sont apparus pour la première fois dans les années 1970 dans le domaine de contrôle des processus [Mamdani et Assilian, 1975]. Aujourd'hui, les applications des systèmes flous sont nombreuses. En plus du domaine de la commande, ils sont largement utilisés pour la modélisation [Kim et *al.*, 1997 ; Wang et Langari, 1996], et la reconnaissance des formes. Xiang (2010) a utilisé l'approche neuro-floue pour éliminer, en temps réel, le bruit dans les signaux radar. D'autres ont appliqué la logique floue pour classer les types d'écho dans les images d'un radar Doppler [Hubbert et *al.*, 2009] ou pour identifier les échos non précipitant dans les images radar [Berenguer et *al.*, 2006 ; Cho et *al.*, 2006]. Grecu et Krajewski (1999) ont utilisé des caractéristiques fractales et d'ondelettes comme fonctions d'entrée d'un réseau de neurones avec un apprentissage qui s'appuie sur la stratégie floue.

2. L'approche texturale

2.1. Définition

La texture est utilisée pour décrire la distribution spatiale des particules d'un champ donné dans une image. En imagerie, elle peut être définie par les liens spatiaux que possèdent des niveaux de gris voisins qui contribuent à l'apparence globale de l'image. Elle est liée aux variations d'intensités locales d'une image et peut être alors utilisée comme donnée additionnelle pour la classification des images.

Plusieurs chercheurs ont proposé des définitions de la texture suivant la manière dont elle est perçue et extraite. D'après Davis (1979), la texture est composée d'éléments qui possèdent diverses formes, tailles et distributions permettant de la caractériser et de l'analyser. Selon Vilnrotter (1986), elle représente les changements physiques d'une surface. Haralick (1979) considère la texture comme une zone organisée. Une fois décomposée, celle-ci présente deux caractéristiques fondamentales qui la décrivent complètement :

- Les primitives qui composent l'image texture.
- Les interactions ou dépendances spatiales entre ces primitives.

Pour Rosenfeld (1975), la texture est composée de multitudes d'éléments de base similaires de tailles bien moins importantes que la région qu'ils composent. Sun et Wee (1983) présentent la texture comme une composition d'une multitude d'éléments qui sont plus petits que la zone dans laquelle ils se répètent.

D'après Irons et Petreson (1981), l'intensité et la texture sont les deux concepts visuels interdépendants qui nous aident à percevoir le monde environnant. Selon Unser (1986), la texture est essentiellement une propriété de voisinage permettant de caractériser la surface d'un objet ou d'un phénomène.

2.2. Analyse de la texture

En télédétection, l'information texturale vient compléter généralement l'analyse multi-spectrale d'images satellitaires et radars. En effet, une interprétation satisfaisante doit inclure aussi bien l'aspect spectral que l'aspect textural de l'image. Les attributs de la texture permettent de mettre en évidence les différentes structures de l'image. On peut l'intégrer alors

dans un processus de classification et d'identification d'objets similaires. Il existe diverses méthodes d'analyse et de discrimination de la texture. Les principales approches utilisées sont l'approche statistique et l'approche structurale.

2.2.1. L'approche structurale

L'approche structurale analyse les répétitions de zones, constituées par un ensemble de pixels voisins ayant la même propriété ou primitives. Parmi les méthodes structurales d'analyse de la texture, nous citons [Belhadj-Aissa, 1998; Lorette, 1999]:

- L'analyse de la texture par la morphologie mathématique.
- La méthode des iso-segments.
- L'approche structurale par les contours.
- La méthode des unités de texture.

2.2.2. L'approche statistique

La texture est décrite par l'intensité d'un pixel et les caractéristiques statistiques de variation de cette intensité dans un voisinage optimal. Les caractéristiques sont définies par l'ensemble des relations spatiales qui lient les niveaux de gris d'une image entre eux. Les méthodes d'analyse de texture les plus utilisées en télédétection sont [Charalampidis et *al.*, 2002 ; Clausi, 2002]:

- L'approche spatiale et fréquentielle.
- Méthode des matrices de cooccurrence.
- Méthodes des opérateurs et détecteurs de contours.
- Analyse par les modèles de texture.
- Méthodes d'histogrammes des niveaux de gris.
- Le calcul d'extremes.
- Méthodes des histogrammes des sommes et des différences.

3. Description de quelques méthodes texturales

Dans ce qui suit, nous allons présenter les approches statistiques les plus utilisées pour l'identification des échos radar, c'est à dire l'élimination des échos du sol et la préservation des échos de précipitations. Ces approches sont, la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris et la méthode des histogrammes des sommes et des différences de niveaux de gris.

3.1. La méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris (MCNG)

Les matrices de cooccurrence de niveaux de gris (MCNG) sont parmi les méthodes statistiques les plus utilisées dans le domaine d'analyse de la texture des images radars et satellitaires. En effet, elles offrent, une meilleure information texture-contexte que toute autre matrice intermédiaire (matrice des iso-segments, matrice de contraste,..) [Haralick, 1979].

3.1.1. Principe

La matrice de Cooccurrence de niveaux de gris dans une image est obtenue par l'estimation des fonctions densité de probabilités conditionnelles conjointes de second ordre $P(i, j / d, \theta)$; cette dernière représente la probabilité de transition d'un pixel de niveau de gris i à un pixel de niveau de gris j . Cette transition est régie par un vecteur à deux composantes :

- La première est la distance « d » séparant les deux pixels ;
- La seconde est l'orientation « θ » qui est définie par l'angle entre la direction de transition et le sens de balayage de l'image.

L'orientation θ peut être déterminée aussi en coordonnées cartésiennes (Δx , déplacement dans la direction horizontale et Δy , déplacement dans la direction verticale).(voir Table 3.1)

Δx	Δy	θ	Δx	Δy	θ
0	+1	0°	0	-1	180°
-1	+1	45°	+1	-1	225
-1	0	90°	+1	0	270
-1	-1	135°	+1	+1	315

Table 3.1 : Correspondances θ et $(\Delta x, \Delta y)$ (le cas de $d=1$).

Les éléments $P(i,j)$ notés P_{ij} de la matrice de cooccurrence représentent la fréquence d'occurrence de la paire de niveaux de gris (i, j) dans une fenêtre de traitement F de taille $T_1 \times T_2$, suivant une relation définie par $(\Delta x, \Delta y)$. Ils sont définis comme suit :

$$P(i, j / \Delta x, \Delta y) = \text{Card} \{ ((m, n), (m + \Delta x, n + \Delta y)) \in F / I(m, n) = i \text{ et } I(m + \Delta x, n + \Delta y) = j \} \quad (3-1)$$

où : Card, représente le cardinal ou le nombre d'éléments, $I(m, n)$ et $I(m + \Delta x, n + \Delta y)$ représentent respectivement les intensités des pixels i et j dans la fenêtre F .

Les éléments de la matrice sens $C_{ij}(\theta, d)$ s'écrivent :

$$C_{ij}(\theta, d) = P(i, j / \Delta x, \Delta y) / r \quad (3-2)$$

où r est le paramètre de normalisation. Ce dernier est égal à : $(T_1 - |\Delta x|) \times (T_2 - |\Delta y|)$.

Il existe huit matrices de cooccurrence $C_{\theta, d}$ pour différentes directions ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$).

Les matrices directionnelles pour les quatre directions principales qui sont ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°) s'écrivent :

$$S_\theta(d) = 1/2 [C_{d, \theta} + C_{d, \theta+180^\circ}] = 1/2 [C_{d, \theta} + C_{d, \theta}^t] \quad (3-3)$$

où C^t désigne la matrice transposée.

La matrice moyenne est déduite des matrices sens en considérant les huit directions au même temps. Chaque terme de la matrice moyenne est calculé selon l'expression suivante :

$$S_m(d) = \left[\frac{1}{2} (C_{d,0^\circ} + C_{d,0^\circ}^t) + \frac{1}{2} (C_{d,90^\circ} + C_{d,90^\circ}^t) + \frac{1}{2} (C_{d,45^\circ} + C_{d,45^\circ}^t) + \frac{1}{2} (C_{d,135^\circ} + C_{d,135^\circ}^t) \right] \quad (3-4)$$

On peut calculer à partir de la matrice de cooccurrence un ensemble de propriétés statistiques. Ces propriétés constituent des paramètres texturaux, permettant de révéler des caractéristiques particulières de la texture de l'image par sa matrice de cooccurrence de niveaux de gris.

3.1.1. Paramètres

Les paramètres statistiques proposés par Haralick et *al.*, (1973) peuvent être regroupés en quatre catégories, à savoir :

- Paramètres caractérisant l'aspect visuel de la texture : l'énergie (second moment angulaire), contraste (inertie), corrélation (dépendance linéaire des niveaux de gris).
- Paramètres statistiques : variance, homogénéité locale, somme des moyennes, somme des variances, différence de variances.
- Paramètres basées sur la théorie de l'information : entropie, somme des entropies, différences des entropies.
- Paramètres de la corrélation : coefficient de corrélation maximum.

On utilisera seulement les sept paramètres qui donnent les résultats les plus décorrélés, soient : la moyenne, la variance, l'énergie, l'entropie, l'inertie, la corrélation et l'homogénéité locale [Haralick, 1979 ; Unser, 1986]. Peckinpugh (1991) préconise l'utilisation de deux paramètres supplémentaires : le groupement de nuances et le groupement de prédominances.

Les paramètres suivants sont calculés en considérant une fenêtre d'analyse F dans une image contenant N_g niveaux de gris :

- La moyenne

$$\begin{aligned} \mu_x &= \sum_{i=0}^{N_g-1} i \sum_{j=0}^{N_g-1} C_{ij} \\ \mu_y &= \sum_{j=0}^{N_g-1} j \sum_{i=0}^{N_g-1} C_{ij} \end{aligned} \quad \text{et} \quad (3-5)$$

Pour des zones plus ou moins homogènes, le calcul de la moyenne revient à prendre le niveau de gris dominant de l'image.

- La variance

$$\begin{aligned} \sigma_x^2 &= \sum_{i=0}^{N_g-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{N_g-1} C_{ij} \\ \text{et} \quad \sigma_y^2 &= \sum_{j=0}^{N_g-1} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{N_g-1} C_{ij} \end{aligned} \quad (3-6)$$

La variance est la mesure de l'hétérogénéité; plus sa valeur est grande, plus la texture est voisine d'une texture « poivrée et sel »

Remarque : Pour une matrice directionnelle, $\mu_x = \mu_y$, il en est de même pour la variance.

- L'énergie

$$E = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} C_{ij}^2 \quad (3-7)$$

Ce paramètre est appelé aussi second moment angulaire ou uniformité ; il permet de mesurer l'uniformité texturale, c'est à dire la répétition des paires de pixels. Quand l'image considérée est homogène, la valeur de l'énergie est élevée. En effet, dans une image homogène, il y a présence des paires de niveaux de gris similaires ; d'où la concentration de la matrice sur la diagonale principale. Par contre, pour une image possédant une texture hétérogène, la valeur de l'énergie sera faible.

- L'entropie

$$ENT = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} C_{ij} \cdot \log C_{ij} \quad (3-8)$$

Ce paramètre permet de mesurer le degré de « désordre » d'une image. Lorsque cette image est hétérogène, plusieurs éléments de la matrice de cooccurrence ont des probabilités très petites. Ce qui implique une valeur d'entropie élevée.

- L'inertie

$$I = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 \cdot C_{ij} \quad (3-9)$$

Le contraste ou l'inertie mesure la différence entre les hautes et les basses valeurs d'un ensemble de pixels (passage d'un pixel très clair à un pixel très foncé ou inversement). Ainsi, la valeur de l'inertie est d'autant plus grande qu'il y a de variations locales importantes. Ce paramètre tend à ressortir sur l'image les zones hétérogènes.

- L'homogénéité locale

$$HL = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \left[1/(1 + (i-j)^2) \right] \cdot C_{ij} \quad (3-10)$$

L'homogénéité locale est aussi appelée moment de différence inverse. Pour des zones homogènes, on a une petite différence entre les paires de niveaux de gris. Ainsi, l'application de l'homogénéité locale, à l'inverse de l'inertie, donne un poids plus grand aux fréquences d'occurrence des zones homogènes.

- La corrélation

$$COR = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \left[(i - \mu_x) \cdot (j - \mu_y) / (\sigma_x \cdot \sigma_y) \right] \cdot C_{ij} \quad (3-11)$$

La corrélation mesure la dépendance linéaire entre des intensités des paires voisines.

- Le groupement de nuances

$$CS = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 \cdot C_{ij} \quad (3-12)$$

- Le groupement de prédominances

$$CP = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 \cdot C_{ij} \quad (3-13)$$

3.2. La méthode des histogrammes des sommes et des différences de niveaux de gris (SDH)

La méthode SDH (Sum and Difference Histograms) consiste à remplacer la fonction de probabilité du second ordre de la matrice de cooccurrence par l'estimée de la fonction de probabilité du premier ordre suivant les axes principaux de la matrice de cooccurrence.

L'intérêt de la méthode des histogrammes des sommes et différences est la génération des paramètres dérivés des deux fonctions somme et différence où chacune d'elle révèle un aspect de l'organisation spatiale des pixels de l'image.

3.2.1. Principe

Soit une région de texture F de taille $T_1 \times T_2$ dont la gamme de valeurs d'intensité est de 0 à N_g-1 , où $I(m, n)$ représente l'intensité du pixel (m, n) . Les coordonnées du déplacement (d) d'un pixel vers un autre sont $(\Delta x, \Delta y)$.

- Une première étape consiste à définir deux variables aléatoires $S_{m,n}$ et $D_{m,n}$, exprimant la somme et la différence des niveaux de gris pour une paire $\{I(m, n), I(m + \Delta x, n + \Delta y)\}$ telles que :

$$S_{m,n} = I(m, n) + I(m + \Delta x, n + \Delta y)$$

et

$$D_{m,n} = I(m, n) - I(m + \Delta x, n + \Delta y)$$

(3-14)

Avec : $1 \leq m \leq T_1 - \Delta x$ et $1 \leq n \leq T_2 - \Delta y$

On obtient deux matrices : S pour la somme et D pour la différence.

- La second consiste à générer deux fonctions histogrammes pour les distances fixées par $(\Delta x, \Delta y)$. A cet effet, h_s désigne l'histogramme « somme » et h_d est l'histogramme « différence ».

$$\begin{aligned}
 h_s(i / \Delta x, \Delta y) &= h_s(i) = \text{Card} \{ (m, n) \in S, S_{m,n} = i \} \\
 &\text{où } i = 0, 1, \dots, 2(N_g - 1) \\
 \text{et} \\
 h_d(j / \Delta x, \Delta y) &= h_d(j) = \text{Card} \{ (m, n) \in D, D_{m,n} = j \} \\
 &\text{où } j = -(N_g - 1), \dots, (N_g - 1)
 \end{aligned} \tag{3-15}$$

Dans cette expression, Card représente le nombre d'éléments. Les histogrammes de la somme et de la différence estimés sont exprimés par :

$$\begin{aligned}
 H_s(i) &= h_s(i) / r \approx P_s(S_{m,n} = i) \quad \text{avec } (i = 0, \dots, 2(N_g - 1)) \\
 \text{et} \quad H_d(j) &= h_d(j) / r \approx P_d(D_{m,n} = j) \quad \text{avec } (j = -(N_g - 1), \dots, (N_g - 1))
 \end{aligned} \tag{3-16}$$

$$\text{où : } \begin{cases} r = \text{Card}\{D\} = \sum_i h_s(i) = \sum_j h_d(j) \\ P_s(i) = \text{Prob}\{S_{m,n} = i\} \\ P_d(j) = \text{Prob}\{D_{m,n} = j\} \end{cases} \tag{3-17}$$

Les relations (3-16) indiquent que les fréquences relatives produites par les histogrammes de la somme et de la différence sont presque égales à $P_s(i)$ et $P_d(j)$ (alors que $P_s(i)$ et $P_d(j)$ sont les probabilités d'obtenir les niveaux de gris (i) et (j) respectivement).

3.2.2. Paramètres

Les paramètres de texture utilisés dans la présente méthode sont [Unser, 1986 ; Chen *et al*, 1989] :

- La moyenne

$$\mu = \frac{1}{2} \sum_i i H_s(i) \tag{3-18}$$

- La variance

$$\sigma^2 = \frac{1}{2} \left[\sum_i (i - 2\mu)^2 H_s(i) + \sum_j j^2 H_d(j) \right] \quad (3-19)$$

- L'énergie

$$E = \sum_i H_s^2(i) \sum_j H_d^2(j) \quad (3-20)$$

- La corrélation

$$COR = \frac{1}{2} \left[\sum_i (i - 2\mu)^2 H_s(i) - \sum_j j^2 H_d(j) \right] \quad (3-21)$$

- L'entropie

$$EP = - \sum_i H_s(i) \log[H_s(i)] - \sum_j H_d(j) \log[H_d(j)] \quad (3-22)$$

- Le contraste

$$C = \sum_j j^2 H_d(j) \quad (3-23)$$

- L'homogénéité locale

$$HL = \sum_j \frac{1}{1 + j^2} H_d(j) \quad (3-24)$$

- Le groupement de nuance

$$CS = \frac{1}{\sigma_s^{3/2}} \sum_i (i - 2\mu)^3 H_s(i) \quad (3-25)$$

Avec : $\sigma_s^2 = \sum_i (i - 2\mu)^2 H_s(i)$

- Le groupement de prédominance

$$CP = \frac{1}{\sigma^2} \sum_i (i - 2\mu)^4 H_s(i) - 3 \quad (3-26)$$

4. Méthodologie

4.1. Calcul des paramètres texturaux

Pour les matrices directionnelles, nous avons calculé les paramètres statistiques des méthodes décrites précédemment. Dans les tables (3.2a) et (3.2b), les abréviations E.S et E.P représentent respectivement les échos du sol et les échos de précipitations.

Paramètres	0°		45°		90°		135°	
	E.S	E.P	E.S	E.P	E.S	E.P	E.S	E.P
Moyenne	7,224	7,237	7,316	7,299	7,238	7,242	7,307	7,290
Variance	28,179	7,750	26,977	7,125	27,944	7,665	27,054	7,238
Inertie	17,456	3,480	21,524	4,316	15,811	3,587	21,907	5,210
H L	0,421	0,874	0,373	0,843	0,442	0,864	0,365	0,810
G N	1 390,2	- 48,982	1 285,3	-37,271	1 412,6	-46,983	1 270,4	-30,545
G P	22 609	801,7	20 188	611,9	23 115	766,2	19 803	518,6
Energie	0,032	0,441	0,033	0,445	0,035	0,439	0,032	0,423
Corrélation	10,723	4,270	5,452	2,809	12,133	4,077	5,148	2,028
Entropie	4,101	1,353	3,985	1,324	4,069	1,369	4,000	1,402

Table 3.2a : Paramètres statistiques de la méthode SDH (Matrices somme et différence des quatre directions principales)

Paramètres	0°		45°		90°		135°	
	E.S	E.P	E.S	E.P	E.S	E.P	E.S	E.P
Moyenne	7,230	7,238	7,319	7,297	7,234	7,239	7,297	7,285
Variance	14,090	3,875	13,488	3,563	13,972	3,832	13,527	3,619
Inertie	17,456	3,480	21,524	4,316	15,811	3,587	21,907	5,210
H L	0,421	0,874	0,373	0,843	0,442	0,864	0,365	0,810
G N	-37,713	-48,982	-29,539	-37,271	-52,075	-46,983	-34,601	-30,545
G P	4774,8	801,7	3658,8	611,9	5137,9	766,2	3556,6	518,6
Energie	0,095	0,536	0,095	0,541	0,098	0,533	0,093	0,523
Corrélation	0,032	0,712	0,016	0,529	0,036	0,746	0,016	0,368
Entropie	2,795	0,967	2,718	0,947	2,784	0,978	2,728	0,986

Table 3.2b : Paramètres statistiques de la méthode des matrices de cooccurrences
(Matrice directionnelle).

4.2. Discussion

Pour analyser la texture des échos radar, nous allons comparer les valeurs des paramètres statistiques obtenus pour les échos du sol à ceux décrivant les échos de précipitations.

Les valeurs du paramètre statistique « Variance » des échos du sol sont sensiblement supérieures à celles propres aux précipitations. Ce résultat peut s'interpréter par le fait que les échos du sol ont des structures beaucoup plus hétérogènes que les échos de précipitations.

Le paramètre statistique « Energie » permet de mesurer l'uniformité texturale, c'est à dire la répétition des paires de pixels. Les valeurs de ce paramètre montrent une fois de plus que les précipitations ont une texture plus homogène que les échos fixes.

On remarque aussi que les valeurs du paramètre « Inertie » propres aux échos fixes sont nettement supérieures à celles propres aux précipitations et confirment qu'il y a de variations locales importantes dans la structure des échos du sol.

L'application de l'homogénéité locale, à l'inverse de l'inertie, donne un poids plus grand aux fréquences d'occurrences des zones homogènes. On constate que les précipitations ont des valeurs « d'Homogénéité Locale » nettement supérieures à celle des échos fixes.

Ainsi, on peut considérer que les zones de précipitations sont plus homogènes que celle des échos du sol. Ces résultats sont en bon accord avec ceux publiés par Moszkowicz (1994) et Lakshmanan et *al.* (2003).

De même, on déduit à partir de ces deux tables que la structure des échos des précipitations dépend peu de la direction. Par contre, pour les échos du sol, on note des variations significatives pour certains paramètres texturaux lorsqu'on passe d'une direction à une autre. A titre d'exemple, les paramètres variance, groupement de prédominance et groupement de nuance varient de façon non négligeable lorsqu'on passe d'une direction à une autre pour les matrices de cooccurrence. Ceci montre que la texture des échos du sol présente un caractère d'anisotropie.

4.3. Application des approches texturales

Pour déterminer le critère d'identification ou la condition de filtrage, on analyse l'image en procédant par des fenêtres de 5×5 pixels. Pour chaque fenêtre, nous calculons les différents paramètres statistiques pour chaque image (image en temps clair et image représentant des précipitations). Ensuite, nous passons à la fenêtre suivante par simple décalage d'un pixel. Ainsi, nous disposons d'une série de valeurs de paramètres texturaux propres à chaque type d'échos. Ces données sont ensuite représentées sous forme d'histogrammes. Pour rechercher le paramètre discriminant entre les échos du sol et les échos de précipitations, on compare leurs deux histogrammes. Si ces deux derniers se chevauchent, on rejette le paramètre statistique en question ; mais, dans le cas contraire, c'est à dire si les deux histogrammes ne se recouvrent pas, on retient ce paramètre et on fixe la condition du filtrage.

Pour appliquer l'approche SDH ou la méthode des histogrammes de la somme et de la différence, nous avons pris en considération les quatre directions (0°, 45°, 90°, 135°).

4.3.1. La recherche du paramètre discriminant

Pour la méthode SDH (directionnelle), nous trouvons que les paramètres statistiques, moyenne, variance, inertie, entropie, corrélation, groupement de nuances et groupement de

prédominances ne peuvent pas être utilisés comme paramètres discriminants des deux types d'échos. En effet, on constate un large recouvrement des deux histogrammes qui excluent toute possibilité de filtrage (voir fig.3.1(b)). Par contre, les paramètres statistiques énergie et homogénéité locale peuvent servir à la classification des échos radar dans les quatre directions (voir la fig.3.1(a), la fig.3.1(c) et la table 3.3a).

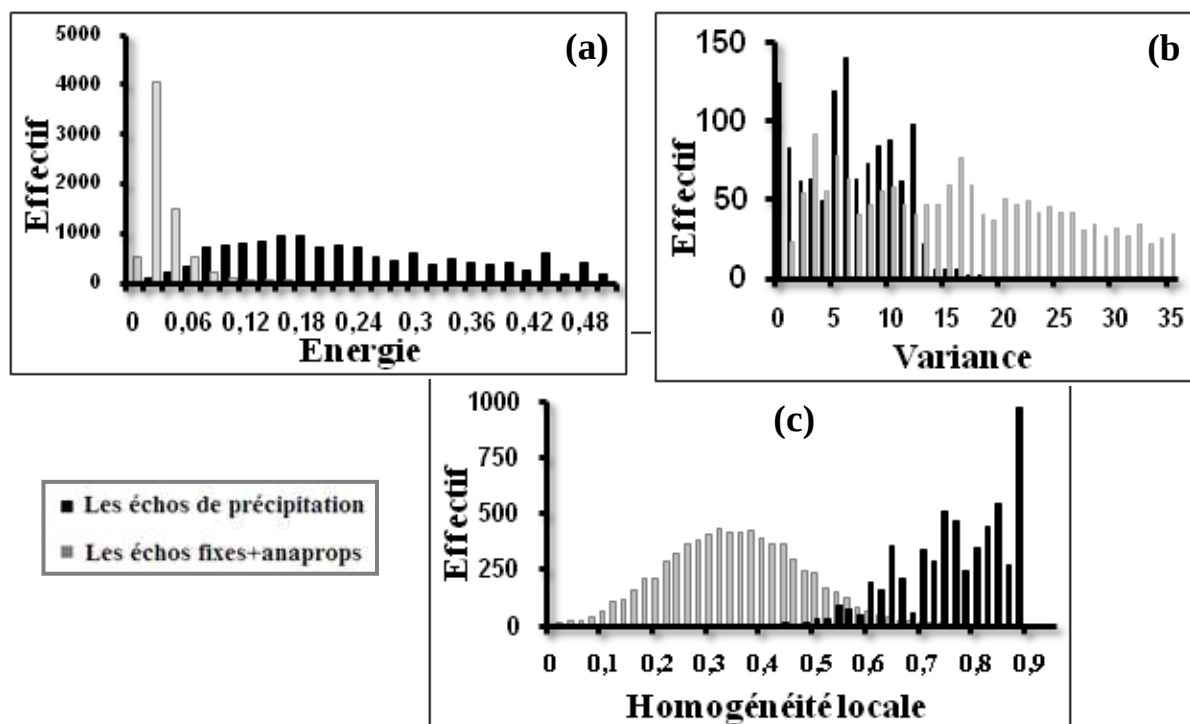


Fig.3.1: Histogramme de 3 paramètres texturaux pour la direction 0° (site de Sétif) Méthode SDH. (a) Le paramètre Energie (b) Le paramètre Variance (c) Homogénéité locale

Site	Paramètres	Condition de filtrage			
		$\theta = 0^\circ$	$\theta = 45^\circ$	$\theta = 90^\circ$	$\theta = 135^\circ$
Sétif	Energie	0,045	0,042	0,045	0,042
	Homogénéité Locale	0,60	0,58	0,60	0,58
Bordeaux	Energie	0,043	0,045	0,045	0,042
	Homogénéité Locale	0,58	0,58	0,57	0,58

Table 3.3a : Valeurs des seuils des paramètres discriminants selon les quatre directions (Méthode SDH).

On peut voir clairement à travers la table (3.3a) que les deux paramètres énergie E et homogénéité locale HL prennent des valeurs inférieures à 0.045 pour l'énergie et 0.58 pour l'homogénéité locale pour l'image enregistrée en temps clair et des valeurs supérieures à ces seuils dans le cas de des images constituées que d'échos de précipitations quelque soit le site étudié.

Notre critère d'identification est alors le suivant [Haddad et *al.*, 2004]:

- Si les valeurs des paramètres énergie ou homogénéité locale sont supérieures respectivement à 0.045 et 0.58, on considère la fenêtre comme celle des précipitations.
- Dans le cas contraire, elle est représentative des échos du sol.

La seconde étape est celle du filtrage des échos du sol. On procède toujours par des fenêtres de 5x5 pixels, et on applique notre méthode de filtrage.

La démarche consistant à éliminer les échos du sol se résume comme suit :

- Si l'énergie $E < 0.045$ (ou $HL < 0.58$), on affecte la couleur noire au pixel central de la fenêtre.
- Sinon, on considère la fenêtre comme représentative des précipitations et on passe à la fenêtre voisine en gardant la couleur du pixel central.

La figure 3.2 donne les histogrammes de trois paramètres texturaux, qui sont, l'énergie, la moyenne et l'homogénéité locale. Le paramètre « moyenne » donne un exemple qui montre un recouvrement total. La table (3.3b) regroupe les seuils de filtrage pour les deux sites. A travers cette table, nous avons retenu les valeurs de seuil des deux paramètres, énergie et homogénéité locale, qui sont respectivement 0.18 et 0.60.

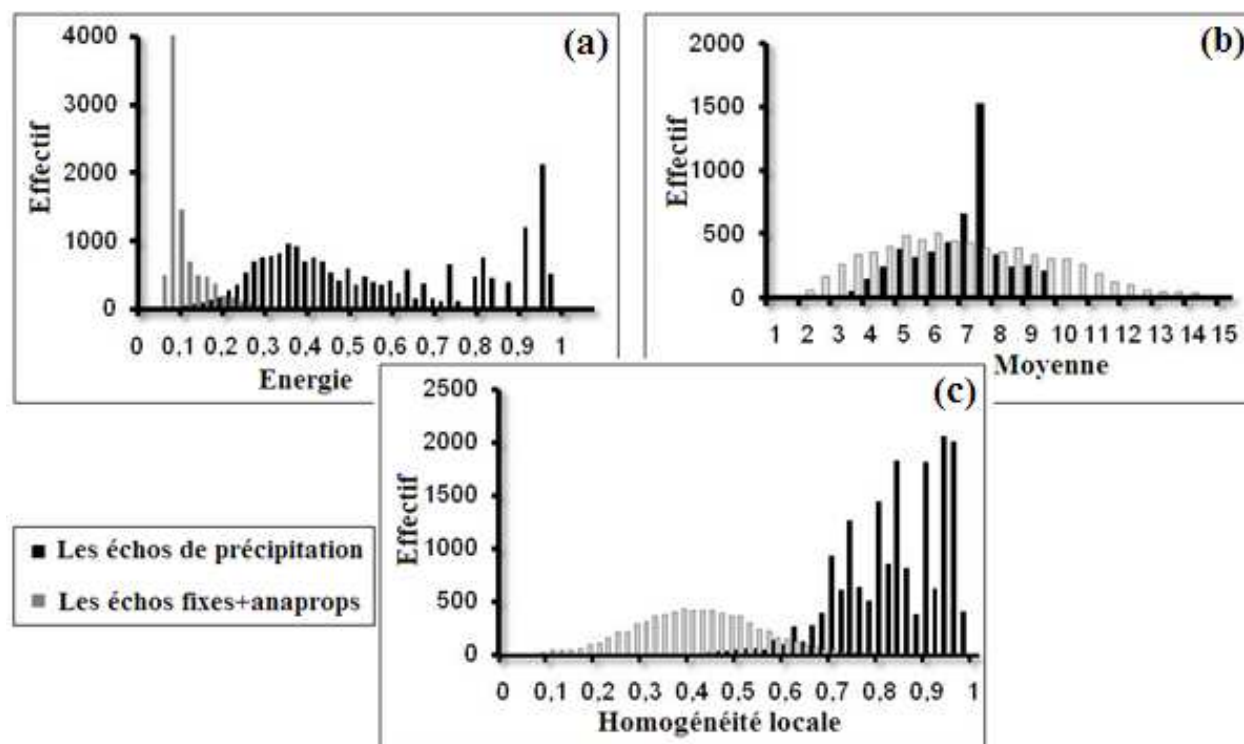


Fig. 3.2: Histogramme de 3 paramètres texturaux pour la méthode des MCNG (pour une distance $d=1$ et une orientation $\theta = 0^\circ$)

(a) Le paramètre Energie (b) Le paramètre Moyenne (c) Homogénéité locale

Site	Paramètres	Condition de filtrage			
		$\theta = 0^\circ$	$\theta = 45^\circ$	$\theta = 90^\circ$	$\theta = 135^\circ$
Sétif	Energie	0,17	0,17	0,18	0,17
	Homogénéité Locale	0,6	0,6	0,6	0,6
Bordeaux	Energie	0,18	0,18	0,18	0,18
	Homogénéité Locale	0,6	0,6	0,61	0,6

Table 3.3b : Valeurs des seuils des paramètres discriminants selon les quatre directions pour les deux sites. (Méthode de MCNG).

4.3.2. Résultats du filtrage

Pour tester l'efficacité des deux méthodes, nous appliquons l'algorithme du filtrage pour des images prises dans les deux sites. Plusieurs configurations de précipitations ont été étudiées. Nous avons traité des images composées d'échos de précipitations se trouvant au dessus des échos du sol et masquant complètement ces derniers, des images constituées que d'échos A.P, des images où les échos de précipitations sont mélangés aux échos du sol et des images où on distingue les échos de précipitations des échos du sol. La dernière configuration est illustrée par les résultats de filtrage de l'image brute de la fig.3.3(a) qui sont présentés dans les figure 3.3(b) et 3.3(c). Les deux approches sont efficaces dans la suppression des échos fixes du sol mais aussi des anaprops. (Voir fig.3.4 et fig.3.5)

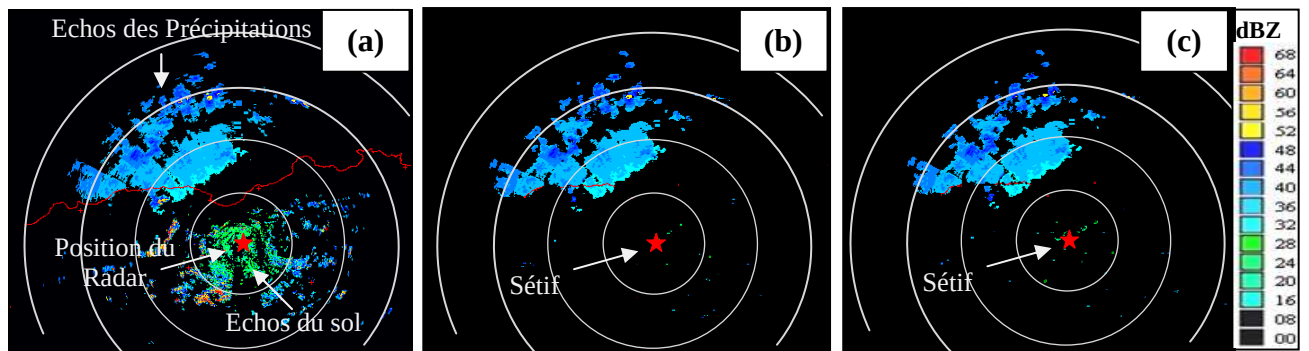


Fig.3.3 : (a) Zoom sur la région contaminées d'une image brute de Sétif, et la même image filtrée par le paramètre Energie pour: (b) : $\theta = 0^\circ$ et (c) : $\theta = 45^\circ$ (Méthode SDH)

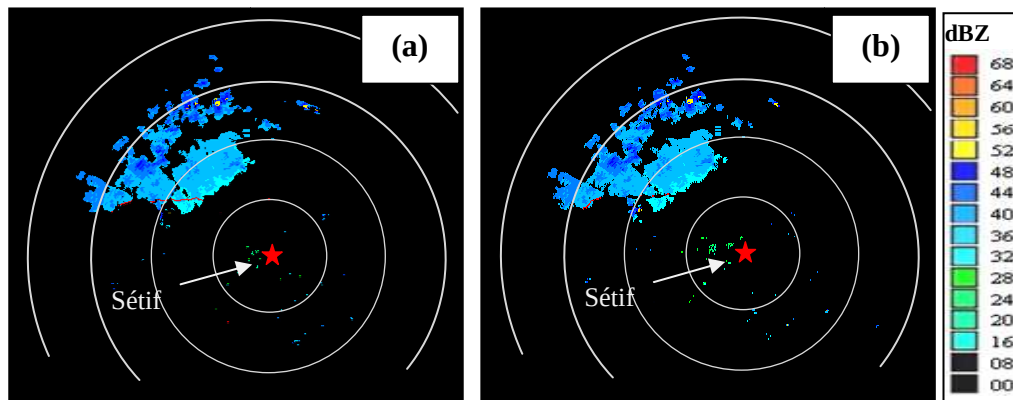


Fig.3.4 : Image de la fig.4.3(a) filtrée par le paramètre Homogénéité locale pour les directions : (a) $\theta = 0^\circ$, et (b) $\theta = 45^\circ$ (Méthode SDH)

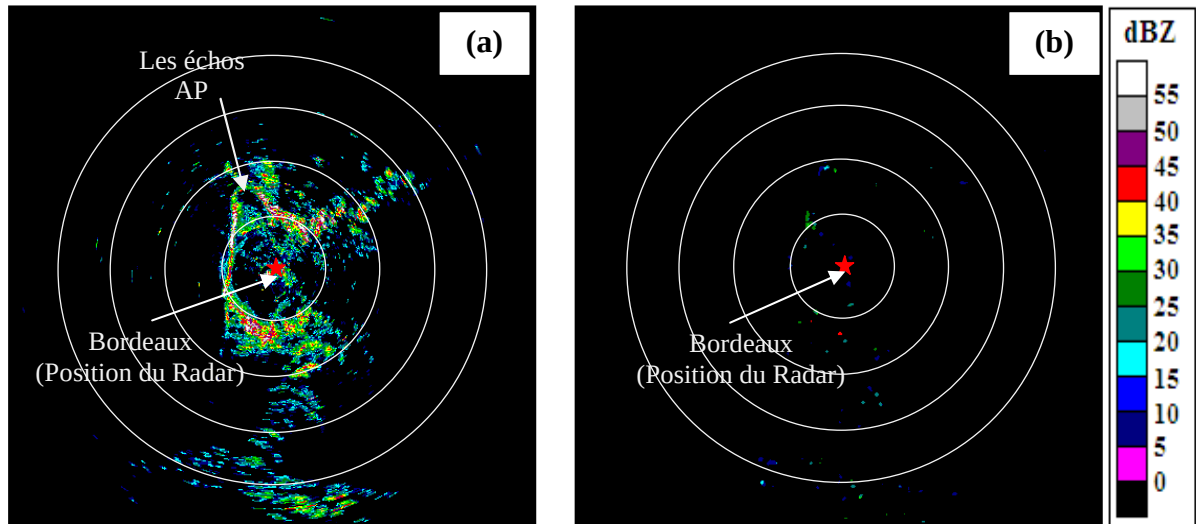


Fig.3.5: (a) Image brute de Bordeaux constituée d'anaprops et **(b)** même image filtrée par le paramètre Energie ($\theta = 0^\circ$) (la méthode MCNG).

A travers ces trois figures, on constate que quelques soient le site considéré et le type d'échos en provenance de la surface terrestre, les échos de précipitations sont quasiment conservés alors que les échos en provenance de la surface terrestre sont en grande partie éliminés.

4.3.3. Estimation des erreurs sur les surfaces

L'estimation du taux de filtrage, revient à déterminer le taux de préservation des échos de précipitations et le taux d'élimination des échos fixes. Pour ce faire, nous calculons le taux moyen de bonne reconnaissance (noté TM), et le taux de bonne reconnaissance d'une classe i (noté T). Ces taux sont donnés par les expressions suivantes :

$$TM = (\sum_{i=1}^c X_i / N) \times 100 \quad (3-27)$$

$$T = (X_i / N_i) \times 100 \quad (3-28)$$

Où :

c : le nombre de classes.

N : nombre totale de pixels.

N_i : nombre de pixels de la classe i .

X_i : nombre de pixels bien classés à la classe i .

Pour vérifier que le filtrage des échos du sol n'influe pas sur la réflectivité des échos de précipitations, nous avons calculé le taux de rejection des échos parasites (T.S) et le taux de préservation des échos de précipitation (T.P). Pour évaluer ces deux taux, nous avons sélectionné dans notre base de données, les images où on distingue facilement les échos du sol des échos de précipitations. Dans ce type d'images, il est facile de trouver le nombre de pixels de chaque classe d'écho (N_i).

Les résultats du filtrage pour les deux méthodes ainsi que pour les deux sites sont regroupés dans la table (3.4).

	Site	Sétif		Bordeaux	
	Méthode	SDH	MCNG	SDH	MCNG
0°	T.S	93,20	93,13	92,61	93,68
	T.P	90,01	90,23	89,52	89,67
	TM	91,12	91,50	90,82	91,16
45°	T.S	94,77	95,78	92,32	94,27
	T.P	85,44	84,04	85,22	85,01
	TM	89,10	90,30	88,65	89,94
90°	T.S	94,99	95,05	94,73	94,54
	T.P	84,56	84,30	82,12	86,85
	TM	88,18	88,52	86,41	90,56
135°	T.S	91,12	93,10	91,41	92,94
	T.P	88,15	88,02	86,32	86,25
	TM	89,34	90,14	88,62	89,96

Table 3.4: Pourcentage de taux de reconnaissance de chaque type d'écho
(La moyenne de 50 images) pour le paramètre Energie.

4.3.4. Discussion

D'après les résultats présentés dans la table 3.4, nous pouvons conclure que les deux méthodes, à savoir méthode des histogrammes des sommes et des différences et la méthode des matrices de cooccurrence, donne un filtrage satisfaisant, en utilisant les paramètres « énergie » et « homogénéité locale ». On trouve que les échos de précipitations sont préservés à plus de 90% pour Sétif, et 89% pour Bordeaux. En outre, les échos du sol sont éliminés à plus de 95% pour Sétif, et 94 % pour Bordeaux quel que soit le paramètre statistique choisi. Ce qui donne un taux moyen de filtrage (TM), entre les deux types d'échos, d'environ 91%.

On constate, aussi, que les valeurs des seuils des paramètres retenus pour la classification des échos radar sont les mêmes pour les deux sites étudiés. Dans l'ensemble, le paramètre « énergie » donne de meilleurs résultats. De plus, la direction influe très peu sur la condition de classification des échos radar. En vertu des erreurs commises sur le taux de reconnaissance des deux types d'échos, on peut affirmer que les résultats obtenus par la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris sont légèrement meilleurs que ceux obtenus avec la méthode des histogrammes des sommes et des différences. Ceci est dû au fait que la méthode SDH est basée sur la statistique de première ordre alors que la méthode des matrices de cooccurrences repose sur la statistique de second ordre.

4.4. L'approche texturale-floue

Dans cette partie, nous avons combiné les deux paramètres texturaux discriminants, à savoir l'énergie et l'homogénéité locale, dans un système flou.

Les résultats obtenus pour l'angle 135° sont pratiquement identiques à ceux obtenus pour l'angle 45° . Nous allons considérer alors que les directions $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 90° .

4.4.1. La logique floue

La notion d'ensemble flou a été proposée par Zadeh (1965) en introduisant un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné. Cela permet une meilleure représentation des termes et des connaissances vagues que nous, les humains, manipulons au quotidien.

Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U , est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle $[0,1]$ et qui associe à chaque élément x de U un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A . Les valeurs $\mu_A(x) = 1$ et $\mu_A(x) = 0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance. L'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue est la base de règles floues. Une base de règles floues est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications [Chevrie et Guély 1998].

Une règle floue repose sur les considérations suivantes : SI « prédicat » ALORS « conclusion ».

Un prédicat (encore appelé prémisse ou condition) est une combinaison de propositions par des opérateurs ET (AND), OU (OR), NON (NOT). Une règle floue comporte trois étapes fonctionnelles :

- **Fuzzification :**

La fuzzification consiste à évaluer les fonctions d'appartenance utilisées dans les prédicats des règles.

- **Inférence :**

La stratégie de réglage dépend essentiellement des inférences adoptées. Elle lie les variables d'entrées (x_i) à la variable de sortie (y_i), toutes exprimées en variables linguistiques (après fuzzification). Il s'agit souvent d'inférence avec plusieurs règles qui peuvent être activées en même temps. Ces règles doivent tenir compte du comportement du système à régler, ainsi que des buts du réglage envisagé.

- **Défuzzification :**

A la fin de l'inférence, l'ensemble flou de sortie est déterminé mais il n'est pas directement utilisable pour donner une information précise à l'opérateur ou commander un actionneur. Il est nécessaire de passer du « monde flou » au « monde réel », c'est la défuzzification.

4.4.2. Traitement des données

Les quatre étapes de la méthode retenue dans cette partie sont illustrées par le schéma bloc de la figure 3.6 :

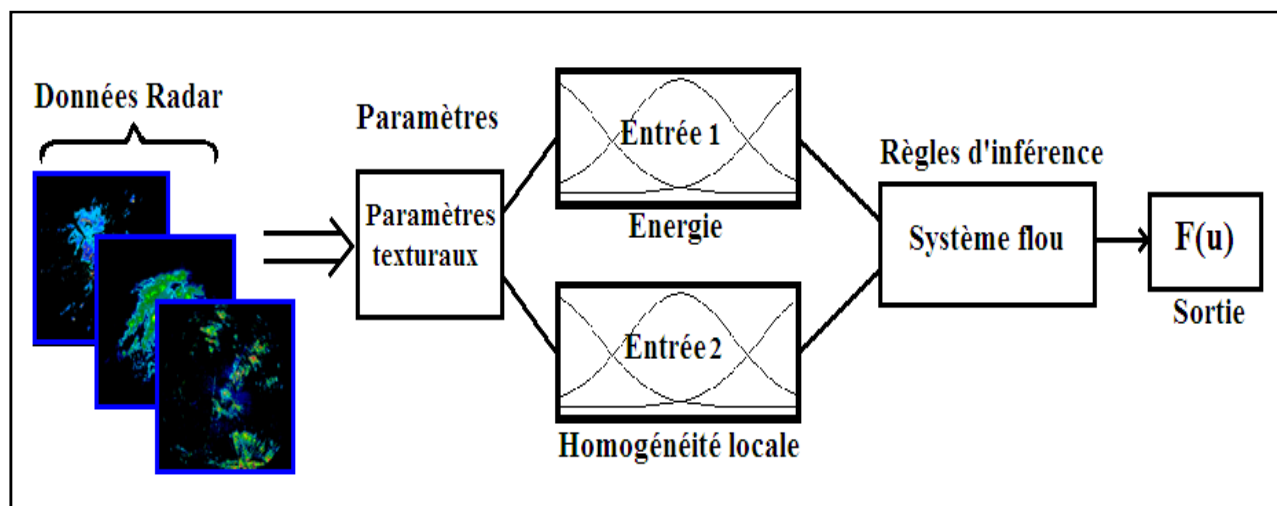


Fig.3.6 : Structure de la combinaison texturale-floue.

La première étape consiste essentiellement à constituer notre base de données qui correspond aux images représentant des échos de précipitations. Les images où les échos de précipitations sont clairement séparés des échos de sol sont sélectionnées. A partir de cette banque de donnée, nous avons choisi une base d'apprentissage contenant 5000 exemples repartis en deux classes. La première classe regroupe les échantillons des précipitations, tandis que la deuxième, représente le clutter du sol et les anaprops.

Chaque exemple de notre base d'apprentissage comporte une paire de deux paramètres texturaux, à savoir, l'énergie et l'homogénéité locale, calculés sur une fenêtre de 5×5 pixels. A titre d'illustration, la table 3.5, donnent les valeurs minimales et maximales des paramètres statistiques pour la région de Sétif :

Classe	Echos de précipitations		Echos du sol	
Paramètre	Energie	Homogénéité locale	Energie	Homogénéité locale
Valeur Min.	0,175	0,550	0,055	0,179
Valeur Max.	0,815	0,950	0,210	0,650

Table 3.5 : Les valeurs max et min des paramètres texturaux pour les deux classes.

Soulignons que ces valeurs restent valables pour les deux sites d'étude malgré leurs différences climatique et topographique.

Après avoir observé les différences entre ces paramètres, on peut décrire notre système flou, par deux entrées qui sont l'énergie et l'homogénéité locale, et une sortie qui est une fonction constante définie par nos deux classes. Selon les valeurs min et max des paramètres statistiques données par la table 3.5, on peut déduire l'ordre (voir la Table 3.6) et les formes (voir Figure 3.7) des variables d'entrée. Les formes de ces fonctions sont ajustées en modifiant les paramètres de la fonction choisie jusqu'à l'obtention d'une forme qui se rapproche de celle donnée par la figure 3.2.

Classe	Echos de précipitations (classe 1)		Echos du sol (classe 2)	
Paramètre	EP	H _L P	ES	H _L S
Valeur Min.	0,175	0,55	0	0
Valeur Max.	1	1	0,21	0,65

Table 3.6 : Les valeurs max et min des variables d'entrées du système flou.

Où :

EP : Le paramètre "Energie" pour les échos de précipitations.

H_LP : Le paramètre "Homogénéité locale" pour les échos de précipitations.

ES : Le paramètre "Energie" pour les échos du sol et les échos AP.

H_LS : Le paramètre " Homogénéité locale " pour les échos du sol et les échos AP.

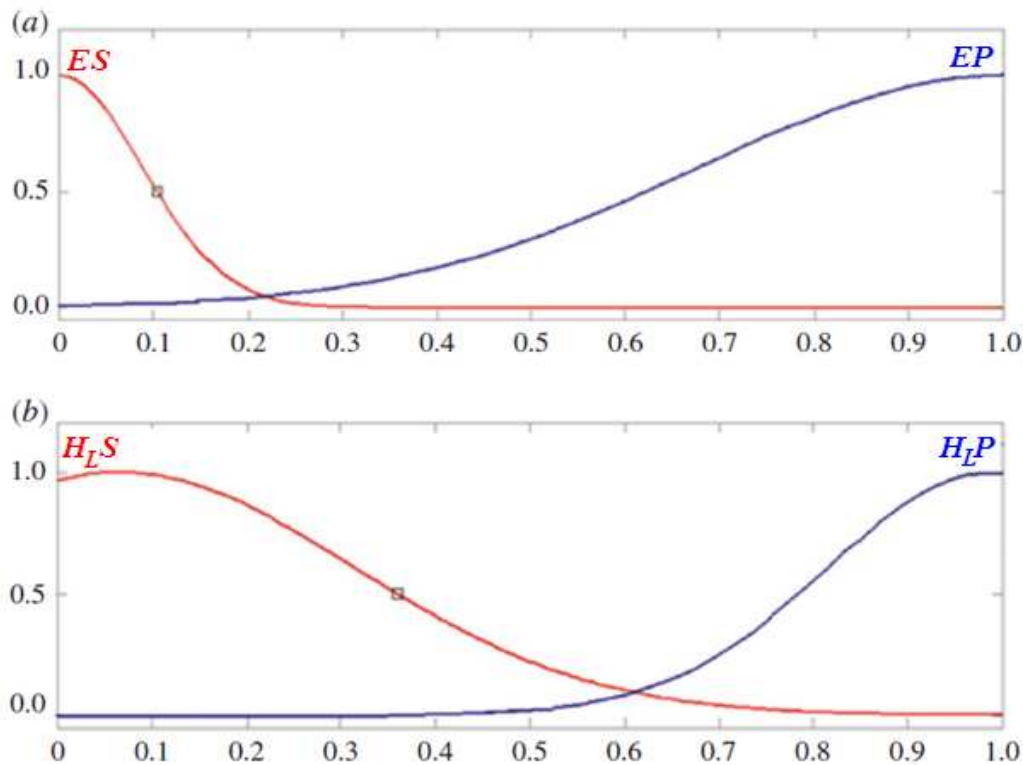


Fig.3.7 : Les formes des variables d’entrées (La fonction d’appartenance est « Gaussmf »)

(a) Variable d’entrée « Energie »

(b) Variable d’entrée « Homogénéité locale »

Nous avons testé deux expériences selon deux conditions. Pour chaque expérience, on a retenu deux règles d’inférences. Les règles de la première expérience sont :

1. SI (Energie est EP) OU (Homogénéité locale est H_LP) Alors (SORTIE est classe1)
2. SI (Energie est ES) OU (Homogénéité locale est H_LS) Alors (SIORTIE est classe2)

Dans la deuxième expérience, on remplace la condition “OU” par la condition “ET”.

Pour chaque expérience, on change le type de la fonction d’appartenance, à savoir, Gaussmf (Gaussian function), trimf (Triangular) et gbellmf (The generalized bell function).

En utilisant notre système flou et en procédant toujours par des fenêtres de 5×5 pixels, on filtre nos images radar selon la condition suivante : Si la fenêtre analysée se trouve dans la classe1 définie pour les échos de précipitations, on maintient la couleur du pixel central. Dans le cas contraire, et si la fenêtre appartient à la deuxième classe, on affecte la couleur noire à ce pixel. Puis, on passe à la fenêtre suivante par simple décalage d’un pixel.

4.4.3. Résultats et interprétations de l'approche texturale-floue

Les paramètres des fonctions d'appartenance pour nos deux classes sont donnés au tableau 3.7. Ils représentent les valeurs les plus indiquées, obtenues après plusieurs essais, et ceci en considérant les meilleurs « taux de reconnaissance » des deux classes. Ces paramètres sont utilisés pour les deux sites étudiés.

Type de fonction et paramètres		EP	H _L P	ES	H _L S
Gaussmf $f(x, \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}}$	σ	0,3202	0,1738	0,0887	0,2507
	c	1,00	0,9891	0	0,0656
Trimf $f(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$	a	0,2460	0,5798	-0,2090	-0,5248
	b	1,00	0,9890	0	0,0656
	c	1,7540	1,3980	0,2090	0,6560
Gbellmf $f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left \frac{x-c}{a}\right ^{2b}}$	a	0,3770	0,2046	0,1045	0,2952
	b	2,50	2,50	2,50	2,50
	c	1,00	0,9890	0	0,0656

Table 3.7 : Les paramètres optimaux des fonctions utilisées dans notre système flou.

4.4.3.1. Résultats du site de Sétif

La première situation considérée est celle où on distingue les échos fixes des échos de précipitation. Cette situation est illustrée par la (Figure 3.8).

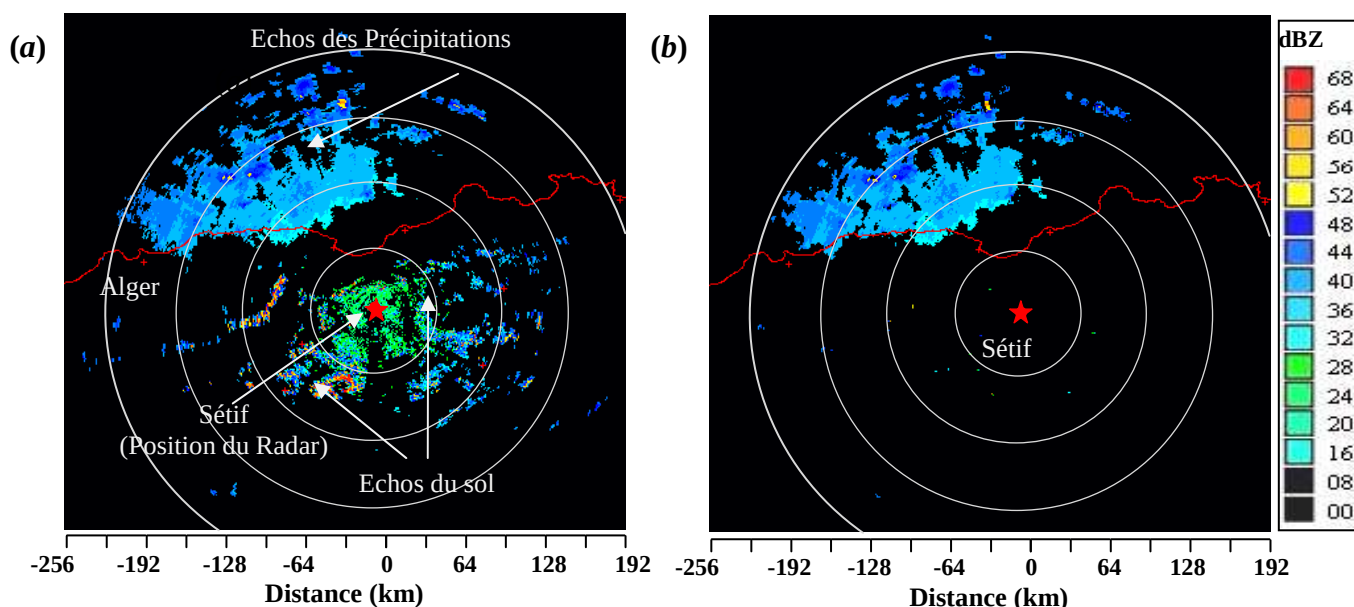


Fig.3.8 : Image radar traitée pour le site de Sétif.

(a) Image brute. (b) Image filtrée (Distance $d = 1$, Orientation $\theta = 0^\circ$)

Pour valider cette technique, nous avons calculé le taux de rejection des échos parasites (T.S) et le taux de préservation des échos de précipitation (T.P).

Pour ce faire, on utilise les équations (3-27) et (3-28). Nous avons calculé le rapport de la surface occupée avant et après le filtrage pour les deux types d'échos. Les résultats de filtrage sont donnés par la table 3.8.

	Type de Fonction	0°			45°			90°		
		T.S	T.P	TM	T.S	T.P	TM	T.S	T.P	TM
OU	Gaussmf	97,63	91,45	93,60	98,78	83,04	88,50	96,06	85,80	89,36
	Gbellmf	97,61	91,56	93,66	98,78	83,17	88,59	96,01	85,81	89,35
	Trimf	96,03	93,23	94,20	98,77	82,44	88,10	95,99	85,56	89,18
ET	Gaussmf	97,25	91,82	93,71	98,77	82,44	88,10	95,90	86,42	89,71
	Gbellmf	97,29	91,87	93,75	98,53	84,20	89,17	95,80	86,52	89,74
	Trimf	96,82	93,57	94,70	98,53	84,30	89,24	95,99	85,56	89,18

Table 3.8 : Pourcentage de taux de reconnaissance par classe (la moyenne de 50 images) pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 90° pour la région de Sétif (OU et ET méthodes).

D'après ces résultats, nous pouvons conclure que la combinaison de la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris et l'approche floue, donne un filtrage satisfaisant. En effet, l'orientation $\theta = 0^\circ$ et le choix d'une fonction d'appartenance triangulaire « trimf » donne un taux moyen de bonne reconnaissance (TM) de 94%. En outre, les échos de précipitations sont préservés à plus de 93% alors que les échos du sol sont éliminés à plus de 97%. On constate, que les autres orientations ($\theta = 45^\circ$ et 90°) ne donnent pas un bon compromis entre les valeurs de T.S et T.P, ce qui explique la valeur de taux moyen qui est relativement faible (TM=89%), malgré l'importance des taux d'élimination des échos parasites (jusqu'à 98%).

Nous allons maintenant considérer le cas où les échos de précipitations sont au dessus des échos fixes. Ce cas est plus délicat à interpréter. La Figure 3.9 illustre cette situation.

Dans cette situation, il est difficile d'estimer le taux de préservation des précipitations et celui de rejection des échos parasites. Pour tester l'efficacité de notre approche, nous avons procédé à l'animation des images. On constate que la majorité des échos parasites ont été supprimés.

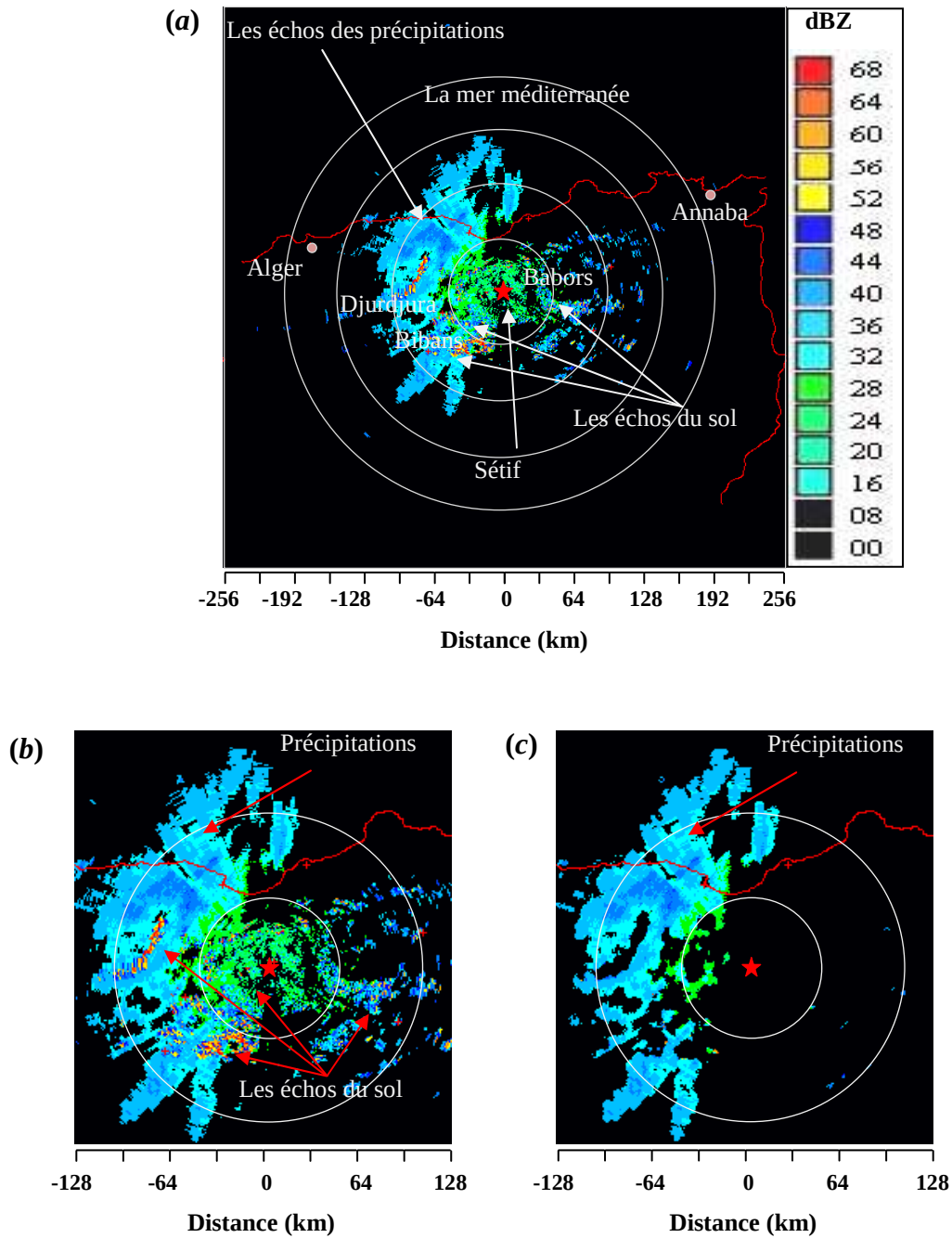


Fig.3.9 : Image radar originale de Sétif (a) (10 janvier 1999 à 6H30mn). Zoom sur la région contaminées avant filtrage (b) et après filtrage (c) par « ET » méthode, pour $\theta=0^\circ$.

4.4.3.2. Résultats du site de Bordeaux

En utilisant la même approche et les mêmes démarches de filtrage, on calcule les taux de préservation des précipitations et les taux de rejection des échos parasites pour le site de Bordeaux. (Voir fig.3.8)

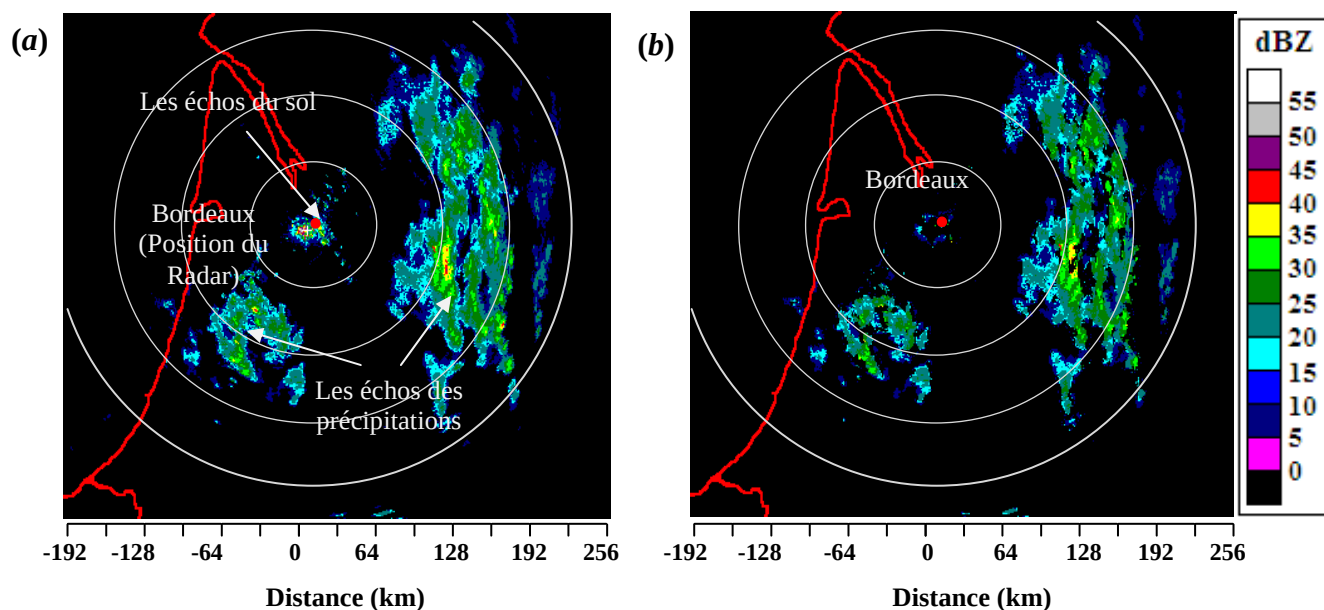


Fig.3.10 : Image radar traitée pour le site de Bordeaux.

(a) Image brute.

(b) Image filtrée (Distance $d = 1$, Orientation $\theta = 0^\circ$)

On peut voir clairement à travers la table 3.9, que le taux moyen de bonne reconnaissance (TM) est de 93%. Les échos de précipitations sont préservés à plus de 92%. En outre, les échos du sol sont éliminés à plus de 97%.

	Type de Fonction	0°			45°			90°		
		T.S	T.P	TM	T.S	T.P	TM	T.S	T.P	TM
OU	gaussmf	97,77	90,52	92,93	96,83	76,92	83,83	95,85	83,23	87,61
	gbellmf	97,76	91,50	93,53	96,47	76,95	83,72	95,85	84,11	88,18
	trimf	96,99	91,77	93,58	96,53	80,07	85,78	95,85	84,44	88,40
ET	gaussmf	97,31	90,50	92,86	96,33	80,28	85,85	95,69	84,52	88,40
	gbellmf	97,26	89,90	92,45	96,17	80,24	85,77	95,41	84,58	88,34
	trimf	96,33	92,32	93,71	97,17	79,91	85,89	95,44	84,75	88,46

Table 3.9 : Pourcentage de taux de reconnaissance par classe (la moyenne de 50 images) pour $\theta = 0^\circ$, 45° et 90° pour la région de Bordeaux (OU et ET méthodes).

La situation de présence des anaprops, qui n'existent que pour le site de Bordeaux, est la plus complexe. Ces derniers sont observés en présence d'une anomalie de propagation. En effet pour certaines conditions météorologiques, le gradient de l'indice de réfraction devient inférieur à $-157 \times 10^{-6}/\text{km}$, et il se forme dans la troposphère des guides atmosphériques semblables à des guides métalliques [Bean et Dutton, 1968]. On enregistre alors sur l'image radar des échos parasites à des distances lointaines du radar. L'indice de réfraction varie surtout en altitude, puisque les paramètres météorologiques varient dans le temps, ce qui donne une structure anisotrope des anaprops [Mesnard et Sauvageot, 2010].

Les anaprops sont caractérisées par des facteurs de réflectivité élevés et une texture inhomogène (voir Figure 3.11(a)). La table 3.10, regroupe les taux de reconnaissance des échos A.P (T.A).

	Type de Fonction	0°	45°	90°
OR	gaussmf	92,65	95,74	91,73
	gbellmf	92,54	96,56	91,75
	trimf	91,87	96,52	90,63
AND	gaussmf	92,42	96,43	91,59
	gbellmf	92,35	96,22	91,31
	trimf	91,50	96,90	90,54

Table 3.10 : Pourcentage de taux de reconnaissance des échos A.P pour $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ et 90° pour la région de Bordeaux (OU et ET méthodes).

Grâce à cette approche, les anaprops apparaissant sur les images de Bordeaux sont éliminées à plus de 96%, particulièrement pour l'orientation $\theta = 45^\circ$ (voir Figure 3.11(b)).

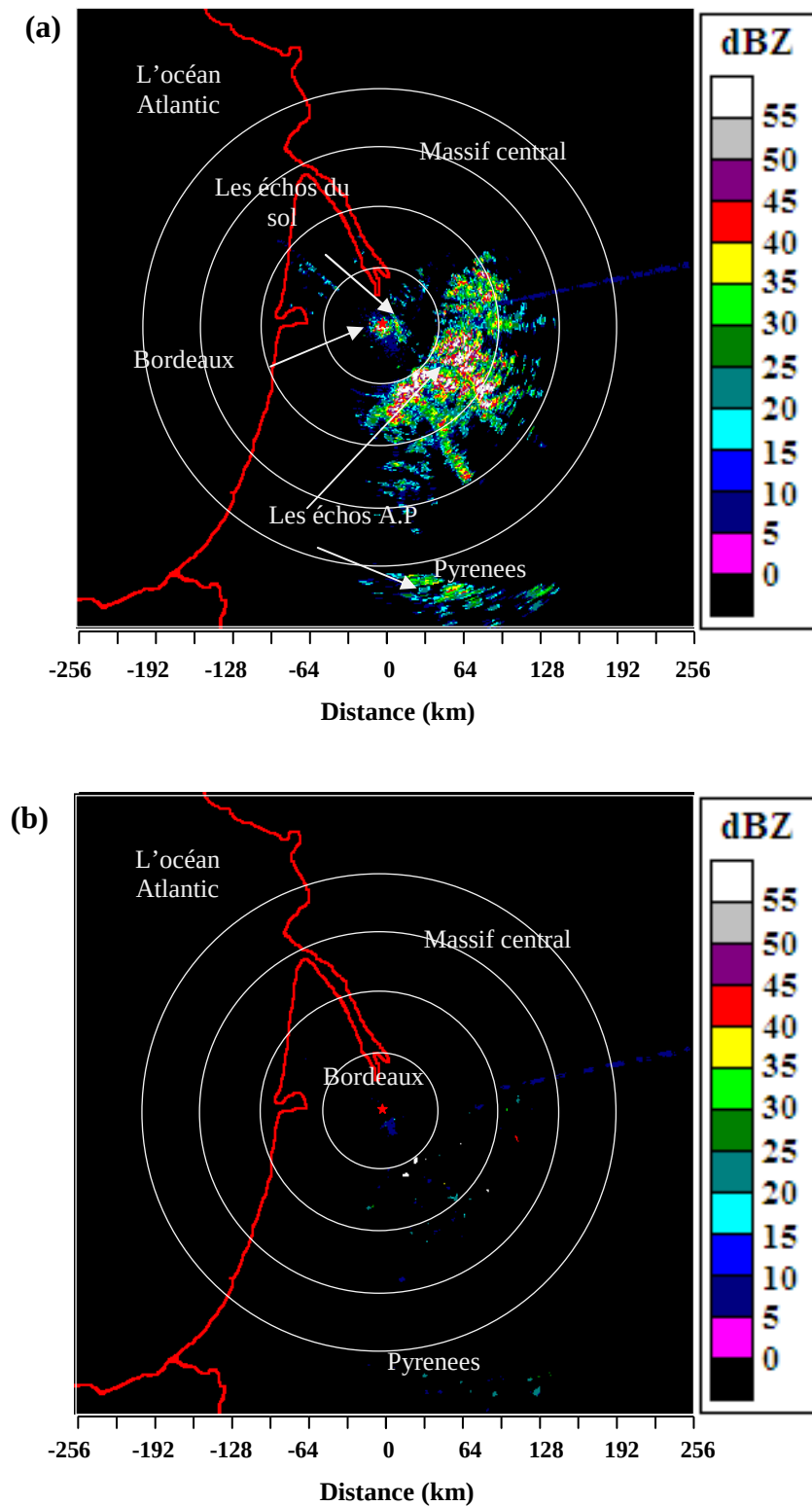


Fig.3.11 : (a) Image radar de Bordeaux contaminée pas les échos fixes et A .P.
(b) Image radar de Bordeaux filtrés.

Pour vérifier que le filtrage des échos du sol n'influe pas sur la réflectivité des échos de précipitations, nous avons comparé l'intensité de pluie collectée au sol et mesurée par le pluviomètre et celle estimée par radar pour le site de Sétif durant le mois de janvier 1999.

Pour ce faire, nous avons utilisé la relation radar $Z=300R_{pr}^{1,5}$ proposée par Sauvageot (1992) pour les climats tempérés, où Z et R_{pr} sont respectivement le facteur de réflectivité radar exprimée en $mm^6 m^{-3}$ et le taux de précipitation exprimée en $mm h^{-1}$.

Nous avons trouvé que l'intensité estimée par radar vaut 70.2 mm alors que celle enregistrée par la station au sol est égale à 80.1 mm. L'erreur d'estimation vaut alors 12.35%.

Les résultats d'estimation après l'application de la technique et la mesure au sol pour le site de Bordeaux durant le mois de Novembre 1996 sont 71,4 mm et 79,4 mm. On déduit alors une erreur de 10.07%. L'erreur commise entre les précipitations estimées et les mesures in situ en considérant les images brutes sont de 41,44%, pour le site de Sétif, et de 31,61%, pour le site de Bordeaux.

D'autre part, on constate que l'erreur est plus faible pour la région Bordelaise. Ceci est dû au grand nombre d'échos de sol observés sur les images radar de Sétif causés par les montagnes du Djurdjura, les Monts des Bibans et des Babors. Rappelons que la région Bordelaise est plutôt plate

L'approche appliquée a prouvé son efficacité pour les deux sites d'étude, puisque les erreurs obtenues, sans l'utilisation de la technique de filtrage, sont trois fois plus grandes que celles obtenues en appliquant notre approche.

Ce résultat semble acceptable, puisque le radar nécessite un étalonnage afin de réduire la différence entre les deux types d'intensités, estimées et mesurées. En outre, le temps de traitement est évalué à 2 minutes. On peut donc traiter des échos radar en temps réel pour les deux sites (Sétif et Bordeaux). [Sadouki et Haddad., 2013]

5. Conclusion

L'approche présentée dans ce chapitre montre que la combinaison texturale floue permet de classer les échos radar sans ambiguïté en particulier pour l'orientation $\theta=0^\circ$ et lorsque on utilise la fonction triangulaire « trimf ». Elle permet d'éliminer plus de 96% des échos en provenance de la surface terrestre et de préserver plus de 93% des échos de pluie. Le taux moyen du filtrage est alors de 94,5%.

Elle est efficace aussi bien pour les échos fixes que pour les anaprops. L'application de cette approche pour l'orientation $\theta=45^\circ$ paraît plus adaptée à l'élimination des échos de type A.P pour les images de Bordeaux. Grâce à cette approche, les anaprops apparaissant sur les images de Bordeaux sont éliminées à plus de 96%.

L'application de l'approche texturale seule donne un taux de filtrage des échos indésirables de l'ordre de 90%, tandis que le taux de préservation des précipitations est d'environ 93%, avec un taux moyen du filtrage de 91,5%. Par conséquent, cette technique, qui est facile à mettre en œuvre par rapport à d'autres approches, peut être utilisée pour le traitement en temps réel des échos radar et estimation des précipitations au niveau des deux sites considérés.

Il est intéressant de noter que les conditions de filtrage des échos parasites sont indépendantes du climat et de la topographie du terrain. Ces résultats montrent que l'approche texturale combiné avec un système flou améliore considérablement les performances du radar météorologique.

CHAPITRE IV : MODELISATION DES IMAGES RADAR ET SATELLITAIRES PAR LES PROCESSUS AUTOREGRESSIFS

1. Introduction

Généralement, les précipitations annuelles assurent une quantité d'eau globale qui peut couvrir les besoins de l'être humain. Cependant, la répartition de cette eau dans le temps pourrait poser un problème. Par conséquent, une compréhension de ce phénomène climatique aiderait au moins à programmer des interventions visant la stabilisation et l'augmentation des rendements.

La région méditerranéenne présente une orographie très complexe et elle est marquée par un contraste terre-mer. Compte tenu de la situation géographique de la zone, le climat est décrit par des propriétés spatiales et temporelles très instables [Lionello et *al.*, 2006]. Le climat est influencé par les perturbations tropicales et des conditions atmosphériques de moyenne latitude [Trigo et *al.*, 2006]. Au cours de ces deux dernières décennies, on a enregistré une baisse conséquente de la pluviométrie en Algérie surtout dans les zones où la quantité des pluies et la répartition des précipitations était déjà à peine suffisantes. C'est ainsi que les planificateurs sont devenus de plus en plus intéressés par l'estimation et la prévision de cette variable aléatoire qui permettrait une gestion rationnelle des ressources hydriques. La prévision de la variabilité climatique ne manque pas d'intérêt dans la mesure où des informations sur ces grandeurs aléatoires pourraient donner l'occasion de mieux ajuster l'efficience productive de l'ensemble du patrimoine des exploitations agricoles par exemple et probablement contribuer à améliorer son revenu.

Plusieurs techniques statistiques de l'analyse des données par les réseaux de pluviomètres ont été publiées dans la littérature. Les modèles proposés peuvent être regroupés en quatre catégories. Il s'agit principalement des modèles conditionnels, modèles à cascades, chaînes de Markov et les modèles paramétriques [Trigo et *al.*, 2006 ; Alpert et *al.*, 2006]. La distribution des jauges de pluies à travers le globe terrestre est assez variable, allant de réseaux relativement denses dans les pays développés à un nombre très limité de jauges dans les pays pauvres. En Algérie, les pluies sont collectées au niveau des stations météorologiques à l'échelle de l'heure, ce qui n'est pas suffisant pour une étude appropriée, qualitative et

rigoureuse des champs des précipitations. Le Radar fournit une couverture continue dans le temps et dans l'espace des champs des précipitations. Les Radar côtiers offrent l'avantage particulier d'étudier le comportement des précipitations sur terre et sur mer. Notre contribution est de fournir une description complète des précipitations dans la zone méditerranéenne qui est le siège du changement et même de bouleversement climatique.

Plusieurs modèles statistiques ont été proposés pour restituer au mieux la réalité du phénomène de pluie. En 1978, Delleur a utilisé les processus ARIMA pour la prévision et la simulation en hydrométéorologie. En 2000, Haddad *et al.* ont montré que les précipitations sont bien décrites par un modèle Markovien du premier ordre à 2 états en considérant les surfaces journalières occupées par les précipitations dans les images radar prises dans la région bordelaise au cours de l'année 1996. Lazri *et al.* (2007) ont analysé le comportement des précipitations sur la mer et sur le continent et ont confirmé le caractère Markovien du phénomène à partir d'images prises par le radar de Sétif. Cette représentation s'inscrit dans un cadre d'une approche globale où nous avons supposé que l'état observé à l'état présent ne dépend que de l'état précédent immédiat. Afin d'améliorer ce résultat, nous proposons dans ce chapitre de prendre en compte plus d'états antérieures, ceci à travers une modélisation autorégressive.

2. Caractéristiques d'un processus stochastique

Un processus stochastique X est une famille de variables aléatoires réelles $(X_t)_{t \in \Theta}$, où $\Theta \subset \mathbb{R}$ est appelé l'espace des temps. Si $\Theta \subset \mathbb{Z}$, le processus est dit à temps discret. Si Θ est un intervalle de $\mathbb{R}$, le processus est dit à temps continu.

Les caractéristiques les plus importantes d'un processus stochastique sont [Bosq et Lecoutre, 1992] :

2.1. Moyenne

On appelle moyenne $\bar{X}$ d'un processus stochastique X_t , la fonction définie sur $\mathbb{Z}$ par :

$$\bar{X} = \mu_t = E(X_t) \quad t \in \mathbb{Z} \quad (4.1)$$

2.2. Variance

La variance d'un processus est la fonction définie sur $\mathbb{Z}$ par :

$$\sigma_X^2(t) = V(X_t) = E[(X_t - \mu_t)^2] \quad t \in \mathbb{Z} \quad (4.2)$$

2.3. Fonction d'autocovariance

La fonction d'autocovariance $\gamma(h)$ d'un processus aléatoire est donnée par :

$$\text{Cov}(X_t, X_{t+h}) = E[(X_t - \mu_t)(X_{t+h} - \mu_{t+h})] = \gamma(h) \quad t, h \in \mathbb{Z} \quad (4.3)$$

Le graphe de cette fonction est appelé *variogramme*.

2.4. Fonction d'autocorrélation

La fonction d'autocorrélation notée $\rho(h)$ de retard h , $h \in \mathbb{Z}$, d'un processus, du second ordre, faiblement stationnaire de moyenne $\bar{X}$ et de variance $\text{Var}(X_t) = \gamma(0)$, est définie par :

$$\rho(h) = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(X_{i+h} - \bar{X})}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad \forall h \in \mathbb{Z} \quad (4.4)$$

Où $\gamma(h)$ est la fonction d'autocovariance.

C'est une mesure de la mémoire du processus, c'est-à-dire du degré de dépendance à la date t de ce qui s'est passé à la date $t - h$. Le graphe de cette fonction est appelé *corrélogramme*.

Si $\rho(h)$ décroît rapidement quand le nombre de retard augmente, cela signifie que la série est stationnaire [Eurisko, 2011]. Sinon, elle est sans doute non stationnaire ou de mémoire longue.

2.5. Opérateurs avance et retard

On appelle opérateur *retard*, l'opérateur B , qui à tout processus $(X_t)_{t \in \mathbb{Z}}$, associe le processus (Y_t) , défini par :

$$Y_t = BX_t = X_{t-1} \quad \forall t \in \mathbb{Z} \quad (4.5)$$

L'opérateur B est linéaire et inversible. Son inverse $B^{-1} = F$ est défini par :

$$FX_t = X_{t+1} \quad \forall t \in \mathbb{Z} \quad (4.6)$$

L'opérateur F est appelé opérateur *avance*.

2.6. Autocorrélation partielle

Pour une série stationnaire (X_t) , on définit la fonction d'autocorrélation partielle notée $\psi(h)$ de retard h , $h \in \mathbb{Z}$, par :

$$\psi(h) = \text{corr}(\hat{X}_t, \hat{X}_{t-h}) \quad (4.7)$$

$$\text{Où : } \begin{cases} \hat{X}_{t-h} = X_{t-h} - E(X_{t-h} | X_{t-1}, \dots, X_{t-h+1}) \\ \hat{X}_t = X_t - E(X_t | X_{t-1}, \dots, X_{t-h+1}) \end{cases}$$

Le graphe de cette fonction est appelé *corrélogramme partiel*.

3. Modélisation des séries chronologiques

Une série chronologique est l'observation à T instants d'un processus stochastique. Modéliser une série chronologique consiste à développer des modèles permettant de décrire le comportement de cette dernière et de résoudre les problèmes liés à la prévision.

3.1. Processus autorégressif d'ordre p

Considérons une série chronologique formée de variables aléatoires $X_1, \dots, X_n$. Un processus autorégressif d'ordre p ou processus $AR(p)$ est celui pour lequel l'observation à l'instant t dépend linéairement des p observations du passé. Donc, les modèles autorégressifs supposent que X_t est une fonction linéaire des valeurs précédentes. [Didier, 2000]

$$X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4-8)$$

Où ϕ_i sont les coefficients d'auto-régression, et ε_t , est l'erreur d'ajustement qui est de distribution gaussienne. Elle est donc assimilable à un bruit gaussien blanc.

Comme l'opérateur retard B se définit pour $t \in \mathbb{Z}$ comme suit:

$$\begin{aligned}
BX_t &= X_{t-1} \\
B^2X_t &= B(BX_t) = BX_{t-1} = X_{t-2} \\
&\vdots \\
B^mX_t &= X_{t-m}
\end{aligned}
\tag{4-9}$$

L'expression (3-8) peut se mettre sous la forme :

$$\Phi(B)X_t = \varepsilon_t \tag{4-10}$$

Où $\Phi(B)$ est le polynôme de retard, de degré p , donné par :

$$\Phi(B) = 1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i \tag{4-11}$$

Avec $\phi_i \in \mathbb{R}$, et $\phi_p \neq 0$.

D'où l'expression de X_t :

$$X_t = \Phi^{-1}(B)\varepsilon_t \tag{4-12}$$

Pour que le processus soit stationnaire, les racines $\Phi(B) = 0$, doivent être situées hors du disque unité. Pour un processus autorégressif d'ordre p , les conditions de stationnarités sont données par :

$$\begin{aligned}
\phi_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p &< 1 \\
-\phi_1 + \phi_2 + \dots + (-1)^p \phi_p &< 1 \\
-1 &< \phi_p < 1
\end{aligned}$$

Le modèle sera strictement stationnaire si les erreurs suivent une même loi, c'est-à-dire si elles sont décrites par une même espérance mathématique et une même variance. Les erreurs se distribuent alors comme un bruit. Dans le cas où les erreurs suivent une loi normale $N(0, \sigma^2)$, le processus est stationnaire du second ordre ou partiellement stationnaire.

Compte tenu du fait que les variables aléatoire X_t et ε_t sont indépendantes, nous aboutissons au système d'équations de Yule-Walker. Soient :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{p-2} \\ \rho_1 & \rho_2 & 1 & \cdots & \rho_{p-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \rho_{p-3} & \cdots & 1 \end{pmatrix}}_R \begin{pmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \phi_3 \\ \vdots \\ \phi_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} \quad (4-13)$$

Pour estimer les paramètres du modèle, nous avons utilisé l'algorithme de Levinson Durbin [Eurisko, 2011]. L'ordre du modèle est obtenu lorsque la variance σ^2 de l'erreur devient constante.

3.2. Les coefficients du processus autorégressif

On considère la matrice R^* obtenue en remplaçant la dernière colonne de la matrice R de l'équation (4-13) par le vecteur $[\rho_1, \dots, \rho_p]'$. La fonction d'autocorrélation partielle est donnée par:

$$\phi_h = \frac{|R^*|}{|R|} \quad (4-14)$$

Pour $P=1$, $\phi_1=\rho(1)$ et $\sigma^2 = 1 - \phi_{11}^2$.

Pour les ordres supérieurs ($p \geq 2$), les coefficients du processus AR sont calculés en utilisant les relations de récurrence suivantes [Bosq et Lecoutre, 1992] :

$$\phi_{hh} = \frac{\rho(h) - \sum_{p=1}^{h-1} \phi_{h-1,p} \rho(h-p)}{1 - \sum_{p=1}^{h-1} \phi_{h-1,p} \rho(p)} \quad (4-15)$$

$$\phi_{h,p} = \phi_{h-1,p} - \phi_{hh} \phi_{h-1,h-p} \quad (4-16)$$

$$\sigma_h^2 = 1 - \sum_{i=1}^h \phi_{hi}^2 \quad (4-17)$$

Si le processus est d'ordre p , on a :

$$\sigma_{p+1}^2 = \sigma_p^2, \phi_{p+1,i} = \phi_{p,i}, \phi_{p+1,p+1} = 0$$

L'ordre d'un processus autorégressif correspond à la valeur pour laquelle la fonction d'autocorrélation partielle est nulle. Les estimations des coefficients d'autocorrélation partielle ϕ_{hh} sont considérées nulles si elles se situent à l'intérieur de l'intervalle de confiance construit à partir des écarts types.

On reconnaît qu'une série suit un processus AR(p) si le corrélogramme de sa fonction d'autocorrélation décroît vers 0 et sa fonction d'autocorrélation partielle s'annule à partir d'un décalage p .

Lorsque nous avons traité les images satellitaires et radar de la région méditerranéenne, nous avons constaté que les échos de pluie, étaient caractérisés par une grande persistance. En outre, nous avons remarqué que les échos de pluie étaient présents sur une période de plus d'un mois. De telles propriétés impliquent que l'évolution des précipitations au cours du temps peut être décrite par une suite de variables aléatoires formant un processus autorégressif.

4. Traitement des données

Les images satellitaires et radar de la région d'étude sont divisées en deux zones, l'une correspond à la mer et l'autre au continent (fig. (4.1.a) et fig. (4.1.b)). Pour une analyse fine du phénomène, on a procédé par des fenêtres d'analyse 5×5 pixels sur une zone de 60×200 pixels pour les images satellitaires et une zone de 150×450 pixels pour les images radar.

Pour le cas des images satellitaires, les intensités des précipitations ont été calculées en utilisant la technique GPI(Global Precipitation Index), qui a été développé par Arkin et Meisner (1987). L'intensité des précipitations Pr est donnée par l'expression suivante :

$$Pr(mm) = 3 \cdot F_C \cdot t \quad (4.18)$$

Où « 3 » est une constante exprimée en millimètres/heure, F_C (fractional coverage) est la fréquence d'occurrence des pixels pluvieux dans une fenêtre/nombre total des pixels dans la même fenêtre (le pixel est considéré pluvieux si sa température de brillance est $< 253K$ ($-20^\circ C$)), et « t » est la période (par heures) pendant laquelle " F_C " a été calculée.

Pour rechercher les meilleurs seuils et fenêtres d'analyse, les données satellitaires ont été couplées aux données au sol qui nous ont été fournies par l'office national de météorologie. On trouve que la meilleure estimation est obtenue pour un seuil de température de -20°C et une fenêtre d'analyse de $90 \times 90 \text{ km}^2$ [Mokdad et Haddad, 2013].

Pour calculer les précipitations d'une journée de 24h, on détermine en premier lieu l'intensité pour chaque heure (Pr_i), en utilisant le cumul de précipitations estimé par les 4 images enregistrées pendant cette période. Ensuite, on calcule la somme des résultats des 24 heures comme suit :

$$Pr_{(24H)} = \sum_{i=1}^{i=24} Pr_i \quad (4.19)$$

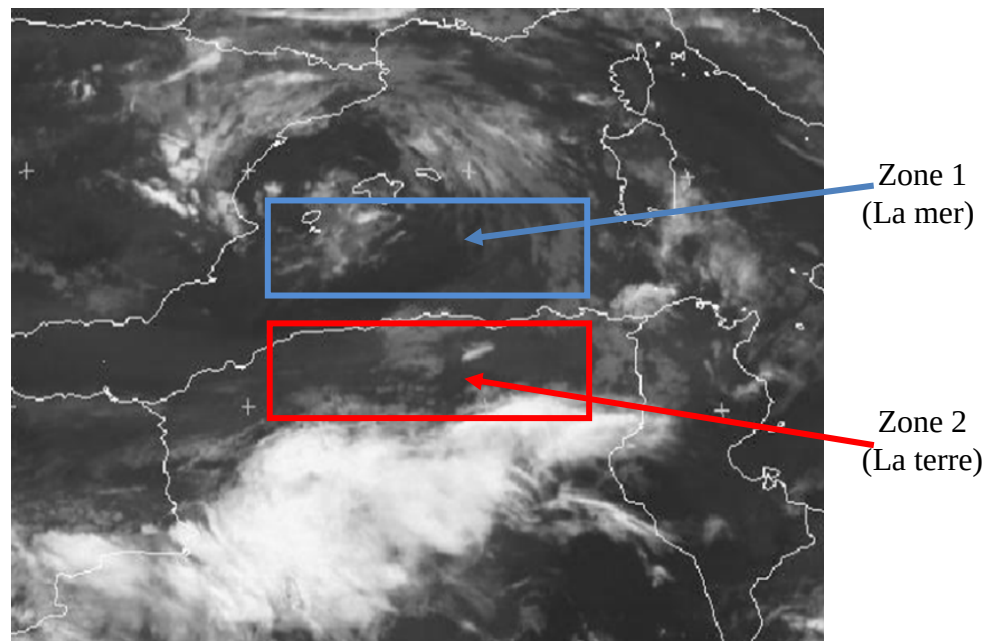


Fig.4.1.a. Image Satellitaire prise le 3/6/2011 à 20H
représentant les deux zones d'étude

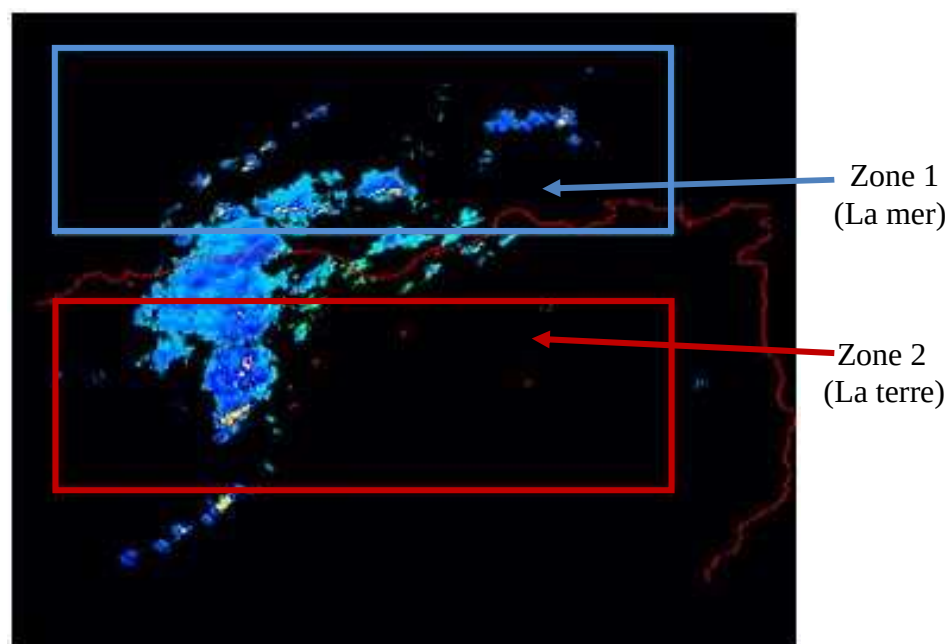


Fig.4.1.b. Image Radar représentant les deux zones d'étude.

Les données journalières pour les deux zones sont représentées par les figures (4.2.a et 4.2.b).

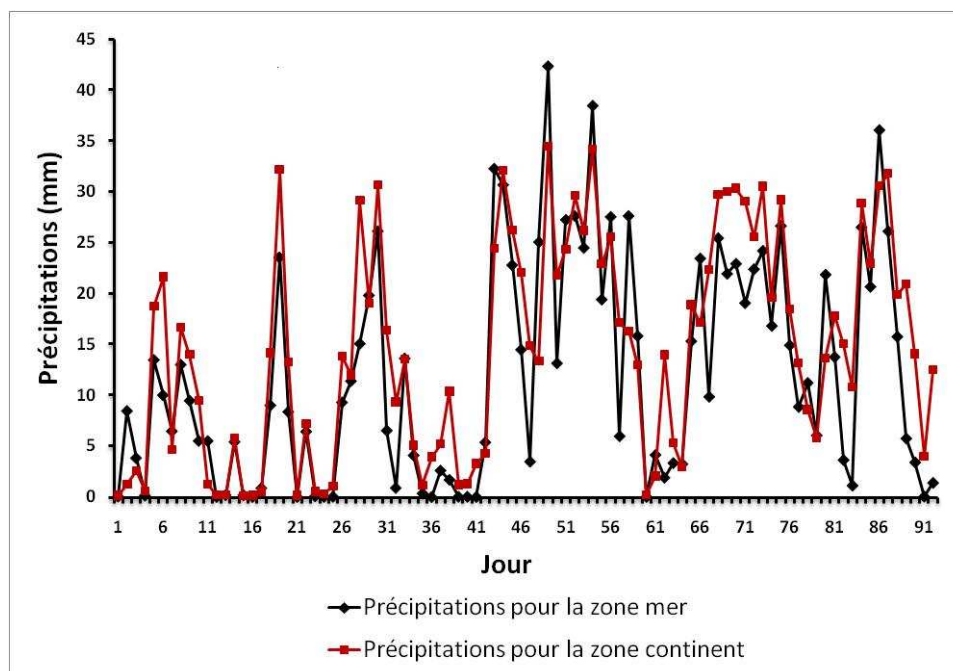


Fig.4.2.a. Intensités des précipitations journalières pour les deux zones (Images satellitaires)

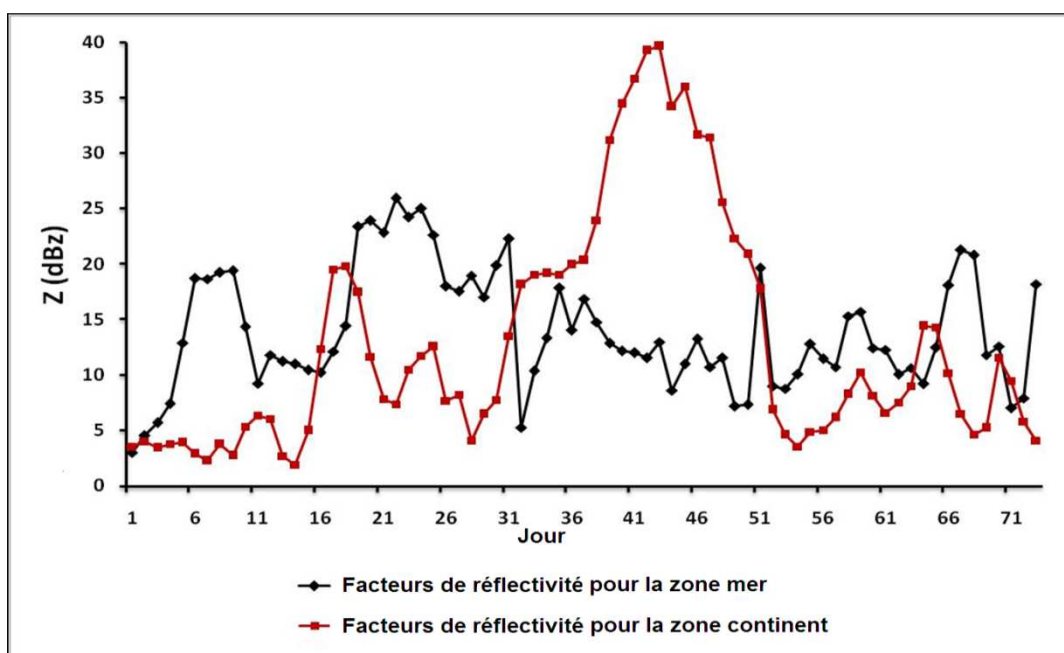


Fig.4.2.b. Variations des facteurs de réflectivités journaliers pour les deux zones

D'après les courbes 4.2.a et 4.2.b, il est clair que les séries de données sont stationnaires du moment qu'elles présentent des fluctuations, autour d'une moyenne d'intensité de 13.27 mm pour les images satellitaires et de facteurs de réflectivité de 13.44 dBz pour des images radar.

5. Résultats et interprétations

Les figures suivantes présentent les variations des coefficients d'autocorrélation (AC) et des coefficients d'autocorrélation partielle (PAC) pour les deux zones d'études.

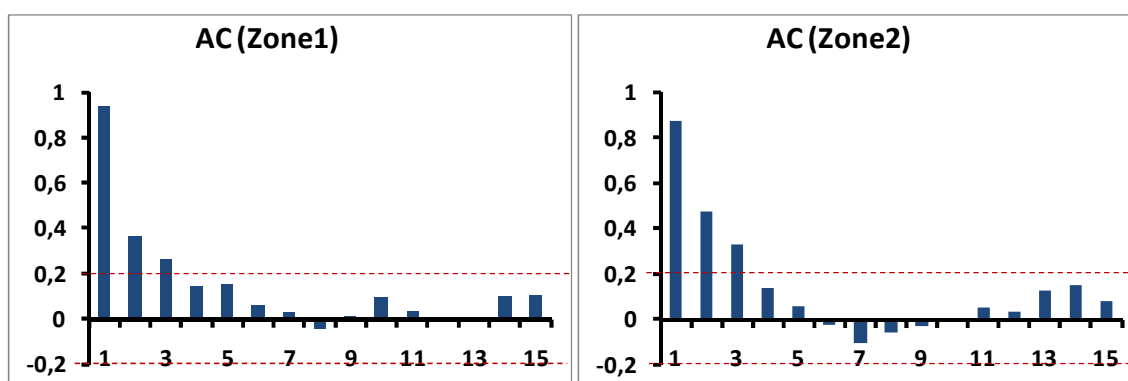


Fig.4.3.a. Variations des coefficients d'autocorrélation (AC) (Traitement par images satellitaires pour les deux zones).

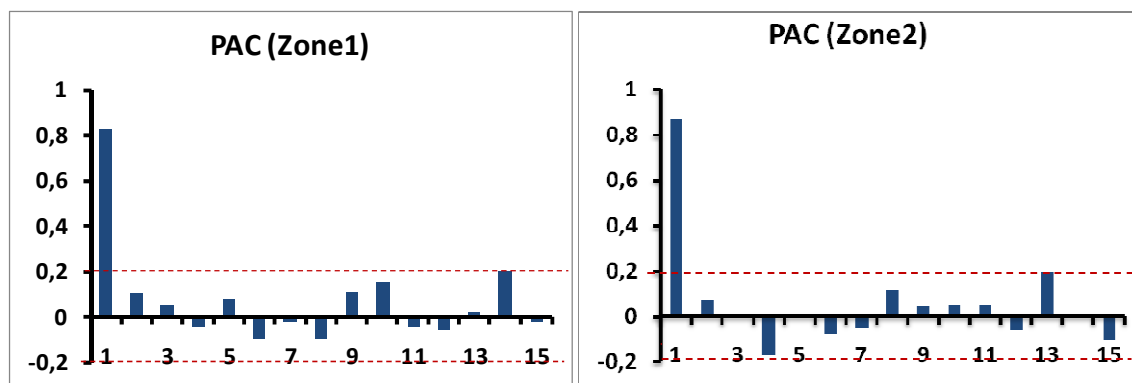


Fig.4.3.b. Variations des coefficients d'autocorrélation partielle (PAC) (Traitement par images satellitaires pour les deux zones).

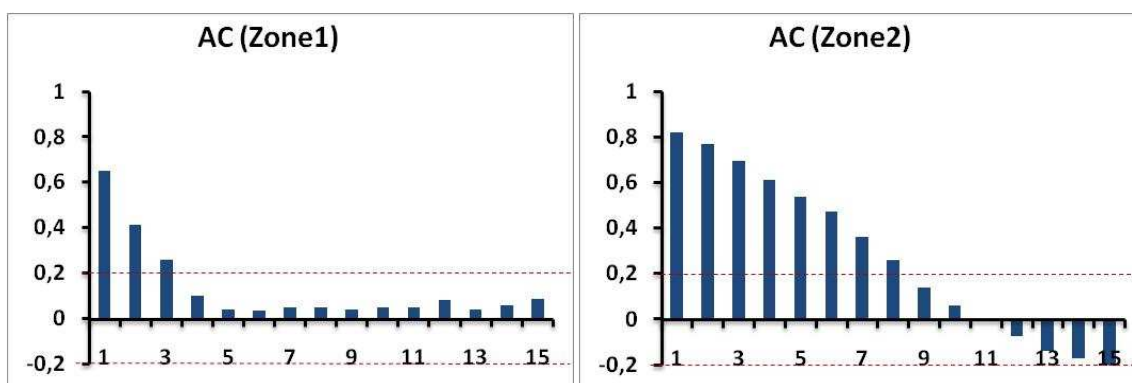


Fig.4.3.c. Variations des coefficients d'autocorrélation (AC) (Traitement par images radar pour les deux zones).

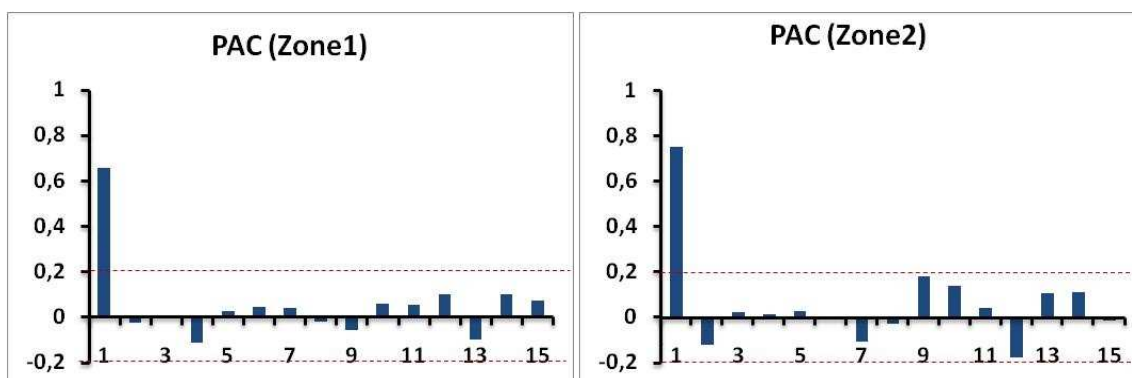


Fig.4.3.d. Variations des coefficients d'autocorrélation partielle (PAC) (Traitement par images radar pour les deux zones).

Nous remarquons que les coefficients d'autocorrélation décroissent de façon exponentielle d'une part et que les coefficients d'autocorrélation partielle d'ordre supérieur à un, se trouvent à l'intérieur de la bande de confiance délimitée par l'intervalle $[-0.2, 0.2]$.

Les coefficients du processus autorégressif « AR » pour les ordres $P=1, 2$ et 3 sont calculés et présentés dans le tableau suivant :

	Traitement par images satellitaires	Traitement par images Radar
Zone 1	AR(1): $\phi_{11} = 0,8235$ $\sigma_1^2 = 0,3218$ AR(2): $\phi_{21} = 0,7398$ $\phi_{22} = 0,1017$ $\sigma_2^2 = 0,4424$ AR(3): $\phi_{31} = 0,7350$ $\phi_{32} = 0,0674$ $\phi_{33} = 0,0464$ $\sigma_3^2 = 0,4530$	AR(1): $\phi_{11} = 0,6559$ $\sigma_1^2 = 0,5698$ AR(2): $\phi_{21} = 0,6729$ $\phi_{22} = -0,026$ $\sigma_2^2 = 0,5466$ AR(3): $\phi_{31} = 0,6731$ $\phi_{32} = -0,0314$ $\phi_{33} = 0,0081$ $\sigma_3^2 = 0,5459$
Zone2	AR(1): $\phi_{11} = 0,8710$ $\sigma_1^2 = 0,2414$ AR(2): $\phi_{21} = 0,8099$ $\phi_{22} = 0,0701$ $\sigma_2^2 = 0,3391$ AR(3): $\phi_{31} = 0,8104$ $\phi_{32} = 0,0755$ $\phi_{33} = -0,0067$ $\sigma_3^2 = 0,3375$	AR(1): $\phi_{11} = 0,7500$ $\sigma_1^2 = 0,4375$ AR(2): $\phi_{21} = 0,8430$ $\phi_{22} = -0,1240$ $\sigma_2^2 = 0,2740$ AR(3): $\phi_{31} = 0,8459$ $\phi_{32} = -0,1436$ $\phi_{33} = 0,0232$ $\sigma_3^2 = 0,2633$

Table 4.1 : Les coefficients du processus Autorégressif.

(Images radar et satellitaires).

L'algorithme a été appliqué sur l'ensemble des fenêtres. Le paramètre ϕ_{ij} varie alors entre 0 et 0,8710. L'analyse des coefficients d'autocorrélation partielle ϕ_{ij} montre que :

- Le processus est stationnaire au premier ordre ($\phi_{1p} \approx 0,8$ et ϕ_p (pour $i > 1$) ≈ 0)
- Les coefficients ϕ_p de la zone « continent » sont légèrement supérieurs aux coefficients de la zone « mer ».
- La variance de l'erreur est plus importante en mer qu'en continent.
- Le modèle AR(1) est bien adapté pour décrire les précipitations.

Aussi, nous nous sommes intéressés aux cellules orageuses observées lors de la journée du 21 juin 1996 à Bordeaux. On a trouvé que les facteurs de réflectivité radar caractérisant la zone orageuse sont convenablement décrits par un processus autorégressif d'ordre un AR(1). On déduit alors que les précipitations sont bien décrites par un processus autorégressif d'ordre un quelque soit leurs types (Voir annexe D).

6. Validation

Après avoir identifié le modèle, il est nécessaire de vérifier l'adéquation du modèle retenu avec les observations. Comme les erreurs ne sont pas observables, on les remplace par les erreurs estimées, calculées à partir des paramètres estimés du modèle $AR(p)$ retenu. Les erreurs s'écrivent alors [Eurisko, 2011] :

$$\hat{\varepsilon}_t = X_t - \sum_{i=1}^p \phi_{pi} X_{t-i} \quad (4-20)$$

Le test d'adéquation sera basé sur le test de Khi-deux (χ^2) et sur la fonction d'autocorrélation des erreurs estimées. Cette fonction s'écrit :

$$\rho_h(\hat{\varepsilon}_t) = \frac{\sum_{t=1}^{n-h} \left(\hat{\varepsilon}_t \right) \left(\hat{\varepsilon}_{t+h} \right)}{\sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2} \quad (4-21)$$

Néanmoins, en raison d'une certaine dispersion dans le calcul des coefficients d'autocorrélation, il est préférable de les considérer dans leur ensemble. On calcule alors les 15 premières fonctions d'autocorrélation des erreurs. Pour cela, on utilise alors la distribution statistique de Box et Pierce donnée par [Bosq et Lecoutre, 1992] :

$$Q_n = n \sum_{h=1}^{15} \rho_h^2 \left(\hat{\varepsilon}_t \right) \quad (4-22)$$

Où n est l'effectif total étudié.

Pour un risque d'erreur $\alpha=0,05$ et pour 14 (15-P(=1)) degrés de liberté, on lit une valeur de 23,68 sur la table Khi-deux. La table 3.2 donne les valeurs estimées Q_n .

Q_n	Traitement par les données Satellitaires	Traitement par les données Radar
Zone 1	20,53	14,14
Zone 2	18,32	11,88

Table 4.2 : Valeurs de Q_n pour les deux zones

Les résultats donnés par la table 4.2 montrent que Q_n est toujours inférieur à χ^2_{seuil} pour les zones mer et terre. Les erreurs sont donc indépendantes entre elles.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les éléments essentiels des processus stochastiques et leurs caractéristiques.

L'étude statistique des séries chronologiques des champs de précipitations, extraits des images radar de Sétif ou des images satellitaires de la région méditerranéenne, nous a permis de montrer la fiabilité des processus autorégressifs pour décrire ces séries.

Compte tenu de l'évolution des fonctions d'autocorrélation simple et partielle et des tests d'adéquations, nous avons, alors, trouvé que les pluies peuvent être représentées par un processus autorégressifs du premier ordre AR(1) aussi bien sur mer que sur le continent quelque soit le type d'images utilisées.[Sadouki et *al.*, 2011 ; Sadouki et *al.*, 2012].

CONCLUSION

Ce travail de thèse s'inscrit dans une démarche de modélisation des échos radar en vue d'applications hydrologiques et de prévision.

Nous avons d'abord passé en revue les différentes techniques permettant de caractériser les champs de précipitations et les instruments permettant de mesurer ou d'estimer les pluies. En outre, nous avons présenté notre banque de données et les algorithmes de prétraitement des images radar

Ensuite, nous avons appliqué l'approche fractale pour analyser la structure des précipitations. Pour ce faire, nous avons utilisé la méthode aire/paramètre et la méthode de comptage des boîtes (box-counting). De même, nous avons analysé le paramètre de Korcak pour les échos de précipitations observés dans les images radar de Sétif (Alger) et de bordeaux (France). Nous avons montré que la dimension fractale dépend de la technique utilisée et du seuil d'analyse. A travers ce résultat, on déduit que la structure des précipitations est bien multi fractale. En outre, nous avons montré que la structure des précipitations observée à Bordeaux est plus uniforme que celle de Sétif.

Pour la classification des échos dans les images radar, nous avons appliqué deux approches basées sur les propriétés texturales. La première repose sur l'approche texturale seule, en utilisant deux méthodes qui sont la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris et la méthode des histogrammes des sommes et des différences de niveaux de gris, alors que la seconde est la combinaison de l'approche texturale basée sur la méthode des matrices de cooccurrence de niveaux de gris et un système flou. Pour la seconde technique proposée, nous avons combiné les deux paramètres texturaux qui permettent de distinguer les échos de précipitations des échos parasites, à savoir l'énergie et l'homogénéité locale, dans un système flou.

L'application de l'approche texturale seule donne un taux moyen de reconnaissance des deux classes décrites par les précipitations et les échos du sol de 91,5% alors que la combinaison textural-floue permet d'avoir un taux moyen de reconnaissance de 94,5%. En plus, il est à signaler que cette approche semble plus adaptée à l'élimination des échos de type A.P qui apparaissent dans les images de Bordeaux notamment pour l'orientation $\theta=45^\circ$. Soulignons que les seuils des fonctions d'appartenance utilisés sont identiques pour les deux

sites. D'autre part, le temps de traitement des images radar ne dépasse pas trois minutes permettant ainsi un filtrage en temps réel des échos radar. Etant donné que la plupart des radars utilisés pour les stations météorologiques ne sont ni Doppler, ni polarimétrique, le système automatique proposé permettra d'améliorer considérablement les performances du radar météorologique en assurant une bonne estimation des précipitations. Il serait intéressant d'appliquer cette technique sur d'autres sites où prévalent des climats différents pour évaluer l'efficacité de la technique et de déterminer si les seuils des fonctions d'appartenance restent toujours invariants.

Ensuite une description du comportement des précipitations à travers une modélisation autorégressive a été effectuée. Pour cela, deux séries chronologiques regroupant des images radar et satellitaires de la région méditerranéenne ont été considérées. On a montré que les précipitations peuvent être décrites par un processus autorégressifs du premier ordre, quelque soit leurs types (stratiforme ou convective), sur mer ou sur terre. Cette approche nous a permis de montrer que le passé des précipitations se limite uniquement au jour précédent. Elle peut servir aussi bien dans le domaine agricole qu'en hydrologie pour le choix de sites de barrages.

Parmi les perspectives d'avenir, nous allons nous intéresser davantage aux images satellitaires MSG qui offrent une grande richesse d'informations à travers les douze canaux proposés. Parmi les applications envisagées, nous songeons évidemment à développer des techniques d'estimation des précipitation, mais aussi des systèmes d'alerte pour les feux de forêts qui sont responsables de dégâts considérable au niveau de la faune et à étudier la désertification en Algérie.

Depuis un certain temps, la pollution atmosphérique est devenue l'une des préoccupations de la communauté scientifique à cause des pertes en vies humaine enregistrées surtout dans les grandes villes. Ce thème d'actualité sera l'une de nos préoccupations à court terme. Ceci nécessite, bien sûr, une véritable collaboration des services de l'office national de la météorologie.

TYPES ET CARACTERISATION DES NUAGES

A.1. Etages nuageux

On peut trouver des nuages à différents niveaux de la troposphère. On a donc divisé cette dernière en trois étages appelés respectivement :

- Étage inférieur (noté C_L pour low)
- Étage moyen (noté C_M pour middle)
- Étage supérieur (noté C_H pour high)

Les limites verticales des étages nuageux se chevauchent et de plus, dépendent de la latitude des régions concernées. La table A-1 donne les limites approximatives des étages nuageux.

Etages	Régions polaires	Régions tempérées	Régions tropicales
Inférieur	0 à 2 km	0 à 2 km	0 à 2 km
Moyen	de 2 à 4 km	de 2 à 7 km	de 2 à 8 km
Supérieur	de 3 à 8 km	de 5 à 13 km	de 6 à 18 km

Table A-1 : Limites approximatives des étages nuageux

A.2. Classification internationale des nuages

Il existe dix (10) types de nuages ; leurs altitudes et épaisseurs moyennes sont résumées dans la table A-2.

Nom	Cirrus	Cirrocumulus	Cirrostratus	Alto cumulus	Altostratus
Hauteur de la base (m)	6000 – 12500	5000 – 10000	5000 - 11000	2000 - 6000	2000 - 4500
Épaisseur moyenne (m)	300	500	500	1500	200
Nom	Nimbostratus	Stratocumulus	Cumulonimbus	Cumulus	Stratus
Hauteur de la base (m)	400 – 1800	600 – 2000	400 - 2000	150 - 2000	0 – 500
Épaisseur moyenne (m)	3000	600	7000	2000	300

Table A-2 : Caractérisation des nuages par leur hauteur et leur épaisseur (d'après Triplet, 1977).

Chaque nuage ne peut appartenir qu'à un seul type. En général, on le reconnaît d'après sa forme (nuage cumuliforme ou stratiforme), sa taille, l'étage auquel il appartient, et aussi grâce à certains phénomènes qui lui sont associés (exemple l'orage est toujours dû à un cumulonimbus).

La table A-3 résume les 10 genres nuageux, leur abréviation, l'étage nuageux auquel appartient le genre ainsi que le caractère stable ou instable du nuage et sa constitution physique.

Genre	Abréviation	Etage	Stabilité	Constitution physique
Cirrus	Ci	Sup	Stable	Glace
Cirrocumulus	Cc	Sup	Instable	Glace
Cirrostratus	Cs	Sup	Stable	Glace
Alto cumulus	Ac	Moyen	Instable	Eau + Glace
Altostratus	As	Moyen	Stable	Eau + Glace
Nimbostratus	Ns	Inf/Sup	Stable	Eau + Glace
Stratocumulus	Sc	Inf	(I)	Eau ou Eau + Glace
Stratus	St	Inf	Stable	Eau ou Eau + Glace
Cumulus	Cu	Inf/Moy	Instable	Eau (base) Glace (som)
Cumulonimbus	Cb	Inf/Sup	Instable	Eau (base) Glace (som)

Table A-3 : Caractérisation des dix genres de nuages (les stratocumulus peuvent être considérés comme stable ou instable)

L'analyse de la table A-3 nous permet de tirer quelques constatations :

- La racine « cirr » est reprise pour tous les nuages qui n'appartiennent qu'à l'étage supérieur.
- Il en est de même avec les nuages qui n'appartiennent qu'à l'étage moyen avec la racine « alto ».

Certains nuages ont une extension verticale qui les fait empiéter sur plusieurs étages : le cumulus qui s'étend de l'étage inférieur à l'étage moyen et le nimbostratus et le cumulonimbus qui s'étendent de l'étage inférieur à l'étage supérieur.

A.3. Description des dix genres de nuages

A.3.1. Stratus

Les stratus se présentent sous forme d'une couche nuageuse grise, dense, uniforme donnant lieu à du brouillard quand sa base atteint le sol. Il est constitué de gouttelettes d'eau (parfois de particules de glace).

Précipitations associées : bruine ou neige en grains.

A.3.2. Cumulus

a. Cumulus Congestus

Les Cumulus Congestus se caractérisent par un développement vertical important, dont l'aspect bouillonnant révèle de puissants mouvements verticaux. Ils sont constitués de

gouttelettes d'eau ou de cristaux de glace (si la partie supérieure du nuage est très $< 0^{\circ}\text{C}$).
Précipitations associées : averses de pluie, neige ou neige roulée.

b. Cumulus bumilis

Les Cumulus bumilis sont des nuages séparés, avec des contours bien délimités, une base horizontale avec faible développement vertical. Ils sont appelés des nuages de beau temps, apparaissant le matin et disparaissant le soir. Ils sont constitués de gouttelettes d'eau. Pas de précipitations associées.

A.3.3. Nimbostratus

Les Nimbostratus apparaissent sous forme d'une couche nuageuse grise et sombre dont l'aspect est rendu flou par des chutes de pluie ou de neige atteignant le sol. L'épaisseur de cette couche est partout suffisante pour masquer complètement le soleil. Ce nuage est constitué de gouttelettes d'eau, de cristaux de glace ou de flocons de neige. Précipitations associées : pluie, neige ou granules de glace.

A.3.4. Altostratus

En présence d'Altostratus, on observe une nappe ou couche nuageuse grisâtre ou bleuâtre couvrant totalement ou partiellement le ciel, laissant voir le soleil comme à travers un verre dépoli. Constitué de gouttelettes d'eau (parfois surfondues), de cristaux de glace ou de neige, il est à l'origine de chutes de pluie, de neige ou de granules de glace.

A.3.5. Altocumulus

Ils sont blancs ou gris et composés d'éléments réguliers ayant une largeur apparente comprise entre 1 et 5 degrés. Ils sont constitués de gouttelettes d'eau parfois accompagnées de cristaux de glace.

A.3.6. Stratocumulus

De couleur blanche, la plupart des éléments (soudés ou non) composant les stratocumulus ont une largeur apparente supérieure à 5 degrés. Ils sont constitués de gouttelettes d'eau (parfois accompagnées de neige roulée ou de flocons de neige). Précipitations associées : pluie ou neige faible ou neige roulée.

A.3.7. Cirrostratus

Ils apparaissent sous un voile élevé, transparent et blanchâtre, couvrant partiellement ou totalement le ciel. Il est constitué de cristaux de glace et donne lieu généralement à des phénomènes de halo.
Pas de précipitations associées.

A.3.8. Cirrocumulus

Les cirrocumulus sont blancs dont la plupart des éléments ont une largeur apparente inférieure à 1 degré. D'aspect ondulé ou « moutonné », ils sont constitués de cristaux de glace et parfois d'eau fortement surfondue (eau liquide à température négative). Pas de précipitations associées.

A.3.9. Cirrus

Ce sont des nuages élevés en forme de filaments blancs, de bandes étroites, de virgules ou crochets, composés de cristaux de glace dispersés. Pas de précipitations associées.

A.3.10. Cumulonimbus

Les cumulonimbus se distinguent par leur développement vertical et leur puissance. La partie supérieure lisse ou fibreuse s'étale en forme d'enclume ou de vaste panache. La partie inférieure apparaît très sombre du fait de la grande extension verticale du nuage. Précipitations associées : averses de pluie, neige, neige roulée, grêle ou grésil. Les orages sont toujours provoqués par ce genre de nuage.

A.4. Les mécanismes de formation des nuages :

La formation du nuage est toujours due à un refroidissement de l'air. Les mécanismes de formation les plus courants sont les suivants :

A.4.1. Soulèvement frontal :

Dans une perturbation en mouvement, l'air chaud est soulevé à l'avant par la masse d'air froid antérieur (front chaud). L'air froid postérieur rejette l'air chaud en altitude (front froid). Le long des fronts se forment les nuages.

A.4.2. Soulèvement orographique :

D'une façon générale, les filets d'air ont tendance à épouser plus ou moins le profil d'un relief, de sorte qu'une montagne engendre une zone d'ascendance sur sa face au vent et une zone de descendance sur sa face sous le vent. La masse d'air s'élevant, sa température s'abaisse et peut atteindre le seuil de saturation. Un nuage se forme alors sur le versant au vent et se dissipe sur le versant sous le vent.

A.4.3. Convection

Le réchauffement du sol se transmet à l'air qui se dilate et devient par conséquent plus léger. Il se met à monter et se refroidit par détente. Les nuages de convection apparaissent d'autant plus facilement qu'il y a de l'air froid en altitude (masse d'air instable). Les bases de tels nuages sont horizontales et leurs sommets évoluent en fonction de la température. Ils sont fréquents l'été sur terre, l'hiver sur mer.

A.4.4. Refroidissement par la base

Lorsqu'en absence de vent, une masse d'air se trouve en contact avec une surface terrestre froide, il s'établit dans les basses couches, un transfert de chaleur du « chaud » vers le « froid » c'est à dire dans le sens air-sol. Ce mécanisme conduit à la formation de nuages bas ou brouillard. Il est fréquent l'hiver à l'approche d'une masse d'air doux et humide venant de l'atlantique. On l'observe l'été en mer lorsque de l'air relativement doux arrive sur des eaux froides. Les nuages qui peuvent se former sont du type: stratus, altostratus, nimbostratus, cirrostratus.

METEOSAT

B.1. Définition

METEOSAT ou **Météosat** (Meteosat en anglais) est une famille de satellites météorologiques réalisés sous maîtrise d'œuvre de l'Agence spatiale européenne (ESA). Géostationnaires, ils permettent l'observation en continu d'une zone précise du globe.

Les satellites Météosat envoient régulièrement sur Terre de nombreuses images numériques de la surface terrestre et autres données qui permettent aux météorologues, à partir des observations d'anticyclones, dépressions atmosphériques, masses nuageuses (etc.), d'élaborer les bulletins météorologiques. Ces données sont également essentielles pour anticiper certains phénomènes météorologiques ravageurs tels que les ouragans, tempêtes ; et pour le suivi de l'évolution du climat de la planète.

B.2. Historique

Le programme Météosat fait partie du système mondial d'observation de l'atmosphère terrestre, mis en place par l'Organisation météorologique mondiale au milieu des années 1970. Il comprend cinq satellites équi-répartis sur l'orbite géostationnaire, tous dans le plan de l'équateur, aux positions longitudinales suivantes :

- 0 degré, méridien de Greenwich (verticale du Golfe du Gabon) : Meteosat, réalisé par l'Europe ;
- 75°W : un satellite américain GOES-E ; 135°W : un autre satellite américain GOES-W ;
- 140°E : un satellite japonais ;
- 74°E : un satellite indien.

Les satellites **Météosat**, de **première génération**, ont été réalisés dans l'établissement de Cannes par un consortium créé à cet effet : COSMOS, sous maîtrise d'œuvre d'Aerospatiale.

Lancement	✓ 23 novembre 1977, Meteosat-1, Delta-2914 ; ✓ 19 juin 1981, Meteosat-2, Ariane-1 ; ✓ 15 juin 1988, Meteosat-3, Ariane-44LP ; ✓ 6 mars 1989, Meteosat-4 (MOP 1), Ariane-44LP ; ✓ 3 mars 1991, Meteosat-5 (MOP 1), Ariane-44LP ; ✓ 20 novembre 1993, Meteosat-6 (MOP 1), Ariane-44LP ; ✓ 2 septembre 1997, Meteosat-7 (MTP), Ariane-44LP.
Localisation	Orbite géostationnaire ; Météosat-1, 12°E ; Météosat-5, 63°E ; Météosat-6, 36°E ; Météosat-7, 58°E.

Table B-1: Les satellites Météosat de la première génération

Canal	Longueur d'onde (µm)	Résolution spatiale au point sous-satellite
Visible	0.45 - 1.00	2.5 km
Infrarouge	10.5 - 12.5	5 km
Vapeur d'eau	5.7 - 7.1	

Table B-2: Les longueurs d'ondes ainsi que les résolutions spatiales de Météosat-5
(Les images sont prises toutes les 30 minutes)

En 2010, deux satellites Météosat de première génération sont encore en exploitation : Météosat 6 et Météosat 7 observent l'Inde.

Météosat seconde génération : est la seconde génération des satellites météorologiques METEOSAT. Elle a été améliorée par rapport à la première génération sur le plan des performances, en adoptant un système de propulsion unifié bi-ergols assurant les manœuvres d'apogée et de contrôle d'attitude et d'orbite pendant 10 ans.

C'est la division satellites d'Aérospatiale (reprise par Alcatel Space en 1998, devenant Alcatel Alenia Space en 2005, puis Thales Alenia Space en 2007), qui remporte l'appel d'offres en 1990, pour cette seconde génération (MSG) de trois satellites après les sept déjà réalisés au titre de la première génération Météosat. Comme pour les sept premiers, ils sont aussi réalisés dans l'établissement de Cannes.

Après six années d'études détaillées et de recherches et développements, le contrat pour la réalisation de trois modèles est signé le 16 octobre 1996 par Jean-Marie Luton, directeur-général de l'Agence spatiale européenne (ESA) et Yves Michot, président d'Aérospatiale, en présence du Dr Tillmann Mohr, directeur d'Eumetsat.

Un canal de l'infrarouge est dédié à la mesure de l'ozone. Un autre mesure la concentration de vapeur d'eau dans l'atmosphère, d'autres encore servent à détecter et identifier les différents types de nuages. En combinant les différentes longueurs d'onde, les prévisionnistes ont accès à une description plus fine des processus qui agitent l'atmosphère. La formation des tempêtes devrait être plus rapidement détectée.

Lancement	✓ 28 août 2002 MSG-1 ✓ 21 décembre 2005, MSG-2 ✓ 5 juillet 2012, MSG-3
Localisation	0° longitude (méridien de Greenwich), 0° 00' N 0° 00' E 0.0, 0.0

Table B-3: Les satellites Météosat de la seconde génération

Cette famille de satellites dispose d'un radiomètre imageur plus sophistiqué, avec 12 canaux contre 3 pour la précédente génération, et fournissant des images tous les quarts d'heure, soit deux fois plus fréquemment. Sur les 12 canaux :

- Quatre sont consacrés à la lumière **visible**, dont un en haute résolution, avec des détails aussi fins qu'un kilomètre.
- Huit travaillent dans l'**infrarouge** dans différentes longueurs d'onde apportant de très nombreuses informations sur l'état de l'atmosphère qui étaient alors difficilement détectables avec la précédente génération d'instruments.

Canal	Longueur d'onde (µm)	Résolution spatiale
VIS 0.6	0.56 - 0.71	3 km
VIS 0.8	0.74 - 0.88	
NIR 1.6	1.50 - 1.78	
IR 3.9	3.48 - 4.36	
WV 6.2	5.35 - 7.15	
WV 7.3	6.85 - 7.85	
IR 8.7	8.30 - 9.1	
IR 9.7	9.38 - 9.94	
IR 10.8	9.80 - 11.80	
IR 12.0	11.00 - 13.00	
IR 13.4	12.40 - 14.40	
HRV	0.4 - 1.1	1 km

Table B-4: Les longueurs d'ondes ainsi que les résolutions spatiales de Météosat-8(MSG)
(Les images sont prises toutes les 15 minutes)

Météosat troisième génération (MTG) : En 2009, après des études préliminaires, l'ESA, agissant pour le compte d'Eumetsat, lance l'appel d'offres pour une troisième génération des satellites Météosat : Météosat troisième génération (MTG).

Le 22 juin 2010, le conseil d'Eumetsat adopte la proposition de Thales Alenia Space ; le contrat est signé le 18 novembre 2010. L'établissement de Cannes commence la réalisation de sa troisième génération de Météosat.

Le concept évolue fortement par rapport aux deux générations précédentes, puisque deux types de satellites seront mis en œuvre (un imageur et un sondeur), tous deux stabilisés trois-axes (alors que les deux générations précédentes étaient spinnés) avec une très grande précision de pointage¹. L'augmentation du temps d'observation de 5 à 100 % par rapport à la solution de stabilisation par rotation est indispensable pour satisfaire les besoins futurs, qui exigeront des gains en résolution spatiale, en cycle de répétition et en rapport signal sur bruit.

Le programme Météosat troisième génération démarre en 2002.

Phase-A

Une pré-phase-A se déroule d'octobre 2004 à mars 2006 et la phase-A de janvier 2007 à novembre 2008. À la conférence ministérielle de l'ESA suivante, les contributions des États

membres sont définies : Allemagne et France : 31,01 %, Italie et Espagne : 11,86 %, Suède et Suisse : 3,19 %, Belgique : 2,58 %, Autriche : 2,28 %, Autres pays : 3,02 %.

Phase-B

La phase B1, se déroulant de février à juillet 2009, organise le programme en quatre éléments: maîtrise d'œuvre, plate-forme, imageur, sondeur infrarouge.

Phase B2/C/D

La phase B2/C/D s'étendra de novembre 2010, démarrant à cette époque par une autorisation de démarrage (ATP), jusqu'au premier lancement prévu fin 2017.

B.3. Fonctionnement de Météosat

Météosat fonctionne comme un scanner. Au cours de ses rotations, à 100 tours par minute, autour de son axe principal, un radiomètre analyse des « lignes-images » de la surface terrestre, qui sont converties en 2500 points-images numérisés (pixels). Ils sont transmis, quasiment en temps réel, vers le Centre européen des opérations spatiales (ESOC), situé à Darmstadt, Allemagne, qui contrôle les satellites. Depuis son altitude de 36000 km, la Terre est vue sous un angle de 18 degrés, soit un vingtième de la rotation du satellite. Pendant le reste de la rotation, le radiomètre est basculé vers le haut de l'équivalent d'une « ligne-image ». La rotation suivante permet de prendre une nouvelle ligne contiguë de la précédente. C'est au bout de 2500 tours (soit 25 minutes) que 2500 lignes ont été analysées, fournissant donc une matrice de 6250 000 pixels, et ce dans diverses bandes de fréquences. Pendant quelques minutes, le radiomètre est rapidement basculé vers le bas, prêt pour un nouveau scan. Les scans sont démarrés automatiquement aux heures rondes H et H+30 minutes. On obtient donc 48 scans par jour (ceci est valable pour les Météosat de première génération ; les cadences ont été doublées sur ceux de seconde génération).

Les données brutes sont traitées au centre de contrôle, puis transmises à divers utilisateurs, dont le Centre européen de prévision météorologique à moyen terme (CEPMET) situé à Reading (Berkshire, Royaume-Uni) chargé de la mise au point du modèle mathématique de circulation atmosphérique, mais également vers les offices de météorologie nationaux - dont le Centre de Météorologie Spatiale (CMS, voir lien externe) de Météo-France - pour leurs propres traitements et la fourniture d'images reconstituées aux diverses chaînes de télévision et leurs journaux météo.

B.4. Imagerie satellite

L'IMAGE (Imager for Magnetopause-to-Aurora Global Exploration)) satellite (ou satellitaire, l'usage de l'adjectif satellital est impropre) désigne la prise d'images de la Terre ou d'autres planètes à partir de satellites artificiels. Compte tenu des méthodes utilisées (télédétection), il s'agit bien d'imagerie et non de photographie, en dépit de l'illusion créée par le rendu en fausses couleurs parfois employé.

Les premières photographies satellites de la Terre ont été réalisées le 14 août 1959 par le satellite américain Explorer 6. Les premières photographies satellites de la Lune auraient été faites le 6 octobre 1959 par le satellite soviétique Luna 3, lors d'une mission destinée à photographier sa face cachée. La photographie La Bille bleue (Blue Marble) a été prise de l'espace en 1972. Elle est rapidement devenue très populaire auprès des médias et du grand public.

En 1972 les États-Unis lancent le programme Landsat, un des plus anciens programmes d'observation de la surface terrestre des États-Unis. Un de ses premiers objectifs était l'évaluation des volumes de récoltes céréalières en URSS et aux États-Unis afin d'anticiper l'évolution des cours. Sept satellites Landsat ont été lancés depuis le 23 juillet 1972, le dernier, Landsat 7, a été lancé le 15 avril 1999.

En 1977, la première image satellite en temps réel est prise par le satellite américain KH-11.

Toutes les images satellites prises par la NASA sont éditées par la NASA Earth Observatory et sont proposées gratuitement au public.

De nombreux autres pays ont des programmes d'imagerie satellite. Une collaboration internationale européenne, par le biais de l'Agence spatiale européenne (ESA), a permis de lancer les missions ERS 1 en 1992 puis ERS 2 en 1995, suivies par la mission ENVISAT en 2002. ENVISAT, mis en orbite le 1er mars 2002 par Ariane 5 est un programme de 2,3 milliards d'euros pour le plus gros satellite scientifique d'observation de la Terre jamais conçu. Il existe également des compagnies privées qui produisent et commercialisent des imageries satellites.

B.5. Utilisation de ces images

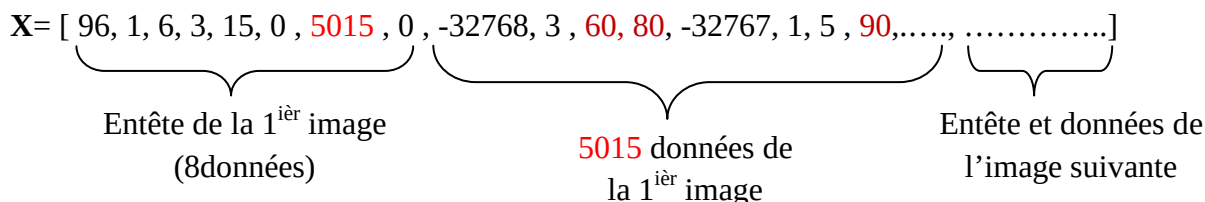
De très nombreux usages (scientifiques, civils et militaires) sont faits de ces images. Les satellites ont eu une contribution unique et importante, dans certains domaines dont : météorologie, évaluation et la surveillance de l'environnement (déforestation, pollutions, pollution lumineuse, urbanisation et périurbanisation, fragmentation écologique, pollution lumineuse, érosion etc.), aménagement du territoire, cartographie (SIG notamment), Suivi de l'usage des sols, lutte contre les incendies, télécommunications, via l'Internet notamment, Agriculture, Sylviculture, sécurité maritime (balises Argos, GPS, etc), alertes Tsunami et suites, Gestion de certains risques, Gestion de l'énergie (solaire, éolien en particulier), Gestion des ressources naturelles, évaluation des puits de carbone.

EXEMPLE DE DECOMPRESSION D'UN FICHIER « .ODF »

Nous avons considéré que le vecteur « X » regroupe les données lues à partir de notre fichier compressé, l'objectif de cette étape est de construire en utilisant « X » un vecteur image de 512*512 données. Pour le traitement de ces données, on a procédé comme suit :

- Si la donnée en cours $X(i) = -32768 \Rightarrow \text{nb}(\text{zéros})=X(i+1)$;
- Sinon Si $X(i) = -32767 \Rightarrow \text{nb}(\text{zéros})= X(i+1)*32767+X(i+2)$;
- Sinon, la donnée lue est dix fois la réflectivité en dBZ qui doit être divisé par 10 pour avoir la valeur correcte.

Le vecteur du fichier compressé X est :



Les données de l'image « 1 » sont:

$X(9) = -32768$ donc $X(10) = \text{3}$ c'est le nombre de zéros dans notre vecteur image

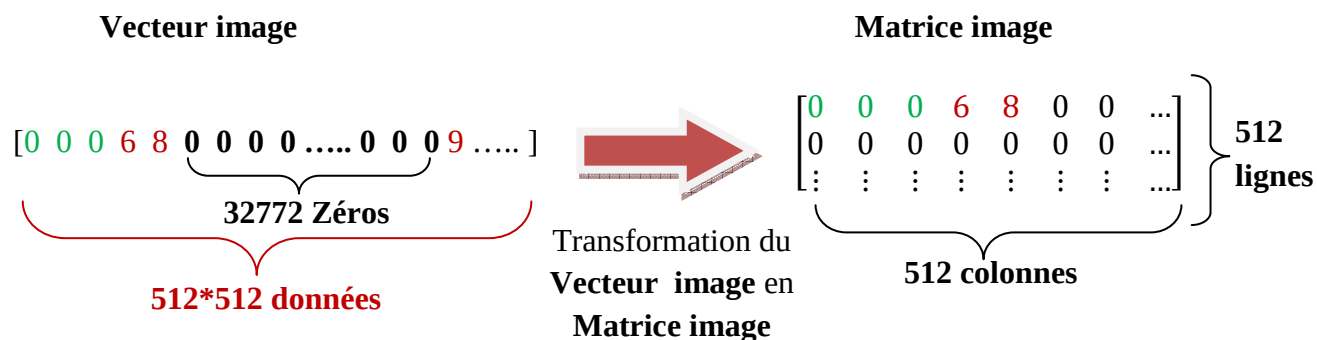
$X(11) = \text{60}$, c'est une données donc on doit la divisées par 10 pour avoir la réflectivité

$X(12) = \text{80}$, c'est une données donc on doit la divisées par 10 pour avoir la réflectivité

$X(13) = -32767$ donc le nombre de zéros est calculé en utilisant les deux données suivantes (dans X) qui sont $X(14) = 1$ et $X(15) = 5$, $\text{nb} = X(14)*32767 + X(15) = \text{32772}$;

⋮
⋮

Après avoir traité les 5015 données de la 1^{ière} image, on obtient un vecteur image de 512*512 données représentant les réflectivités radar.



RESULTATS DU PROCESSUS AR POUR UNE ZONE ORAGEUSE

L'orage observé le 21 juin 1996 à Bordeaux a donné lieu à de fortes averses. La figure D-1 représente la valeur moyenne journalière du facteur de réflectivité qui correspond à d'intenses pluies

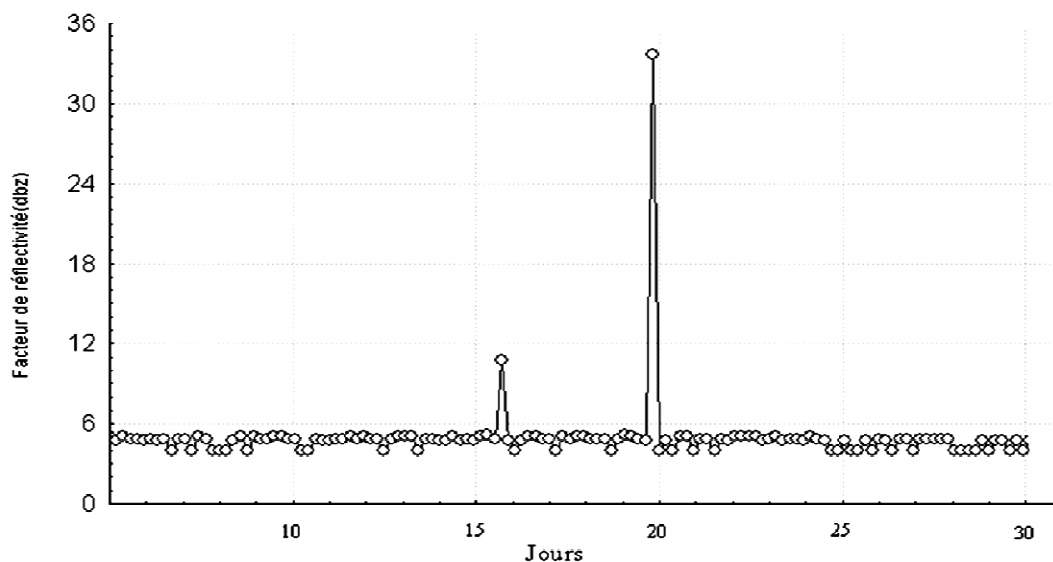


Fig.D-1 : Valeurs moyenne du facteur de réflectivité pour le mois de juin

L'évolution des coefficients d'autocorrélation simple et partielle donnée respectivement par les figure (D-2a, D-2b) peuvent décrire cet événement par un $AR(1)$.

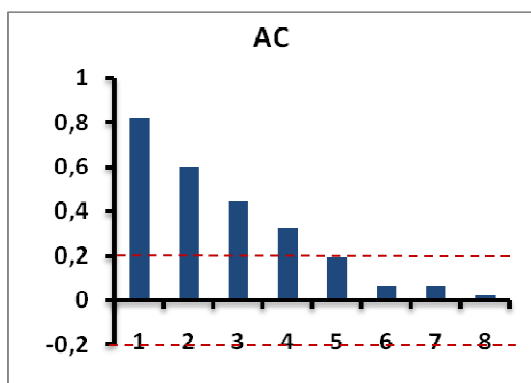


Fig.D-2a : Evolution du FAC pour juin en fonction de la durée p

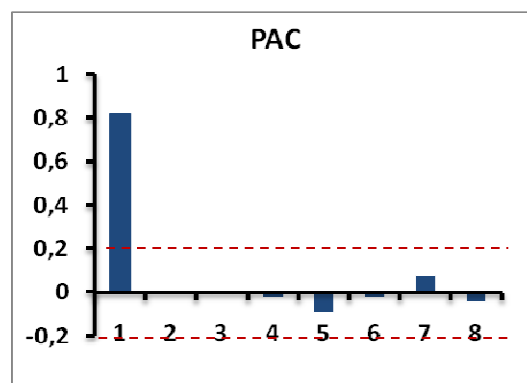


Fig.D-2b : Evolution du FACP pour juin en fonction de la durée p

L'application de l'algorithme de Levinson Durbin aux données de précipitations, a permis de déterminer les paramètres suivants :

AR(1)	AR(2)	AR(3)
$\phi_{11} = 0.82$ $\sigma_1^2 = 0.32$	$\phi_{21} = 0.82$ $\phi_{22} = 0.01$ $\sigma_2^2 = 0.32$	$\phi_{31} = 0.82$ $\phi_{32} = 0.01$ $\phi_{33} = -0.01$ $\sigma_3^2 = 0.32$

Table D-1: Coefficients du processus AR représentatif des précipitations pour la zone orageuse

L'analyse des coefficients d'autocorrélation partielle ϕ_{ij} montre que :

- le processus est stationnaire au premier ordre car ϕ_{11} est bien compris entre -1 et 1.
- Les coefficients ϕ_{ip} restent constants lorsqu'on passe de l'ordre un à l'ordre 2 ou 3.
- La variance de l'erreur demeure constante.

Ceci confirme que le modèle AR(1) est bien adapté pour décrire les fluctuations aléatoires des surfaces des précipitations.

En utilisant les mêmes étapes de calcul décrites précédemment, on obtient :

h	1	2	3	4	5	6
$\rho_h \left(\hat{\varepsilon}_t \right)$	0,044	-0,034	0,067	0,066	-0,023	-0,066
h	7	8	9	10	11	12
$\rho_h \left(\hat{\varepsilon}_t \right)$	-0,088	0,055	-0,022	-0,045	0,055	-0,045

Table D-2 : Variation des coefficients de corrélation des erreurs des précipitations pour la zone orageuse

La valeur de Q_n est donnée par 3,51.

Pour généraliser, le modèle AR a été appliqué sur l'ensemble des fenêtres formant le carré de 60×60 dont le paramètre ϕ_{ij} caractérisant les différents modèles identifiés, varie entre 0,82 et 0,83. En moyennant ces résultats, le modèle adéquat pouvant décrire les fluctuations des fenêtres de taille 5×5, contenu dans la zone orageuse, est identifié au modèle autorégressif d'ordre un.

REFERENCES

- Aida, M., 1977 : Scattering of solar radiation as a function of cloud dimensions and orientation. *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer*, **17**, 303-310.
- Alpert, P., M. Baldi, R. Ilani, S. Krichak, C. Price, X. Rodó, H. Saaroni, B. Ziv, P. Kishcha, J. Barkan, A. Mariotti and E. Xoplaki, 2006: Relations between climate variability in the Mediterranean region and the tropics: ENSO, South Asian and African monsoons, hurricanes and Saharan dust. *In: Mediterranean Climate Variability. Elsevier, Amsterdam*, 149–177.
- Arkin, P. A., and B. N. Meisner, 1987: The relationship between large-scale convective rainfall and cold cloud over the western hemisphere during 1982-84. *Mon. Wea. Rev.*, **115**, 51-74.
- Arnaud, M., 1985 : Contribution à l'étude stochastique markovienne des précipitations dans le bassin Adour-Garonne. PhD thesis, Toulouse (France).
- Bean, B. R., and E. J. Dutton, 1968 : *Radio Meteorology*, (Dover), 435.
- Belhadj-Aissa, A., 1998 : Contribution au Logiciel d'Analyse et de Traitement d'Image Satellitaires (L.A.T.I.S). Analyse spatiale d'images satellitaires à la cartographie thermique. Thèse doctorat d'état. USTHB.
- Benner, TC., and J.A. Curry, 1998 : Characteristics of small tropical cumulus clouds and their impact on the environment. *J. Geophys. Res.*, **103**, D22, 28753-28767.
- Berenguer, M., D. Sempere-Torres, C. Corral and R. Sanchez-Diezma, 2006 : A fuzzy logic technique for identifying non-precipitating echoes in Radar scans. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **23**, 1157–1180.
- Billingsley, P., 1960 : *Statistical methods in Markov chains : In Stanford meetings of the Institute of Mathematical Statistics*, (Chicago, USA).
- Bosq, D., et J.P. Lecoutre, 1992 : *Analyse et prévision des séries chronologiques*, (Édition Chiron, Paris), 425.
- Bouligand, G., 1929 : *Notions sur la géométrie réglée et sur la théorie du complexe quadratique : Appendice au cours de géométrie analytique*, (Vuibert, Paris).
- Browning, K. A., M. E. Hardman, T. W. Harrold, and C. W. Pardoe, 1973 : The structure of rainbands within a midlatitude depression. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **99**, 215-231.
- Cahalan, R.F., and J.H. Joseph, 1989 : Fractal statistics of cloud fields. *Mon. Wea. Rev.*, **117**, 261-272.
- Cantor, G., 1884 : Über unendliche, lineare Punktmannichfaltigkeiten. *Math. Ann.*, **23**, 453–488.
- Chandrasekar, V., R. Keränen, S. Lim and D. Moiseev, 2013: Recent advances in classification of observations from dual polarization weather Radars. *Atmospheric Research*, **119**, 97–111.

- Chang, T. and C.-C. Jay Kuo, 1993: Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Transactions on image processing*, **2**(4), 429-441.
- Charalampidis, D., T. Kasparis, and W. L. Jones, 2002 : Removal of Nonprecipitation Echoes in Weather Radar Using Multifractals and Intensity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **40**, 1121–1131.
- Chen, P.L., P. Scully, J.Y. Shew, J.Y. Wang and W.H. Lee, 1989 : Phosphorylation of the retinoblastoma gene product is modulated during the cell cycle and cellular differentiation. *Cell*, **58**,1193–1198.
- Chevrie, F., and F. Guély, 1998. *La logique floue*. Extrait du Cahier technique Schneider N° 191, 28.
- Cho, Y. H., G. Lee, K. E. Kim and I. Zawadzki, 2006 : Identification and removal of ground echoes and anomalous propagation using the characteristics of Radar echoes. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **23**, 1206–1222.
- Clausi, D. A., 2002 : An Analysis of Co-Occurrence Texture Statistics as a Function of Grey Level Quantization. *Canadian Journal of Remote Sensing*, **28**, 45–62.
- Da Silveira, R. B., and Holt, A. R., 1999 : A S-band/C-band comparison of the use of polarisation for clutter classification in weather radar using neural networks. *In proceedings of Advanced Weather Radar Systems. Inter. Seminar on COST 75. Locarno, European Communities, Bruxelles, Belgium*, 758–769.
- Davies, R., 1978 : The effect of finite geometry on the three dimensional transfert of solar irradiance in clouds. *J. Atm. Sci.*, **35**, 1712-1725.
- Davis, L.S., S.A. Johns, and J. K. Aggarwal, 1979 : Textural analysis using generalized co-occurrence matrix. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1 (**3**), 251-259.
- De Lima, M.i.P., 1998 : Multifractals and the temporal structure of rainfall. Ph.D. thesis, Wageningen Agricultural University, Wageningen.
- Delleur, J. W., 1978 : Les processus du type ARIMA pour la prévision et la simulation en hydrométéorologie. *La Houille blanche*, **6**, 391-400.
- Didier, D., Mars 2000 : Series temporelles– Modèles ARIMA, *Séminaire EA "Sport – Performance – Santé"*, Université Montpellier- France.
- Djafri, A., and B. Haddad. 2012 : Mapping of Weather Radar Ground Clutter Using the Digital Elevation Model (SRTM). *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*, **3**, 135–151.
- Doviak, R. J., and D. S. Zrnic, , 1993 : *Doppler radar and weather observations*. Academic Press, 562.
- Eumetsat, 2007 : A Planned Change to the MSG Level 1.5 Image Product Radiance Definition. *EUM/OPS-MSG/TEN/06/0519* , Issue v1A, 5 January.
- Eurisko, D., 2011 : *Series temporelles lineaires*, (Keraya).

- Falconer, K., 1990 : *Fractal geometry (Mathematical foundations and applications)*, John Wiley & Sons Ltd.(Chichester, England), 288.
- Féral, L., and H. Sauvageot, 2002 : Fractal identification of supercell storms. *J.Geophys. Res.*, **29**, 1-4.
- Gibrat, R., 1930 : *Une loi des répartitions économiques : l'effet proportionnel*.Bull. Statist. gén. 19, 469.
- Goldhirsh, J., and B. Musiani, 1986 : Rain Cell Size Statistics Derived from Radar Observation at Wallops Island, Virginia. *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, **24**(6), 947-954.
- Gotoh, K., and Y. Fujii, 1998 : A fractal dimension analysis on the cloud shape parameters of cumulus over land. *Journal of Applied Meteorology*, **37**(10), 1283-1292.
- Gouyet, J.-F., 1992 : *Physique et structures fractales*, Paris, Masson., 2, 5-10.
- Grecu, M., and W. F. Krajewski, 1999 : Detection of anomalous propagation echoes in weather Radar data using Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **37**, 287–296.
- Grecu, M., and W. F. Krajewski, 2000 : An efficient Methodology for Detection of Anomalous Propagation Echoes in Radar Reflectivity Data Using Neural Networks. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **17**, 121–129.
- Haddad, B., A. Adane, F. Mesnard and H. Sauvageot, 2000 : Modeling anomalous propagation using first-two stats Markov chain. *Atmospheric research*, **52**, 237-244.
- Haddad, B., L. Sadouki, R. Naili, A. Adane et H. Sauvageot, 2003 : Analyse de la dimension fractale des échos de précipitations : Cas des inondations d'Alger. *Publication de l'Association Int. de Clim.*, **15**, 386-392.
- Haddad, B., A. Adane, H. Sauvageot and L. Sadouki, 2004: Identification and filtering of rainfall and ground radar echoes using textural features. *Int. J. of Remote Sensing* , **25**(21), 4641–4656.
- Haddad, B., L. Sadouki, H. Sauvageot et A. Adane, 2006 : Analyse de la dimension fractale des échos Radar en Algérie, France et Sénégal. *Téledétection*, **5**(4), 299-306.
- Hamuzu, K., and M. Wakabayashi, 1991 : Ground clutter rejection. In Hydological applications of Weather Radar, Clukie and Collier, *Ed Ellis Horwood Ltd.*, 131–142.
- Haralick, R. M., K. Shanmugam and I. Dinstein, 1973 : Textural features for image classification. *IEEE Transactions on System , man, and Cybernetics*, SMC-3, **6**, 610-621.
- Haralick, R. M., 1979 : Statistical and structural approaches to textures. *Proceedings of the IEEE on Image Processes*, **67**, 786–804.
- Hastings, H. M., and G. Sugihara, 1993 : *Fractals: A User's Guide for the Natural Sciences*, Oxford University Press, Oxford.
- Hozumi, K., T. Harimaya and C. Magono, 1985 : The size distribution of cumulus cloud as a function of cloud amount. *J. of Meteor. Soc. Of Japan*, **60**, 691-699.

- Hubbert, J. C., M. Dixon and S. M. Ellis, 2009 : Weather Radar Clutter. Part II: Real-Time Identification and Filtering. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **26**, 1181–1197.
- Hyslip, J. P., and L. E. Vallejo, 1997 : Fractal analysis of the roughness and size distribution of granular materials. *Engineering Geology*, **48**, 231-244.
- Irons, J. R., G. W. Petreson, 1981 : Texture transforms of remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, **11**, 359-370.
- Islam, T., M. A. Rico-Ramirez, D. Han and P. K. Srivastava, 2012 : Artificial intelligence techniques for clutter identification with polarimetric Radar signatures. *Atmospheric Research*, **109–110**, 95–113.
- Jones, D. M., 1956 : *Rainfall drop-size distribution and radar reflectivity* – Res. Rept. N° 6, Urbana : Meteor. Lab., Illinois state Water Survey.
- Joseph, J. H., 1985 : The role of cloud field morphology in weather and climate studies. *Isr. J. Earth Sci.*, **34**, 96-106.
- Kim, E., M. Park and S. Ji, 1997 : A New Approach to Fuzzy Modelling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **5**, 328–337.
- Konrad, T. G., 1978 : Statistical models of summer rainshowers derived from fine-scale radar observations. *J. Appl. Meteor.*, **17**, 171-188.
- Korcak, J., 1938 : Deux types fondamentaux de distribution statistique. *Bulletin de l'Institut International de Statistique*, **3**, 295-299.
- Korvin, G., 1992 : *Fractal models in the earth sciences*. (Les Editions Internationales Elsevier, Amsterdam), 191.
- Kuo, K. S., R. M. Welch, R. C. Wegner, M. A. Engelstad, and S. K. Sengupta, 1993: The three-dimensional structure of cumulus clouds over the ocean: 1. Structural Analysis. *Journal of Geophysical Research*, **98**, 20685-20711.
- Lakshmanan, V., K. Hondl, G. Stumpf and T. Smith, 2003: Quality Control of Weather Radar Data Using Texture Features and a Neural Network. *In 5th International Conference on Advances in Pattern Recognition* (Kolkata, India), *IEEE*.
- Lawford, R.G., 1996 : Temporal variations in the scaling properties of rain echoes during the developement of a cold low in saskatchevan. *J. appl. Meteor.*, **35**, 796-809.
- Lazri, M., S. Ameur, and B. Haddad, 2007 : Analyse de données de précipitation par Approche Markovienne. *Larrhyss Journal*, **6**, 7-20.
- Lionello, P., P. Malanotte-Rizzoli, R. Boscolo, P. Alpert, V. Artale, L. Li, J. Lüterbacher, W. May, R. M. Trigo, M. Tsimplis, U. Ulbrich and E. Xoplaki, 2006 : The Mediterranean climate: an overview of the main characteristics and issues. *In: Mediterranean Climate Variability*. Elsevier B. V., 1–26.
- Löffler-Mang, M., and J. Joss, 2000 : An optical Disdrometer for measuring size and velocity of hydrometeors. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **17**, 130–139.

- López, R. E., 1976 : Radar characteristics of cloud populations of tropical disturbances in the northwest Atlantic. *Mon. Wea. Rev.*, **104**, 268-283.
- López, R. E., 1977 : The lognormal distribution and cumulus cloud populations. *Mon. Wea. Rev.*, **105**, 865-872.
- López, R. E., D. O. Blanchard, D. Rosenfeld, W. L. Hixcox and M. J. Casey, 1984 : Population characteristics, development processes and structure of radar echoes in south Florida. *Mon. Wea. Rev.*, **112**, 56-75.
- Lorette, A., 1999 : Analyse de Texture par Méthodes Markoviennes et par Morphologie Mathématique : Application à l'Analyse des Zones Urbaines sur des Images Satellitales. Thèse de Doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis.
- Lovejoy, S., 1982 : The area-perimeter relation for rain and cloud areas. *Science*, **216**, 185-187.
- Lovejoy, S., 1983 : La géométrie fractale des nuages et des régions de pluie et les simulations aléatoires. *Houille Blanche*, **1**(2), 431-436.
- Lovejoy, S., D. Schertzer, A. A. Tsonis, 1987 : Functional box-counting and multiple elliptical dimensions in rain. *Science*, **235**, 1036-1038.
- Machado, L. A. T., M. Desbois, and J. P. H. Duvel, 1992 : Structural characteristics of deep convective systems over tropical Africa and Atlantic Ocean. *Mon. Wea. Rev.*, **120**, 392-406.
- Mamdani, E. H., and S. Assilian, 1975 : An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, **7**, 1-15.
- Mandelbrot, B., 1983 : *The Fractal Geometry of Nature*. New York: W.H. Freeman and Company.
- Mandelbrot, B., 1986 : *Self-affine fractal sets, in Fractals in physics*. Pietronero et Tossati Holland.
- Marshall, J. S., and W. M. K. Palmer, 1948 : The distribution of raindrops with size. *J. Meteor.*, **5**, 165-166.
- Mesnard, F. and H. Sauvageot, 2010 : Climatology of anomalous propagation radar echoes in a coastal area. *J. of App. Meteor. and Clim.*, **49**, 2285-2300.
- Mokdad, F., et B. Haddad, 2013: Estimation des précipitations par imagerie satellitaire basée sur la méthode GPI. 5^{ème} colloque international « Ressources en eau et développement durable », E.N.S.H., Blida, 24 & 25 Février.
- Moszkowicz, S., G.J. Ciach and W.F. Krajewski, 1994 : Statistical detection of anomalous propagation in radar reflectivity patterns. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **11**, 1026-1034.
- Parker, L., R. M. Welch and D. J. Musil, 1986 : Analysis of spatial inhomogeneities in cumulus clouds using high spatial resolution Landsat data. *J. Clim. App. Meteor.*, **25**, 1301-1314.
- Peano, G., 1890 : Sur une courbe qui remplit toute une aire plane. *Math. Ann.*, **36**, 157.

- Peckinpugh, S. h., 1991 : An improved method for computing grey-level co-Occurrence matrix based texture measures. *CVGIP : Graphical models and image processing*, **53**(6), 574–580.
- Planche, C., 2011: Développement et évaluation d'un modèle tridimensionnel de nuage mixte à microphysique détaillée : Application aux précipitations orographiques. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal, U.F.R. Sciences et Technologies.
- Plank, V.P., 1969 : The size distribution of cumulus clouds in representative Florida populations. *J. Appl. Meteor.*, **8**, 46-67.
- Raaf, O., 2012 : Etude de la detection de la forme des nuages : Evaluation du déplacement des echos de precipitations dans les images radar. Thèse de doctorat, USTHB.
- Reynolds, D. W., T. H. Von der Haar and L. C. Grant, 1978 : Meteorological satellites in support of weather modification. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **59**, 269-281.
- Rico-Ramirez, M. A., and I. D. Cluckie, 2008 : Classification of Ground Clutter and Anomalous Propagation Using Dual-Polarization Weather Radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **46**, 1892–1904.
- Rosenfeld, A., E. Troy, 1975 : *Visual texture analysis : An Overview*, TR-406. Computer Vision Laboratory, University of Maryland.
- Rosenfeld, D., (HUI), 2005 : Application of Meteosat Second Generation (MSG) « Conversion from count to radiances and from radiances to brightness temperatures and reflectances », version 1.2, 25 February.
- Rys, F.S., and A.Waldvogel., 1986 : Fractal Shape of hail clouds. *Phys. Rev. Lett.*, **56**, 784-787.
- Ryzhkov, A. V., and D. S. Zrnic, 1998 : Polarimetric rainfall estimation in the presence of anomalous propagation. *J. of Atmos. and Oceanic Technology*, **15**, 1320–1330.
- Sadouki, L., B. Haddad, and D. Kemikem, 2011 : Meteorological satellite images modeling using autoregressive process. *ICGST International Conference on Computer Science and Engineering (CSE-11), Istanbul –Turquie*, 19-21 December.
- Sadouki, L., B. Haddad and D. Kemikem, 2012 : Modeling of the precipitations in radar and satellite images using the Autoregressive process. *ICGST-Graph. Vision and Image Proc. J.*, **12**(1), 31-36.
- Sadouki, L., and B. Haddad, 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. *Int. J. of Remote Sensing*, **34**(21), 7447-7463.
- Sauvageot, H., et J.P. Laucaux, 1995 : The shape of averages drop size distributions. *J. Atmos. Sci.*, **52**, 1070-1083.
- Sauvageot, H., and G. despaux, 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.

- Sauvageot, H., 1992, *Radar meteorology*. (Artech House, Norwood), 361.
- Sekhon, R. S., and R. C. Srivastava, 1970 : Snow size spectra and radar reflectivity. *J. Atmos. Sci.*, **27**, 299-307.
- Seltmann, R., and J. Reidl, 1999 : Improved clutter treatment within the German Radar network : first results. *Proc. Advanced Weather Radar System. Inter. Seminar on COST 75 - Locarno, European Communities, Bruxelles, Belgium*, 267-279.
- Sun, C., W. G. Wee, 1983 : Neighbouring gray level dependence matrix for texture classification. *Computer Vision graphic and Image*, **23**, 341-352.
- Tjemkes S. A., 2005 : *On the Conversion from Radiance to Equivalent Brightness Temperature*, (EUMETSAT, Germany).
- Trigo, R. M., E. Xoplaki , J. Lüterbacher, S. O. Krichak, P. Alpert, J. Jacobeit, J. Sáenz, J. Fernández and JF. González-Rouco, 2006: Relations between variability in the Mediterranean region and mid-latitude variability. In: *Lionello, P., P. Malanotte-Rizzoli and R. Boscolo (eds) Mediterranean climate variability*. Elsevier, Amsterdam, 179–226.
- Triplet, J. P., G. Roche, 1977 : *Meteorologie generale*. Ecole Nationale de la meteorologie.
- Ulaby, F. T., R. K. Moore and A. K. Fung, 1982 : *Microwave Remote Sensing*. Addison-Wesley, 2162.
- Unser, M., 1986, Sum and difference histogram for texture classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **8**(1), 118–125.
- Vilnrotter, F. M., R. Nevatia, K. E. Price, 1986 : Structural analysis of natural textures. *IEEE Trans. Pattenrn Anal. Intell.*, PAMI-8, 76-89.
- Von Koch, H., 1904 : Sur une courbe continue sans tangente, obtenue par une construction géométrique élémentaire. *Arch. Mat. Astron. Fys.*, **1**, 681–702.
- Wang, L., and R. Langari, 1996 : Complex systems modeling via fuzzy logic. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, **26**, 100–106.
- Xiang, L., 2010 : Adaptive Network Fuzzy Inference System Used in Interference Cancellation of Radar Seeker. In *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS)*, Xiamen: IEEE, **2**, 93–97.
- Yau, M. K., and R. R. Rogers, 1984 : An inversion problem on inferring the size distribution of precipitation areas from raingage measurements. *J. Atmos. Sci.*, **41**, 439-447.
- Zadeh, L.A., 1965: Fuzzy sets. *Information and Control*, **8**, 338–353.
- Zipser, E. J., 1969 : The role of organised unsaturated convective downdrafts in the structure and rapide decay of an equatorial disturbanee. *J. Appl. Meteo.*, **8**, 799-814.