

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM
FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

Doctorat LMD

Spécialité : Génie Electrique

Option : Composants, signaux et systèmes

➤ Par: **M. Benkraouda Souleyman**

THEME

Détection des feux de forêts à partir d'images satellitaires infrarouges thermiques IRT en utilisant l'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance

Date de soutenance : Le 23/04/2015 à 10h devant le jury composé de :

<i>Président :</i>	Mr Hadri Baghdad	Professeur, Université de Mostaganem
<i>Examineurs :</i>	Mr. Anani Maachou	Professeur, Université de Sidi Belabbes
	Mr Chama Zouaoui	Professeur, Université de Sidi Belabbes
<i>Directeur de thèse</i>	Mr Yagoubi Benabdellah	Professeur, Université de Mostaganem

Année : 2014/2015

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciements

La page des remerciements, celle que j'ai écrite en dernier mais qui figure en premier dans le manuscrit, celle qui permet de se remémorer ces trois années passées, celle qui rassemble les personnes qui m'ont aidé, soutenu et fait avancer.

Grâce au bon dieu et le tout puissant qui nous a donné la force et patience de réaliser ce modeste travail.

Je tiens d'abord à remercier Monsieur Hadri Baghdad d'avoir accepté la présidence de mon jury de thèse, ainsi qu'à Monsieur Chama Zouaoui, professeur à l'université de Sidi Belabbes et à Monsieur Anani Maachou professeur à l'université de Sidi Belabbes d'avoir accepté d'être les examinateurs de ce travail.

Je remercie mon directeur de thèse Monsieur Yagoubi Benabdellah d'avoir encadré ce travail, de sa persévérance, de sa patience, tous les précieux conseils qu'il m'a donné et pour le temps qu'il a consacré pour finir ce travail à temps, sachant que le droit étant limité à trois ans. Je le remercie également pour ses paroles de soutien dans les moments critiques ainsi qu'à tous les membres du laboratoire Signaux et systèmes de l'université de Mostaganem.

Je voudrais remercier également Messieurs Belhadj Mokadem, Daoud Mohamed et mesdemoiselles Drifa Ould Hamouda, Didouche Sarra et Hachemi Nouria d'avoir contribué par leurs conseils et commentaires, toujours très pertinents, à cette recherche au long de ses différents étapes.

Je n'oublierai pas de remercier mes parents pour leur patience et leur soutien surtout dans les moments difficiles.

Sans oublier toutes les personnes qui m'ont encouragé de près ou de loin à réaliser cette thèse.

Dédicaces

Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut...

Tous les mots ne sauraient exprimer la gratitude, l'amour, Le respect, la reconnaissance...

Aussi, c'est tout simplement que



Je dédie cette thèse de doctorat :

- *A mes parents pour leurs sacrifices et leur encouragement.*
- *A mon frère et mes sœurs.*
- *A mes amis Bouzriba, Badi, Zakaria, Azeiz, Ahmed, izz Essalam et Khalil.*
- *A mes amies Fifa, Hadjer, Nouria, Souhila, Hakima, Sana et Sarra.*
- *Et à tous mes amis*

Résumé

Cette thèse aborde le problème de la détection des feux de forêt à partir d'images satellitaires de haute résolution. Nos méthodes reposent sur le traitement d'une seule image satellitaire de Landsat 7, la zone étudiée est la Californie (USA).

Un incendie de forêt est un feu qui se propage sur une étendue boisée. Il peut être d'origine naturelle (dû à la foudre ou à une éruption volcanique) ou humaine. Dans le monde entier, l'incidence des feux de forêts sur de nombreux aspects de notre vie quotidienne se fait de plus en plus apparente, notamment sur les flux de produits dont nous dépendons, sur la santé et la sécurité des communautés dans lesquelles nous vivons et surtout sur l'état et l'entretien des écosystèmes naturels.

De nombreuses méthodes ont montré l'efficacité pour la détection des incendies de forêt. L'originalité du présent travail réside dans la détection des feux de forêt à l'aide d'image satellitaire infrarouge thermique en utilisant l'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance.

Finalement, l'algorithme proposé est testé sur plusieurs images satellitaires afin de valider son efficacité. Les résultats de notre algorithme ont été comparés avec ceux de Florent Lafarge et a fourni de très bons résultats.

Les mots clés : feux de forêt, télédétection spatiale, DSP, l'inverse de probabilité d'appartenance, infrarouge thermique IRT, bruit blanc.

المخلص

تتناول هذه الأطروحة مشكلة كشف حرائق الغابات عن طريق صور الأقمار الصناعية وهي صور ذات دقة جد عالية. طرقتنا المستعملة تعتمد علي معالجة صورة من صور القمر الصناعي لند سات 7. المنطقة المدروسة تقع بكاليفورنيا (الولايات المتحدة الأمريكية).

حرائق الغابات هي النيران التي تنتشر على امتداد الغابات. قد تكون طبيعية (سبب البرق أو انفجار بركاني) أو من طرف الإنسان. في العالم بأسره، تؤثر حرائق الغابات على عدد كبير من مجالات حياتنا اليومية يتظاهر شيئاً فشيئاً في تزايد مستمر، لاسيما على مستوى مستلزمات الحياة، على صحة و أمن المجتمعات السكانية التي نعيش فيها و خاصة على حالة و صيانة الأنظمة البيئية الطبيعية.

وقد أظهرت العديد من الطرق فعاليتها في الكشف عن حرائق الغابات و إن أصالة هذا العمل تكمن في الكشف عن حرائق الغابات باستخدام صورة الأقمار الصناعية بالأشعة تحت الحمراء الحرارية باستخدام صورة عكس الاحتمالات.

أخيراً، تم تجريب الخوارزمية التي اقترحنا على العديد من صور الأقمار الصناعية لكي نتحقق من فعالية النتائج. و تمت مقارنة نتائجنا مع نتائج لفارج و قدمت نتائج جيدة.

كلمات البحث: حرائق الغابات، الاستشعار عن بعد، كثافة القدرة الطيفية، عكس الاحتمالات بالانتماء، الأشعة تحت الحمراء الحرارية، ضجيج الأبيض.

Abstract

The present thesis treats the problem of detecting forest fire from high resolution satellite image. Our methods are applied to a single landsat 7 satellite image of a fire occurring in Californian zone in July 2006, USA.

A forest fire is an outbreak that propagates a wooded extent. It can be natural (due to a lightning or a volcanic eruption) or human (caused by mankind). Worldwide, the impact of forest fires on numerous aspects of our daily life is becoming increasingly noticeable, particularly over the products fluxes we depend on, the health and reliability of the communities we live in, and especially on the state and maintenance of natural ecosystems.

Many methods have proved the effectiveness of detecting forest fire. The eccentricity of this work lies in the detection of forest fire thanks to thermal infra-red satellite image using the belonging probability inverse image.

Finally, to clarify the efficiency our suggested algorithm, we have tested it over different satellite image. The obtained results which were compared to those of Florent Lafarge are more accurate.

Key words: forest fires, thermal infra-red spectral band TIR, white noise, PSD, belonging probability matrix image, remote sensing.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Liste des figures	vi
Liste des abréviations	viii
Introduction générale	1
Introduction générale.....	2
Problématique.....	2
Notre contribution et les objectifs	3
Le plan de la thèse	4
Chapitre 1 : Généralités sur les feux de forêts	6
1.1 Introduction	7
1.2 Définition	10
1.3 Quels sont les combustibles d'un feu de forêt.....	10
1.3.1 Les maquis	11
1.3.2 Les garrigues.....	11
1.3.3 Les landes	11
1.4 L'origine des feux de forêt	12
1.4.1 Facteurs de prédisposition	12
1.4.2 Facteurs d'éclosion.....	12
1.5 Les causes des feux de forêt	12
1.5.1 Causes naturelles	13
1.5.2 Causes humaines.....	13
1.5.2.1 Causes involontaires	13
1.5.2.2 Causes volontaires	13
1.6 Les différents types de feux.....	14
1.6.1 Les feux de sol.....	14
1.6.2 Les feux de surface	15
1.6.3 Les feux de cimes	16
1.6.4 Les feux avec braises	16
1.7 Les sauts et la vitesse de feu.....	17
1.8 Différentes formes des feux de forêt	17
1.8.1 Forme circulaire.....	17

1.8.2	Forme d'une ellipse allongée.....	18
1.8.3	Forme irrégulière	18
1.9	Conséquences des incendies de forêt	18
1.9.1	Sur le milieu humain et leurs biens	18
1.9.2	La faune	19
1.9.3	La flore	19
1.9.4	Le sol	20
1.9.5	Le climat.....	20
1.9.6	L'atmosphère.....	21
1.10	Gestion du risque de feux de forêts.....	21
1.10.1	Surveillance planétaire.....	21
1.10.2	La prévision	21
1.10.3	La prévention.....	22
1.10.3.1	La résorption des causes de feux de forêts.....	22
1.10.3.2	Surveiller les massifs forestiers.....	22
1.10.3.3	L'équipement des massifs forestiers.....	23
1.10.3.4	La prise en compte du risque dans l'aménagement du territoire	23
1.10.3.5	L'information préventive	23
1.11	Conclusion.....	23
	Chapitre 2 : Notions fondamentales de télédétection spatiale.....	25
2.1	Introduction	26
2.2	La Télédétection.....	27
2.2.1	Définition.....	27
2.2.2	La télédétection peut être passive ou active	28
2.3	Principes de base de la télédétection	29
2.4	Rayonnement électromagnétique et spectre	30
2.4.1	Rayonnement électromagnétique (REM)	31
2.4.2	Spectre électromagnétique.....	32
2.4.2.1	Domaine Visible	33
2.4.2.2	Domaine infrarouge	33
2.4.2.3	Domaine hyperfréquence ou micro-onde.....	34
2.5	Rayonnement et l'atmosphère.....	35
2.5.1	Diffusion de Rayleigh.....	35

2.5.2 Diffusion de Mie.....	36
2.5.3 Diffusion non-sélective.....	36
2.5.4 Absorption	36
2.6 Le rayonnement et la matière	36
2.6.1 Les interactions rayonnement / matière.....	37
2.6.1.1 Emission.....	38
2.6.1.2 Réflexion.....	38
2.6.1.3 Absorption.....	41
2.6.1.4 Transmission	41
2.6.1.5 Réfraction.....	42
2.6.1.6 Signature spectrale	42
2.7 Caractéristiques d'un satellite de télédétection (orbite et sa fauchée)	44
2.7.1 Orbitographie.....	45
2.7.2 Fauchée du satellite.....	45
2.8 La résolution des images satellitaires	46
2.8.1 Résolution spatiale.....	47
2.8.2 Résolution spectrale.....	47
2.8.3 Résolution temporelle.....	47
2.9 Domaine d'applications de la télédétection.....	48
2.9.1 Applications de la télédétection pour la détection et la cartographie des incendies de forêts	50
2.10 Conclusion.....	51
Chapitre 3 : Processus aléatoires	52
3.1 Introduction	53
3.2 Variable aléatoire	54
3.2.1 Variable aléatoire continue	54
3.2.2 Variable aléatoire discrète	54
3.3 Processus aléatoires.....	55
3.3.1 Processus Stationnaire au Sens Large :	57
3.3.2 Définitions et propriétés d'un processus (SSL)	57
3.3.2.1 Moyenne d'un processus aléatoire.....	57
3.3.2.2 Covariance d'un processus aléatoire (Auto-covariance)	58
3.3.2.3 Fonction d'auto-corrélation	58

3.3.2.4	Fonction de covariance pour deux processus distincts	58
3.3.3	Processus Stationnaire du Second Ordre au Sens Large (SSL).....	59
3.3.3.1	Représentation spectrale du processus SSL (Densité spectrale).....	59
3.3.3.2	Positivité du DSP	59
3.3.3.3	Matrice de Toeplitz.....	60
3.4	Bruit blanc	61
3.4.1	Définition :.....	61
3.4.2	La puissance d'un bruit blanc	61
3.4.3	La densité spectrale de puissance (DSP) d'un bruit blanc.....	61
3.5	Le Bruit Blanc Gaussien	62
3.5.1	La loi normale.....	62
3.5.1.1	Caractéristique de la loi normale	63
3.6	Le concept d'ergodicité.....	64
3.5.1	Définition d'un processus ergodique	65
3.5.2	Estimation de la covariance	65
3.7	Conclusion.....	66
	Chapitre 4 : Résultats & discussion	67
4.1	Méthodes de détection des feux de forêts	68
4.2	Introduction	68
4.3	Détection des feux de forêts à l'aide des contours	70
4.3.1	Segmentation par approche contour	70
4.3.1.1	Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de Prewitt.....	70
4.3.1.2	Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de Sobel	73
4.3.1.3	Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de robert.....	75
4.3.2	Commentaires.....	77
4.3.3	Conclusion	77
4.4	Détection des feux de forêts en utilisant la densité spectrale de puissance (DSP) d'un bruit blanc Gaussien.....	78
4.4.1	Algorithme de la méthode proposée	78
4.4.2	Processus aléatoire.....	79
4.4.3	Modélisation de l'image	81
4.4.4	Reconstruction de l'image en appliquant un bruit blanc Gaussien stationnaire	83
4.4.5	Seuillage	86

4.4.6 Résultats.....	87
4.4.7 Commentaires.....	88
4.4.8 Conclusion.....	88
4.5 Détection des feux de forêts en utilisant la probabilité d'appartenance d'un évènement rare pour une réalisation Gaussienne.....	89
4.5.1 La méthode proposée par Lafarge (Résultats et discussions).....	89
4.5.1.2 Résultats obtenus par la méthode de Lafarge.....	90
4.5.2 Algorithme de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance.....	91
4.5.3 Simulation de l'image sans feu à partir de l'image originale.....	93
4.5.4 Calcul de l'inverse de probabilité d'appartenance.....	95
4.5.5 Résultats.....	96
4.5.6 Commentaires.....	97
4.5.7 Conclusion.....	98
4.5.7 Exemple d'applications de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance aux images volcaniques.....	98
4.6 Amélioration de la méthode de la probabilité d'appartenance d'un évènement rare pour une réalisation Gaussienne.....	101
4.6.1 Algorithme de la méthode proposée.....	101
4.6.2 Prétraitement.....	103
4.6.2.1 Éliminer les zones froides.....	104
4.6.2.2 Déterminer le seuil de modélisation en utilisant l'algorithme des (K-moyennes) itérées.....	105
4.6.3 Modélisation de l'image par le bruit blanc Gaussien.....	106
4.6.4 Test de normalité.....	109
4.6.5 Modèle Gaussien parfait de l'image reconstruite.....	110
4.6.6 Calcul de l'inverse de probabilité d'appartenance.....	112
4.6.7 Résultats.....	113
4.6.8 Conclusion.....	116
Conclusion générale.....	117
Références bibliographiques.....	119

Liste des figures

1.1	Carte globale des feux pour la période du 19 au 28 août 2014.	8
1.2	Nombre de feux et surface totale brûlée pour les pays méditerranéens en Europe.	9
1.3	Superficies ravagées par les incendies de forêt en Algérie (1963 - 2012).	10
1.4	(a), (b), (c) et (d) représente les différents formations combustibles aux feux de forêts.	11
1.5	Feux de sol.	15
1.6	Feux de surface.....	15
1.7	Feux de cimes.....	16
1.8	Production de braises par fort vent.....	16
1.9	Les formes des feux de forêts.....	18
2.1	Capteurs passifs et actifs (CCRS/ CCT).	28
2.2	Schéma de processus de télédétection (CCRS/ CCT).	29
2.3	Les deux composantes du REM (la longueur d'onde et la fréquence).....	31
2.4	Le spectre électromagnétique montrant les bandes utilisées en télédétection.....	32
2.5	Schéma illustrant la répartition du REM en différentes gammes de longueurs d'onde.	34
2.6	Absorption par l'ozone et diffusion atmosphérique du REM).	36
2.7	Interactions du REM avec la surface naturelle (absorption, réflexion et transmission)	37
2.8	Réflexion spéculaire	39
2.9	Réflexion diffuse (une direction privilégiée)	39
2.10	Réflexion diffuse (hot spot).....	40
2.11	Réflexion Lambertienne.....	40
2.12	Réflexion de volume	41
2.13	Mode d'interaction	41
2.14	Phénomène de réfraction	42
2.15	Signatures spectrales des surfaces naturelles dans le domaine du visible, PIR et MIR 43	43
2.16	Le système global de surveillance de l'atmosphère	44
2.17	la trajectoire des deux principaux satellites (CCRS/ CCT).....	45
2.18	Fauchée d'un capteur (CCRS/ CCT).....	46
3.1	Trajectoire d'un processus aléatoire.....	56
3.2	Exemples de quatre trajectoires d'un processus aléatoire.....	56
3.3	Processus stationnaire.	57
3.4	Exemple de distribution de la loi normale.	64
4.1	Image satellitaire IRT des deux incendies de forêts enflammées dans les montagnes de San Bernardino.....	69
4.2	Application du filtre de Prewitt	72
4.3	Application du filtre de Sobel	74
4.4	Application du filtre de Robert.....	76
4.5	Processus aléatoire non-stationnaire, l'intervalle [20, 40] est très grand, donc le processus est non-stationnaire.....	80
4.6	Processus aléatoire non-stationnaire, la distribution des deux intervalles [20, 25] et [45, 50] est suffisante pour être considéré comme stationnaire.....	81
4.7	Segmentation des lignes d'une petite partie de la matrice de la fig 4.1.	83
4.8	L'image de la fig 4.1 reconstruite par le modèle de bruit blanc Gaussien.	84

4.9	Représentation de trois lignes quelconques (3, 250 et 500) afin de montrer la qualité de la modélisation ; les lignes originales et les lignes reconstruites.	85
4.10	La matrice de la DSP convertie en image.	87
4.11	L'image de la DSP en trois dimensions (3D) afin de voir l'intensité des pixels du feu.	87
4.12	Vérité de terrain associé.	90
4.13	Extrait du résultat obtenu sur l'image BIRD de la fig 4.12.	90
4.14	L'organigramme de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance.	92
4.15	Image satellitaire réelle de la forêt sans feu.	93
4.16	L'image de la fig 4.15 sans feu reconstruite par le modèle Gaussien.	94
4.17	L'image de l'inverse de la probabilité de l'appartenance.	96
4.18	L'image de l'inverse de la probabilité de l'appartenance en trois dimensions. (3D).....	97
4.19	Image satellitaire IRT de l'éruption du Mont Usu volcan à Hokkaido, au Japon..	99
4.20	Image satellitaire réelle avant l'explosion (image simulée à partir de la fig 4.19.	100
4.21	L'image de la fig 4.20 reconstruite par le modèle Gaussien.	100
4.22	L'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance.....	100
4.23	L'image de l'inverse de la d'appartenance en trois dimensions.(3D).....	100
4.24	L'organigramme de la méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance améliorée.	102
4.25	L'image originale de la fig 4.1 et son histogramme.....	104
4.26	L'image volcanique de la fig 4.19 et son histogramme.	104
4.27	L'image de la fig 4.19 et son histogramme après l'élimination des zones froides.	104
4.28	Les deux classes obtenues par l'algorithme des K-moyennes pour la fig 4.25 et 4.27.....	106
4.29	L'image de la fig 4.25 modélisée et son histogramme.....	107
4.30	L'image de la fig 4.27 modélisée et son histogramme.....	107
4.31	Représentation de trois lignes quelconques (520, 522 et 1200) afin de montrer les pixels qui ont été modélisés par le bruit blanc Gaussien.	108
4.32	L'histogramme montre la distribution de chaque ligne de l'image.....	110
4.33	(a) L'histogramme de la fig 4.29 modélisée et (b) son modèle Gaussien parfait.....	111
4.34	Le modèle Gaussien parfait de la fig 4.29.....	113
4.35	(a) L'image de l'inverse de probabilité de la fig 4.1, (b) La même image en trois dimensions (3D).....	113
4.36	(c) L'image de l'inverse de probabilité de la fig 4.19 (d) La même image en (3D).	114
4.37	(04) Quatre nouveaux feux de forêt ont été détectés par cet algorithme par rapport aux résultats de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance avant d'être développés.	115

Liste des abréviations

FAO	Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer.
NASA	National Aeronautics and Space Administration.
EEA	European Environment Agency.
DGF	Direction Générale des Forêts.
PPR	Plans de prévention des risques naturels.
REM	Rayonnement électromagnétique.
GEO	Géostationnaires
RVB	Rouge Vert Bleu.
PIR	Proche Infra-Rouge.
MIR	Moyen Infra-Rouge
IRT	Infra-Rouge Thermique.
BR	Basse Résolution.
MR	Moyenne Résolution.
THR	Très Haute Résolution
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer.
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer.
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration.
TM	Thematic Mapper.
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus.
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellite.
IRS	Indian Remote Sensing.
ERS	European Remote-Sensing.
ADEOS	Advanced Earth Observing Satellite.
ASE	Agence spatiale européenne.
MSG	Météosat Seconde Génération.
DSP	Densité Spectrale de Puissance.
SSL	Stationnaire au Sens Large.
CFDA	Canadian Fire Detection Algorithm.
INRIA	Institut national de recherche en informatique et en automatique.
BIRD	Bispectral Infra-Red Detection.

MSE	Mean Square Error.
KS	Kolmogorov-Smirnov.
MGP	Modèle Gaussien Parfait.

Introduction générale

Introduction générale

Les feux de forêt font partie des risques majeurs auxquels nous sommes régulièrement confrontés, leurs contrôles sont très difficiles et ils peuvent avoir des effets dévastateurs. Actuellement, la prédiction exacte des incendies de forêt dépend du système de télédétection spatial qui joue un rôle très important pour l'intervention d'urgence, la lutte contre l'incendie, et l'évacuation des secours. L'image satellitaire est considérée comme étant le modèle visuel le plus fidèle et le plus riche de l'espace. Donc, notre objectif consiste à détecter les incendies de forêt grâce à l'imagerie satellitaire.

De nombreuses études ont montré l'efficacité des techniques de télédétection pour la détection des incendies de forêt, elles sont principalement fondées sur des analyses radiométriques d'images thermiques (IRT), et moyen infrarouge. Des algorithmes tel que le CFDA (Canadian Fire Detection Algorithm) basé sur les travaux de Flannigan et Vonder Haar [1], permettent, par des jeux de test sur des mesures et des seuillages, d'obtenir de bons résultats de détection des feux. Les travaux de Den Breejen [2], qui ont été proposées pour améliorer la détection précoce. Nombreux algorithmes fondés sur la base de la méthodologie statistique et des champs aléatoires ont été proposés. Parmi lesquels, on peut citer les travaux proposés par Lafarge [3, 4] en analysant l'image thermique, ou bien la surveillance par vidéo [5].

Problématique

La détection des feux de forêt à l'aide d'images satellitaires ne permet pas de détecter tous les feux dans une zone forestière, cependant, elles peuvent donner des informations plus précieuses aux responsables de la protection des forêts contre le feu.

La méthode que nous avons proposée est basée sur la modélisation de l'image par le modèle Gaussien. Pour une image Gaussienne et selon la loi normale, 99 % des pixels de l'image doivent être modélisés par ce dernier. Le problème est que les pixels du feu doivent être des événements rares dans l'image.

Les images infrarouges thermiques sont très rares, nous avons difficilement trouvé quelques images thermiques celles de Landsat et Aster.

La télédétection joue un rôle important dans l'obtention des informations sur l'apparition et le développement des incendies, Cependant, le nombre de passages des satellites qui survolent la terre, chaque jour est très limité, certains incendies qui enflamment ne seront pas atteints à détecter en temps opportun. Comme est-il essentiel d'attaquer les feux de forêts le plus rapidement possible. Ce retard de détection peut entraîner de nombreux incendies et atteindre de grande taille.

Notre contribution et les objectifs

C'est dans ce contexte que vient notre contribution. Dans cette thèse, nous avons proposé une méthode originale de détection précoce des feux de forêts à partir d'images satellitaires infrarouges thermiques en utilisant l'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance, elle est basée sur la modélisation Gaussienne de l'image. Chaque ligne de l'image est considérée comme une réalisation d'un processus aléatoire non stationnaire. En divisant les lignes de la matrice de l'image en petits intervalles stationnaires et ergodiques, nous pouvons obtenir un modèle mathématique adéquat. Les pixels de l'image satellitaire sont considérés comme statistiquement indépendants, donc, chaque petit intervalle de chaque ligne se comporte, naturellement, comme un bruit Gaussien stationnaire. Nous avons sélectionné ce dernier comme modèle mathématique pour modéliser une image sans feu, ensuite, nous avons déterminé les paramètres de cette réalisation Gaussienne. Ainsi, lorsqu'un feu survient dans cette zone de forêt, nous pouvons utiliser ces paramètres estimés précédemment pour calculer sa probabilité d'appartenance à l'image originale sans feu. Cette probabilité doit être très faible puisque le feu, dans toute forêt, peut être considéré comme un événement rare. Par conséquent, nous présentons une image matricielle de l'inverse de la probabilité de chaque intervalle pour une meilleure observation de détection des feux.

Le plan de la thèse

Le projet de thèse s'inscrit dans le cadre de la compréhension de la détection des feux de forêts à partir d'images satellitaires infrarouges thermiques.

Nous proposons dans **le premier chapitre** de notre travail d'exposer d'une manière générale une présentation sur les feux de forêt, en attirant l'attention sur les principales causes des feux, ainsi que leurs conséquences sur différents milieux et les solutions afin de réduire les risques des incendies.

Le deuxième chapitre sera consacré dans un premier temps sur les notions fondamentales de la télédétection spatiale : ces processus, la notion du rayonnement électromagnétique et spectre. Dans un deuxième temps, sur la connaissance des deux grandes familles des satellites (satellites en orbite polaire et les satellites Géostationnaires) et leurs caractéristiques. A la fin de ce chapitre, nous montrerons les applications de la télédétection pour la détection et la cartographie des incendies de forêt.

Le troisième chapitre est une introduction au chapitre 4, il représente sa partie théorique. La première partie de ce chapitre sera consacrée aux phénomènes aléatoires. L'image satellitaire est considérée comme une réalisation d'un processus aléatoire non stationnaire, à cet effet, nous pouvons utiliser tous les outils et les techniques d'analyse mathématique appliquée sur les processus aléatoires et les appliquer sur l'image satellitaire. La deuxième partie, sera réservée à l'une des lois de probabilités théoriques la plus connue « la loi normale », cette dernière est plus adaptée pour la modélisation des phénomènes naturels issus de plusieurs événements aléatoires.

Dans le quatrième chapitre, nous présenterons quelques méthodes de détection des feux de forêt à l'aide d'une image satellitaire infrarouge thermique. Pour la première méthode, la détection sera réalisée à l'aide des contours en utilisant les trois filtres connus (Prewitt, Sobel et Robert). La deuxième méthode sera basée sur le modèle Gaussien (en modélisant l'image par une réalisation Gaussienne), ensuite, nous calculerons la densité spectrale de puissance DSP du bruit blanc Gaussien. La troisième méthode est un complément de la méthode de la DSP, deux images seront utilisées pour une détection précoce (image originale avec le feu et image sans feu) en utilisant l'image de l'inverse de probabilité Gaussienne. La quatrième méthode est une amélioration de la méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance, mais cette fois-ci, nous utiliserons seulement une seule image, le principe de

cette méthode est fondé sur la comparaison de l'image modélisée par le modèle Gaussien avec son modèle Gaussien parfait.

Chapitre 1

Généralités sur les feux de forêts

1.1 Introduction

Les graves incendies de forêt qui se sont déclarés dans différentes parties du monde présentent des conséquences très néfastes sur l'environnement, et ont attiré l'attention internationale. Le feu constitue la première cause dans la dégradation forestière tant à l'échelle planétaire, locale que régionale. Il intervient pour beaucoup dans la modification de notre environnement.

Selon les estimations de la FAO (Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture) qui s'est récemment alarmée de l'impact environnemental et social des feux de forêt, le feu ravage 350 millions d'hectares chaque année dans le monde entier, dont la moitié en Afrique. 150 à 250 millions d'hectares (sur un total de 1,8 milliard d'hectares de forêts tropicales) sont détruites chaque année par les incendies sauvages. Pendant l'été, les feux dans le bassin méditerranéen sont en moyennes annuelles près de 600000 hectares de forêts qui partent en fumée à cause de la sécheresse et d'une faible teneur en eau des sols. Des feux sans précédent ont touché l'Indonésie en 1997, brûlant près de 5 millions d'hectares et posant des problèmes graves de santé publique. Puis en 1998, c'est au tour de l'Amazonie, du Mexique et des Philippines. En Russie, et pour la même année, le feu a détruit 4,27 millions d'hectares de forêts et d'autres terres protégées contre les incendies ont été affectées par le feu. En 2003, 2004 et 2005, des centaines de milliers d'hectares de forêts des pays du pourtour méditerranéen, dont le Maroc, l'Algérie, la Grèce, l'Italie, la France et l'Espagne, ont été la proie des flammes. En 2009, des feux de forêt catastrophiques ont fait 170 morts en Australie, et ont causé des pertes évaluées à plusieurs milliards de dollars en détruisant 430.000 hectares. Depuis plusieurs années, la Californie subit de manière récurrente des incendies aux conséquences humaines et économiques dramatiques. La carte ci-dessous, qui provient du service « MODIS Rapid Response » de la NASA montre la répartition globale des incendies de forêt dans le monde, la mise à jour de la carte tous les dix jours.

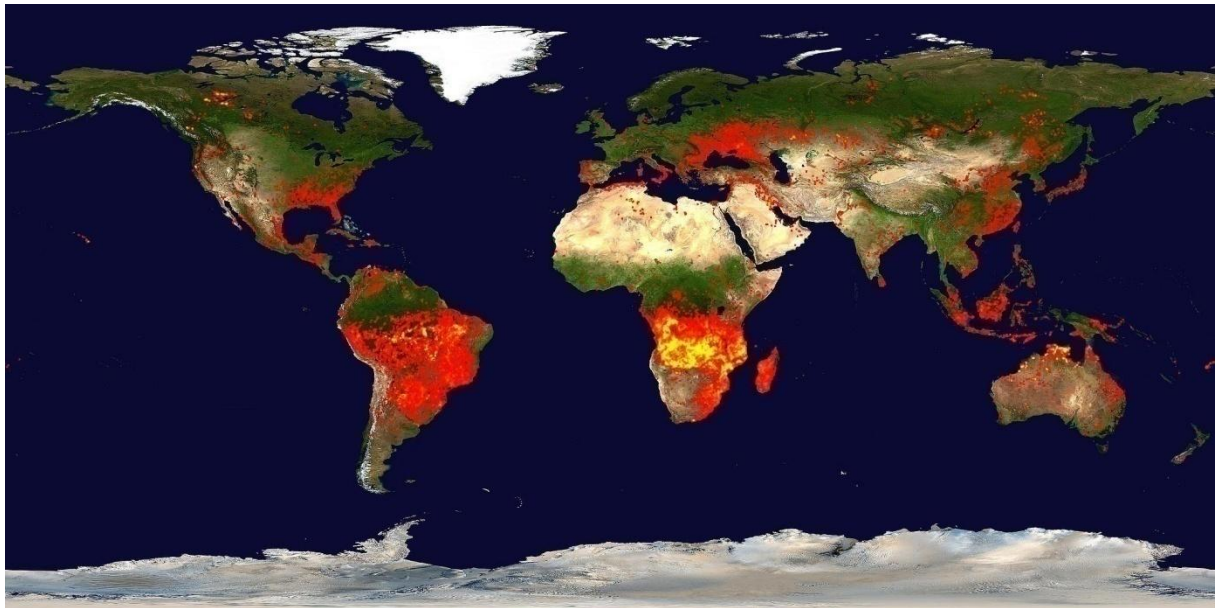


Figure 1.1 : Carte globale des feux pour la période du 19 au 28 août 2014. Carte produite par Jacques Descloitres de l'équipe du MODIS (Rapid Response System). [6]

La carte montre l'emplacement des feux détectés par MODIS à bord des satellites Terra et Aqua pendant une période de 10 jours. Chaque point de couleur indique un endroit où MODIS détecte au moins un feu au cours de la période de composition. Sur la carte ci-dessus, la couleur varie de rouge au jaune, la couleur rouge signifie que le nombre de feux détectés est faible alors que la couleur jaune indique un nombre élevé sur la période.

En Europe, le feu est la principale menace naturelle qui pèse sur les forêts et les zones boisées du bassin méditerranéen. Il a causé des dommages plus importants aux forêts. On note que la situation s'empire nettement en Grèce (de 12000 à 39000 ha), en Italie (de 43000 à 118000 ha), en Espagne (de 50000 à 208000 ha) et dans l'ex-Yougoslavie (de 5000 à 13000 ha). Par contre, au Portugal, la situation s'est également dégradée. Les forêts ravagées couvrent environ un tiers de la surface de l'ensemble des pays européens (185 millions d'hectares). [8]

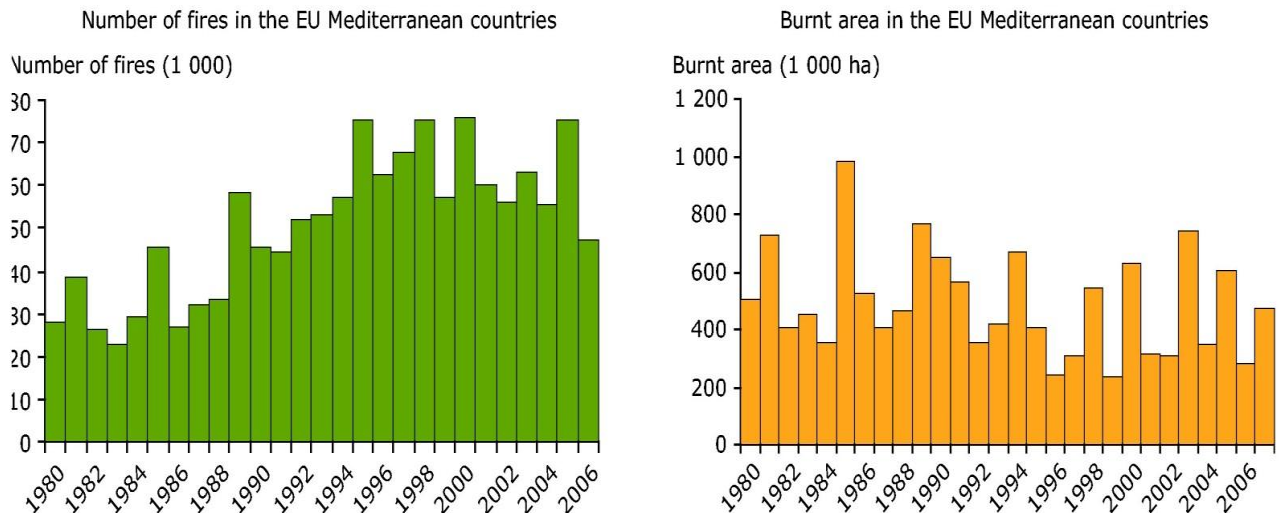


Figure 1.2 : Nombre de feux et surface totale brûlée pour les pays méditerranéens en Europe. [7].

En Afrique, les feux de forêt sont catastrophiques, on appelle souvent l'Afrique « le continent du feu » en raison de la fréquence et de l'étendue des incendies. La majorité des feux incontrôlés en Afrique concerne des écosystèmes adaptés aux feux. Des recherches récentes effectuées par l'administration nationale de l'aéronautique et de l'espace des Etats-Unis (NASA), environ 130 millions d'hectares de savanes et de formation herbeuses brûlent chaque année en Afrique. Les incendies les plus intenses sont concentrés dans la zone subtropicale humide qui comprend l'Angola, le sud de la République démocratique du Congo, la Zambie, le nord du Mozambique et le sud de la République-Unie de Tanzanie. Il est estimé que, pendant la saison des incendies de l'année 2000, la superficie brûlée au sud de l'équateur a dépassé les 200 millions d'hectares [8].

En Afrique du nord, les incendies représentent un danger considérable pour la forêt. Au Maroc, le nombre annuel d'incendies a augmenté de 150 à 200, et la superficie annuelle brûlée s'est élevée de 2000 à 3000 hectares, depuis les années 70. **En Algérie**, pendant les 49 dernières années (période 1963 - 2012), le feu a ravagé une superficie globale de 1691443,9 ha avec un nombre total d'incendies de 57560. La moyenne des superficies incendiées par année est 41984 ha (période 1980 - 2012). 1994 est l'année la plus affectée, le feu a détruit une superficie de 271597,79 ha. Vient ensuite l'année 1983 dont la superficie parcourue par le feu est de 221367 ha. Les surfaces brûlées (1963 - 2012) représentent 0,99 % par an de la surface forestière, la figure ci-dessous montre les superficies touchées selon les années.

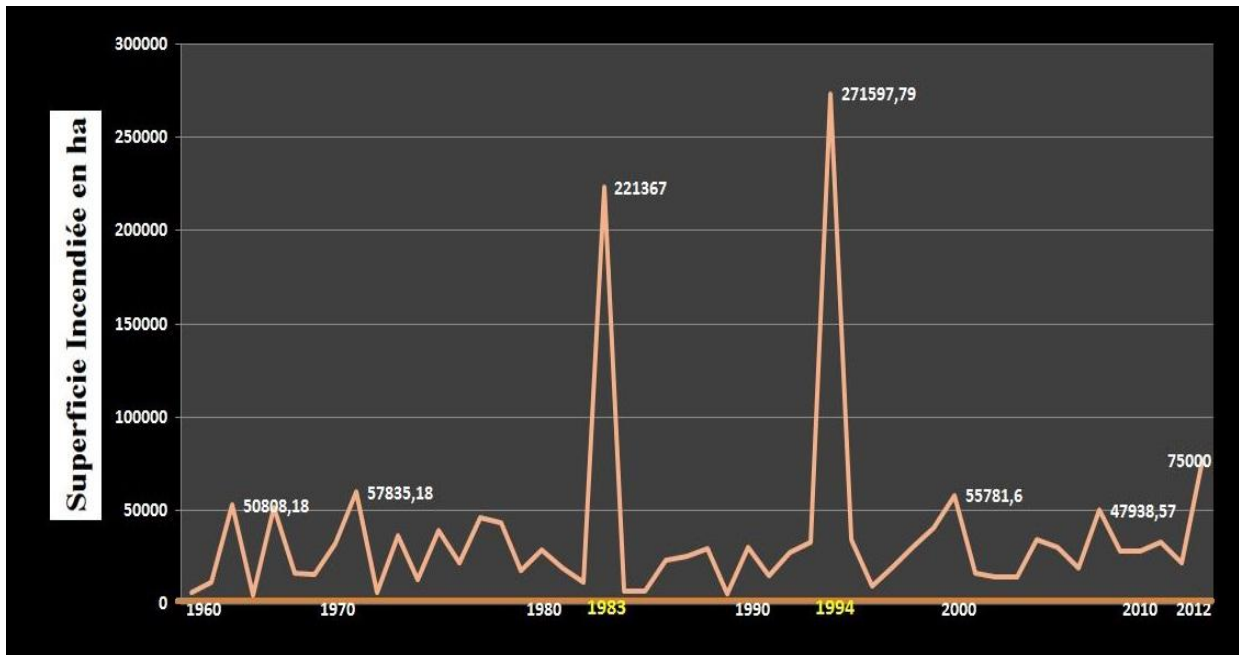


Figure 1.3 : Superficies ravagées par les incendies de forêt en Algérie (1963 - 2012) [9].

1.2 Définition

Les feux de forêt sont des sinistres qui se propagent dans une formation naturelle qui peut être de type forestier. La dénomination exacte d'un incendie de forêt concerne une surface minimale d'un hectare (composée principalement par des arbres et des arbustes d'âges) ou aussi aux formations subforestières de petite taille (formations d'arbres feuillus, de conifères ou mixtes appelés maquis, garrigue ou landes) [10].

1.3 Quels sont les combustibles d'un feu de forêt

Une forêt doit être considérée comme un combustible potentiel. Les flammes peuvent en effet, parcourir indistinctement la végétation vivante (branches, feuilles) ou morte (aiguilles, arbres morts sur pied), tout comme les infrastructures humaines implantées en zones forestière.

Les Forêts sont généralement constituées par des formations végétales dominées par des arbres et des arbustes, d'essences forestières, d'âges divers et de densité variable.

On distingue deux types de végétation de formations subforestières :

- Les maquis et les garrigues.
- Les landes.

1.3.1 Les maquis

Les maquis sont des formations végétales basses, correspondent à un type de végétation spontanée et très caractéristique des régions siliceuses méditerranéennes.

1.3.2 Les garrigues

Les garrigues sont des formations végétales basses, proches du maquis, mais plutôt ouvertes, elles se trouvent sur les sols calcaires, secs et filtrants. Les garrigues sont des formations caractéristiques des régions méditerranéennes.

1.3.3 Les landes

Les landes sont des formations végétales composées de genêts et de petits arbustes (sols acides).



(a) : Forêt



(b) : Maquis



(c) : Garrigue



(d) : Lande

Figure 1.4 : (a), (b), (c) et (d) représente les différents formations combustibles aux feux de forêts.

1.4 L'origine des feux de forêt

L'origine d'un incendie est souvent difficile à identifier en raison de l'absence de preuves matérielles concrètes. Un feu de forêt est une combustion qui se développe sans contrôle, dans le temps et dans l'espace. De nombreux facteurs de prédisposition, d'éclosion et de propagation contribuent à la manifestation de ce phénomène.

1.4.1 Facteurs de prédisposition

Parmi les facteurs importants de prédisposition, le climat et le type de végétation. Il existe un certain nombre de formations végétales qui sont plus sensibles et vulnérables au feu que d'autres : les landes, maquis et garrigues. La composition de ces formations et les conditions climatiques auxquelles elles sont soumises peuvent expliquer cette sensibilité, en particulier leur teneur en eau.

De nombreux facteurs naturels contribuent dans une certaine mesure à leur développement. Ce sont des faits d'activités humaines telles que les loisirs, production, les transports (routes, voies ferrées) [11] qui peuvent être à l'origine de l'éclosion et de la propagation des incendies de forêt.

Depuis quelques décennies, l'évolution de l'occupation du sol, qui conduit, à l'augmentation de l'interface forêt/habitat, influe notablement sur le risque. Cet Etat est lié, d'une part, à l'abandon des espaces ruraux, qui, de ce fait, ne sont plus entretenus, et, d'autre part à l'extension des zones urbanisées jusqu'aux abords des zones boisées

1.4.2 Facteurs d'éclosion

Les facteurs d'éclosion des feux de forêt sont à la fois naturels et souvent anthropiques. Les conditions naturelles concernent tout d'abord l'inflammabilité de la végétation, et la teneur en eau, cette dernière, joue un rôle important dans l'inflammation. Quand elle est faible, la végétation peut s'enflammer facilement à des températures relativement basses.

1.5 Les causes des feux de forêt

Les causes des incendies de forêt sont variables d'un pays à l'autre et sont très difficiles à identifier avec certitude. Ils varient aussi en fonction du temps, l'influence anthropique reste la principale cause des incendies dans le monde, puisque, 90% des feux de forêt sont liés à des activités humaines [12, 13] que ce soit par accident, agriculture, déforestation et pyromanes [14].

1.5.1 Causes naturelles

La végétation ne s'enflamme pas seule, même par forte sécheresse, la seule cause naturelle connue dans les pays de Bassin Méditerranéen est la foudre. Selon, le guide PPR (2000) [15], elle ne contribue que pour 4 à 7 % au nombre de départs de feux en plein cœur des massifs pendant l'été. La foudre est très répandue en forêt boréale. Aux Etats-Unis et au Canada ce sont les orages secs qui causent un grand nombre d'incendies et de dégâts.

Les éruptions volcaniques peuvent également être à l'origine d'incendies de forêt. Ce phénomène est cependant exceptionnel dans le Bassin Méditerranéen [15].

1.5.2 Causes humaines

Le contrôle des causes humaines des incendies devient de plus en plus difficile. Statistiquement les causes humaines sont les plus nombreuses et représentent l'essentiel des origines des incendies de forêt, on retrouve des causes involontaires et des causes volontaires [16].

1.5.2.1 Causes involontaires

Parmi les causes connues, celles qui sont involontaires (négligences ou accidents) arrivent en tête dans tous les pays, sauf en Turquie où les mises à feu volontaires semblent majoritaires [17].

La majorité des zones d'éclosions des feux se situent aux interfaces entre les espaces naturels et les espaces urbanisés. Les populations urbaines sont particulièrement insensibles au danger des incendies et à leurs conséquences potentiellement dangereuses. De nombreux citoyens ne considèrent pas les feux de forêts comme une menace, même au milieu de l'été.

Les accidents et les imprudences sont aussi les causes les plus fréquentes des incendies. Les causes accidentelles varient d'un pays à l'autre : il y a celles qui sont liées aux installations fixes (lignes électriques, dépôts d'ordures, etc.) [18], et celles qui sont liées directement à une activité humaine (charbonniers, brûlages mal contrôlés, fumeurs, feux de camp, feux de bergers). On peut voir de nombreux feux sur la terre plein-central des autoroutes [19]. Il semblerait cependant que ces feux involontaires soient directement liés aux activités agricoles et forestières [20].

1.5.2.2 Causes volontaires

Les incendies volontaires sont généralement les plus importantes parce que l'homme qui en est à l'origine choisit le site le plus inflammable à l'intérieur d'un peuplement et à un

moment de forte température. Des pyromanes qui mettent le feu par plaisir ou par jeu, cette pyromanie est plus ou moins malade, selon le degré de responsabilité de l'individu.

La vengeance, le feu, peut être aussi un outil de se venger suite à un différend avec l'administration (chasseurs) ou avec un voisin, à une exclusion sociale (ouvriers licenciés).

Les feux de forêts peuvent être aussi provoqués pour des raisons économiques et politiques [21]. Dans le but de faire baisser le prix du bois par exemple, des feux provoqués par vengeance aux conflits relatifs aux droits à la chasse, à la propriété des forêts ou encore à la politique forestière. Dans d'autres régions, les feux sont allumés pour éloigner les animaux nuisibles.

1.6 Les différents types de feux

Un feu de forêt peut prendre différentes formes selon les caractéristiques de la végétation et les conditions climatiques (principalement la force et la direction du vent) dans lesquelles il se développe. On distingue quatre types de feu. Ils peuvent se produire simultanément sur une même zone :

1.6.1 Les feux de sol

Les feux de sol qui brûlent la matière organique contenue dans la litière, l'humus ou les tourbières. C'est un feu à incandescence, ce qui fait qu'ils se propagent à une vitesse faible en raison du manque d'oxygène et de la transmission de la chaleur par conduction. Bien que peu virulents, ils peuvent être très destructeurs en s'attaquant aux systèmes souterrains des végétaux voir figure 1.5. Ils peuvent également couvrir longtemps en profondeur ce qui rend plus difficile leur extinction complète. Ils sont relativement rares en région méditerranéenne. [22, 23].



Figure 1.5 : Feux de sol.

1.6.2 Les feux de surface

Les feux de surface sont les plus courants, ils brûlent les strates basses de la végétation, c'est-à-dire la partie supérieure de la litière, la strate herbacée et les ligneux bas voir figure 1.6. Ils se propagent rapidement, en général par rayonnement ou convection, ils dégagent beaucoup de flammes et de chaleur et affectent la garrigue ou les landes. Les feux de surface peuvent aussi être une cause d'enflammer la cime des arbres en montant de branche en branche [22, 23].

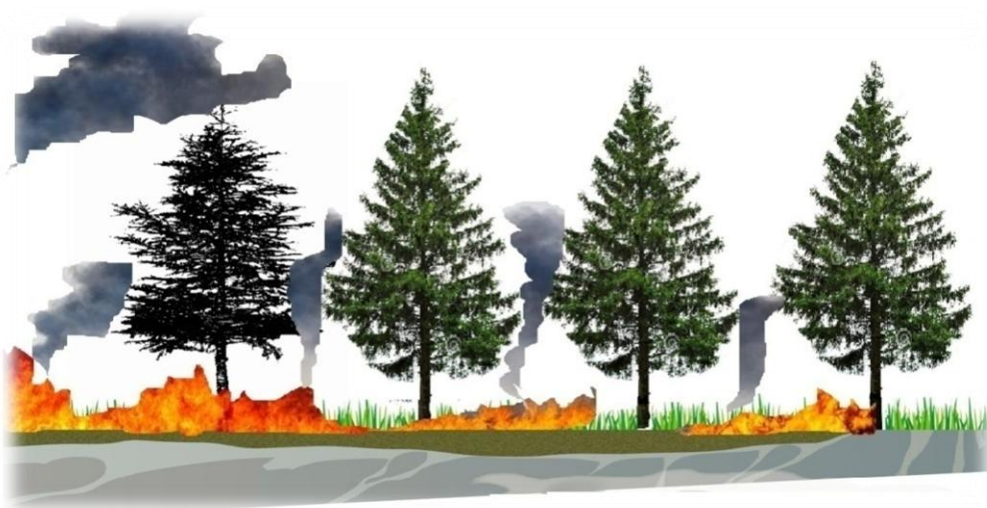


Figure 1.6 : Feux de surface.

1.6.3 Les feux de cimes

Les feux de cimes qui brûlent le sommet des arbres libérant de l'énergie cinétique voir figure 1.7. Ils se développent d'une cime à l'autre, ou encore à partir de la surface du sol forestier lorsque la chaleur développée par le foyer est suffisamment intense et qu'elle vient en contact avec la cime des arbres, ils libèrent en général de grandes quantités d'énergie, le vent et la sécheresse, rendre la vitesse de propagation très forte, ce qui rend le travail des pompiers très difficile [22, 23].



Figure 1.7 : Feux de cimes.

1.6.4 Les feux avec braises

Les incendies peuvent se produire avec braises (voir figure ci-dessous). Les braises sont produites par des feux de cimes ou par certaines conditions de vent et de topographie [22, 23].

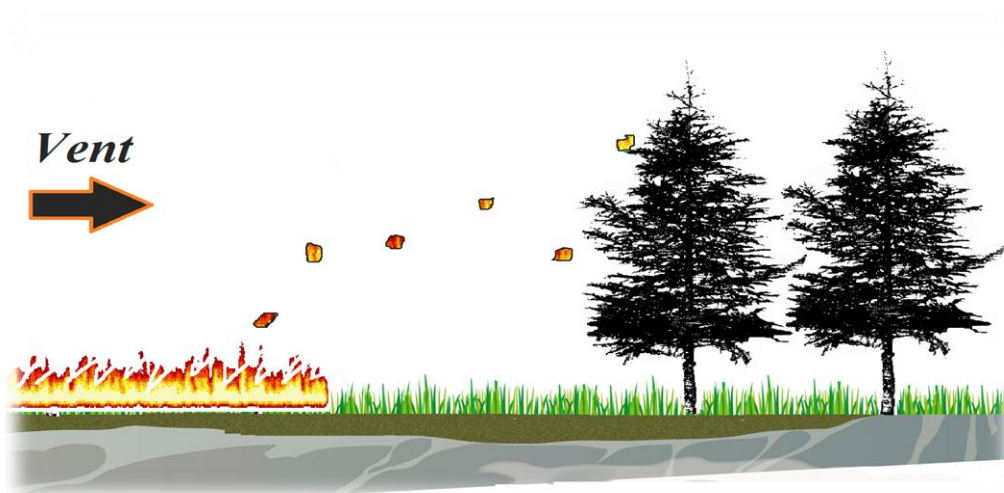


Figure 1.8 : Production de braises par fort vent.

1.7 Les sauts et la vitesse de feu

Les sauts de feu sont des projections de particules enflammées ou incandescentes (brandons) en avant du front de flammes. Ces particules, entraînées dans la colonne de convection transportées par le vent, peuvent être l'origine de foyers secondaires à l'avant de l'incendie. Les gros brandons peuvent brûler longtemps et transportés très loin. Des sauts de feux très nombreux peuvent conduire à des multiples projections de particules sur une zone peu étendue et créent ainsi une tornade de feu extrêmement dangereuse.

Les sauts de feu peuvent se produire sur de courtes ou de longues distances selon les conditions du milieu. Les distances parcourues par les brandons peuvent atteindre jusqu'à plus de 5 kilomètres [24]. Le nombre de brandons dans une colonne de convection est très grand [25].

Les vitesses de propagation des incendies sont extrêmement variables. Un feu dans une tourbière ne progresse que de quelques mètres en plusieurs semaines. La vitesse de propagation d'un feu de surface ou d'un feu de cimes dépend des caractéristiques et de l'état de la végétation, de la pente et de la vitesse du vent.

La progression du feu a une vitesse plus élevée surtout sur les formations végétales basses continues où la biomasse est faible (pelouses, landes, garrigues claires). Elle peut alors parfois dépasser 10 km/h

1.8 Différentes formes des feux de forêt

Le feu peut prendre différentes formes, chacune étant conditionnée par les caractéristiques de la végétation et les conditions climatiques (vent, taux d'humidité de l'air, précipitations récentes ou non, etc.). La forme d'un feu peut nous aider à identifier la direction et le sens de sa propagation. Donc, il est important de connaître les formes d'un feu afin d'étudier et de trouver des solutions pour arrêter cette propagation et donc lutter contre les feux de forêts.

1.8.1 Forme circulaire

On parle de la forme circulaire d'un feu, lorsque l'on est sur un terrain plat, par temps calme et dans un peuplement homogène, la progression du feu sera dans toutes les directions, figure 1.9.a

1.8.2 Forme d'une ellipse allongée

Le feu prend la forme d'une ellipse allongée lorsque l'on est dans les mêmes conditions de terrain et de végétation, mais subissant l'action du vent, figure 1.9.b. Le feu progresse dans la direction contraire d'où souffle le vent.

1.8.3 Forme irrégulière

Le feu prend une forme irrégulière figure 1.9.c. En montagne et dans les pentes.

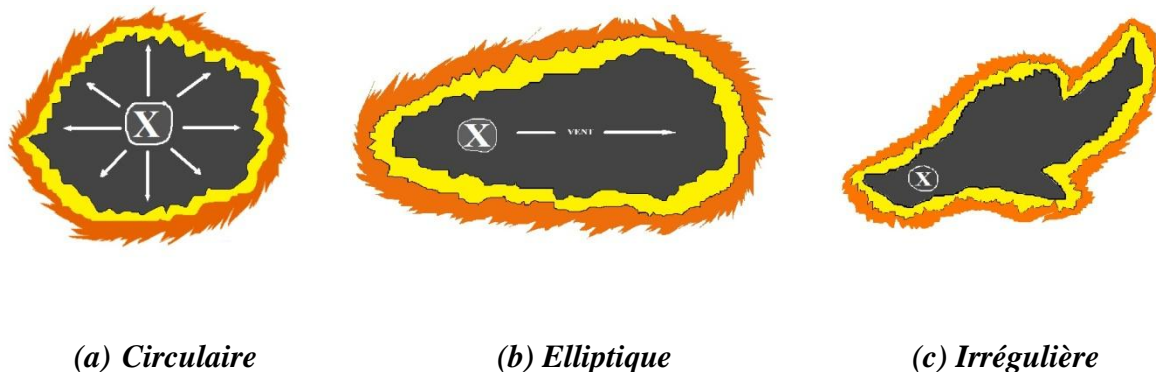


Figure 1.9 : Les formes des feux de forêts.

1.9 Conséquences des incendies de forêt

Après l'incendie, et lorsque les dernières braises sont enfin éteintes, les dégâts qui sont causés par le feu sont en général très importants. Ses conséquences sont d'autant plus graves que le feu a détruit des installations humaines, un espace forestier apportant des ressources à la population locale, ou qu'il a parcouru une surface importante près d'une ville ou une habitation. Donc, les conséquences des feux de forêts peuvent toucher différents milieux tels quels (sur le milieu humain, la faune, la flore, le sol, le climat et l'atmosphère).

1.9.1 Sur le milieu humain et leurs biens

Bien que le feu fasse partie de la dynamique naturelle des forêts, son passage peut nuire aux activités humaines qui se déroulent en forêt.

- L'incendie peut entraîner des arrêts de travail temporaires lorsque la récolte du bois et les travaux forestiers doivent être interrompus en raison de l'indice de danger extrême.
- Les incendies de forêt sont beaucoup moins meurtriers que la plupart des autres catastrophes naturelles, cependant, lors d'interventions d'urgence, les pompiers et tous ceux qui procèdent à l'extinction du feu prennent des risques et peuvent mettre leur vie ou leur santé en danger.

- Les incendies causent la destruction de biens (maisons), donc, ils peuvent nécessiter des évacuations. Ils causent même la mort de personne. Au Portugal, en 2003, 21 morts ont été directement attribués aux incendies de forêt.
- Les incendies peuvent affecter les réseaux de communication, et engendrent des perturbations économiques et sociales importantes.
- Les incendies peuvent détruire des équipements divers, tels que (les poteaux électriques et téléphoniques, les clôtures, les panneaux etc.).
- Les incendies peuvent avoir des conséquences économiques négatives lorsque l'approvisionnement en matière ligneuse est réduit. Toutefois, la récupération du bois encore utilisable sur les territoires affectés permet de réduire les impacts économiques des feux :
 - Bois industrie (papier, cartons, paquets bois de mines).
 - Bois d'œuvre (menuiserie, fabrication de palettes, de cagettes,..).
 - Bois de feu (bois de chauffage).

1.9.2 La faune

Le bilan sur la faune est très variable selon le type d'incendie et selon les espèces concernées. La forêt offre un abri protecteur à toutes sortes d'animaux : de l'escargot au sanglier et les oiseaux. Le grand gibier est aussi le plus souvent épargné. En revanche, les reptiles, hérissons, etc. échappent difficilement aux flammes.

Tout un équilibre se crée, entre ceux qui mangent et ceux qui sont à mangé (animaux et végétaux).

Lorsque la forêt disparaît, ces chaînes alimentaires sont rompues et auront du mal et besoin de temps pour se recréer.

1.9.3 La flore

Les feux de forêts représentent un facteur important à la contribution de la dynamique naturelle de la régénération de certains écosystèmes. Ils facilitent le renouvellement de certaines espèces végétales et entretiennent une mosaïque de milieux ouverts, semi-ouverts et fermés propices à la biodiversité. Heureusement, certaines graines sont très résistantes au feu et permettent à une nouvelle génération de voir le jour, sauf si la terre, sur un sol en pente, est emportée.

Sur un sol plat, la garrigue renaîtra et permettra, au bout de longues années, à une jeune pinède de pousser, qui permettra à son tour d'abriter de jeunes chênes.

Lorsque les incendies deviennent trop fréquents ou qu'ils concernent des superficies importantes, ils entraînent une homogénéisation du milieu et font peser une forte menace sur des espèces rares ou très localisées. Les feux peuvent faire disparaître des graines d'espèces végétales présentes dans la litière,

1.9.4 Le sol

Au niveau du sol le passage d'un incendie peut entraîner une perte en éléments minéraux. Les arbres jouent un rôle très important en retenant la terre, ils fabriquent même du sol, par la décomposition des feuilles tombées, en humus.

Lorsque la couverture végétale est détruite, le sol n'est plus retenu sur les pentes sans la présence des arbres, et la terre s'en va dès les premiers orages d'automne, empêchant ainsi les graines de venir réensemencer cette ancienne forêt, et comme aucun végétal n'est là pour régénérer du sol. Le risque d'érosion est particulièrement élevé sur les sols siliceux

On assiste à un changement de paysage : nos collines vertes se couvrent d'une « peau de léopard », alternances de cailloux de calcaire et de garrigue à ras du sol. Et la pluie ruisselle sur ces pentes, et les risques d'inondations augmentent, ainsi que les risques de coulées de boue.

1.9.5 Le climat

Les arbres jouent un rôle important de régulation microclimatique :

- Par l'augmentation de l'humidité ambiante, par réduction des écarts de température.
- Interception du rayonnement solaire.
- Réduction de la vitesse du vent.
- Maintien d'un certain taux d'humidité.
- La disparition de la forêt provoque alors un micro-climat plus sec, plus chaud, et sans barrière de vent.

Notons que les conséquences climatiques de très grands incendies comme aux USA peuvent se situer à plus grande échelle.

1.9.6 L'atmosphère

La forêt joue un rôle très important de régénérer l'air, par son évapotranspiration créée de l'oxygène, donc, participe à la régénération de l'air. Si la forêt disparaît, l'air n'est plus régénéré.

1.10 Gestion du risque de feux de forêts

1.10.1 Surveillance planétaire

Les feux de forêts représentent un agent de changement significatif dans les écosystèmes forestiers. Ainsi, ils donnent, une excellente occasion de faire le suivi des feux en temps réel avec des satellites de télédétection de haute et de basse résolution afin de déterminer la localisation d'un incendie, la superficie brûlée, le comportement du feu ainsi que sa sévérité.

Des programmes de surveillance planétaire vis-à-vis des feux de forêts ont été mis au point dès le début des années 90 avec le développement des capteurs hypers spectraux à infrarouge. Le principe est simple, il s'agit en fait de repérer les différents points chauds sur des données satellitaires pour en extraire une carte des feux de forêt (cartographie) [26]. Un point chaud dans une image satellitaire est un pixel ayant une intensité infrarouge typique de végétation en train de brûler. L'intensité chaude d'un pixel représente un incendie ou être un des nombreux points chauds représentant un incendie plus important.

Pour l'identification et la localisation des feux en pleine activité sur une base quotidienne, les techniques de traitement d'images de télédétection spatiale permettent également d'estimer les secteurs brûlés sur une base annuelle et de modéliser le comportement du feu, la combustion de la biomasse et les émissions de carbone des incendies.

1.10.2 La prévision

La prévention met l'ensemble des dispositions à mettre en œuvre pour réduire l'impact d'un phénomène naturel prévisible sur les personnes et les biens. Dans le cas présent, la prévision consiste en une observation quotidienne de l'ensemble des paramètres pouvant concourir à la formation des incendies, surtout lors des périodes les plus critiques de l'année (l'été). L'état de la végétation, ainsi que, les conditions hydro-météorologiques sont régulièrement surveillées, non seulement pour déterminer les situations pour lesquelles le

risque est le plus élevé, mais également pour mobiliser préventivement les secours qui seront nécessaires en cas d'incendie. Une surveillance constante de tous les massifs sensibles permet également de détecter au plus tôt tout départ de feu. Les secours peuvent ainsi intervenir le plus rapidement possible. Cette rapidité d'intervention conditionne fortement l'étendue potentielle d'un incendie. La surveillance est réalisée au moyen de guets terrestres (tours de guet), complétés par des patrouilles mobiles, voire des patrouilles aériennes lorsque les massifs forestiers à surveiller s'étendent sur de vastes périmètres [26].

1.10.3 La prévention

La prévention des incendies et la lutte contre les feux prennent une importance croissante, non seulement en raison des superficies incendiées, des dégâts aux biens et des victimes, mais à cause de l'impact sur des questions à l'échelle globale, comme le changement climatique. Les risques d'incendies, leur fréquence, l'intensité et l'impact des feux de forêts peuvent être limités avec des gestions plus intégrées de gestion [26].

La politique de prévention du risque de feu de forêt à une échelle nationale ou locale comprend cinq types d'actions.

1.10.3.1 La résorption des causes de feux de forêts

Le traitement des causes accidentelles de départs de feu est prioritaire, sur lesquelles, il est possible d'agir. Ce sont les imprudences et les négligences liées aux loisirs, aux travaux en forêt, aux infrastructures mal protégées (lignes électriques, voies ferrées, etc.).

La résorption des causes de départ des feux est représentée par trois actions :

- sensibiliser et informer les propriétaires, les gestionnaires et les utilisateurs de l'espace agricole et forestier.
- rechercher les causes des feux de forêts pour mieux agir sur le phénomène. Des enquêtes sont réalisées sur le terrain pour retrouver le point d'éclosion et la nature de la mise à feu.
- Surveiller les interfaces activité humaine.

1.10.3.2 Surveiller les massifs forestiers

Le but est de détecter les départs de feux de façon à pouvoir intervenir le plus rapidement possible sur les feux naissants, dans un délai très court. En effet, plus un feu est détecté rapidement, plus la surface brûlée sera petite. Pour ce fait, il faudrait pouvoir :

- Evaluer quotidiennement le niveau de risque à partir des prévisions météorologiques.
- Mobiliser de manière préventive un ensemble important de personnes et de moyens matériels au plus près des zones forestières menacées par le feu.

1.10.3.3 L'équipement des massifs forestiers

Pour permettre aux sapeurs-pompiers d'intervenir dans de meilleures conditions sur les incendies de forêt, l'équipement des massifs est destiné à faciliter l'accès aux combattants du feu. Par ailleurs, des tranchées coupe-feu, véritable discontinuité dans le couvert végétal, permettent de diminuer la vulnérabilité de la forêt au feu.

1.10.3.4 La prise en compte du risque dans l'aménagement du territoire

Le but de la manœuvre est de pouvoir protéger les installations vulnérables existantes et à éviter l'implantation de nouvelles installations. Il existe deux types d'actions que l'on doit prendre en considération :

- Assurer une maîtrise de l'urbanisation sur les interfaces entre la forêt et les zones urbanisées en limitant les nouvelles constructions.
- Création des coupures vertes en parallèle, ces coupures sont réalisées par le maintien des interfaces agriculture-forêt permettent une structuration du territoire en massifs forestiers cloisonnés afin de réduire la montée en puissance des incendies.

1.10.3.5 L'information préventive

L'information préventive consiste à renseigner les citoyens sur les risques majeurs susceptibles de se développer sur ses lieux de vie, de travail ou de vacances.

1.11 Conclusion

À la lumière de ce chapitre, nous avons abordé des généralités sur les feux de forêts en montrant des chiffres très importants des forêts qui ont été détruites par le feu dans différentes parties du monde. Cela nous permet de dire que les incendies de forêt ont joué un rôle primordial dans l'état actuel de l'écosystème forestier. Ils ont ainsi contribué à modeler son paysage.

Nous connaissons maintenant les principales causes attachées à l'éclosion du feu, ainsi, les conséquences que peuvent toucher différents milieux.

Nous avons vu aussi quels sont les combustibles d'un feu de forêt, les différents types et formes que peut prendre le feu dans une forêt. Donc, la surveillance planétaire précise, la prévision et la prévention sont très importantes pour réduire le risque des feux de forêt.

Chapitre 2

Notions fondamentales de télédétection spatiale

2.1 Introduction

Le nom de télédétection est donné à la science de l'acquisition de l'information sur la Terre grâce à l'utilisation d'instruments à distance tels que les satellites - peut, de par sa nature, contribuer à la gestion des catastrophes naturelles (Les éruptions volcaniques, la sécheresse, les inondations, les cyclones, les incendies de forêt, etc.) qui se déroulent à la surface terrestre. Les satellites offrent des données précises, régulières et quasiment instantanées sur de vastes zones, n'importe où dans le monde. Quand une catastrophe se produit, la télédétection est souvent le seul moyen de voir ce qui se passe sur le terrain [27]. Le développement des satellites a permis d'améliorer et d'augmenter leur résolution (passage progressif d'une résolution décimétrique à une résolution métrique) et de renouveler complètement la méthodologie et les objectifs de la télédétection et d'approcher de nouvelles techniques non employées à ce jour en traitement d'images. Nombreuses applications qui étaient uniquement réservées à ce domaine sont maintenant quasiment accessibles et à un coût peu élevé, par observation satellitaire [28].

La télédétection a pour rôle de fournir des informations sur la Terre sous la forme de données d'images en utilisant le rayonnement électromagnétique (REM) qui est réfléchi ou émis par les objets détectés, comme véhicule de ces informations [29]. Ces rayonnements ont la particularité de se propager dans le vide sans atténuation mais sont plus ou moins absorbés dans différents milieux [30].

L'acquisition de l'information se fait grâce à un système d'observation qui reçoit ce rayonnement et le traduit en éléments perceptibles par l'utilisateur [31]. Le lancement de la série des satellites à haute résolution assurent dans ce domaine une activité soutenue pour de nombreuses applications. Plusieurs types de satellites sont dédiés à l'observation de la Terre, variant la zone et la fréquence de leurs observations. Il y a deux types de satellites qui sont particulièrement bien adaptés à la gestion des catastrophes, et se révèlent complémentaires. Les satellites en orbite polaire opèrent à une altitude relativement basse (souvent à environ de 600 à 1000 km au-dessus de la Terre), fournissant une haute résolution spatiale. Les données sont collectées au-dessus du même point qu'une fois tous les 5, 10 ou 20 jours. Au contraire, les satellites géostationnaires (GEO), sont positionnés à une altitude relativement plus élevée (environ 36.000 km). Ils tournent à la même vitesse angulaire que la Terre, ils conservent la même position au-dessus de la Terre et observent la totalité de la sphère de la Terre en

dessous. Leurs données spatiales sont beaucoup plus brutes, 15 minutes du temps environ pour collecter le même point.

Chaque satellite est équipé d'un ou de plusieurs capteurs qui prennent des mesures en diverses longueurs d'onde. Ces capteurs sont utiles pour le suivi des catastrophes naturelles : les capteurs de bandes thermiques sont utilisés pour détecter les incendies de forêt, les capteurs de bandes infrarouges peuvent détecter les inondations, tandis que les capteurs micro-ondes (capables de percer les nuages et la fumée) peuvent servir à mesurer les déformations de la Terre avant et lors des séismes et des éruptions volcaniques.

L'image de télédétection satellitaire est considérée comme étant le modèle visuel le plus fidèle et le plus riche de l'espace. Elle est la source d'informations abondantes et précises sur l'occupation du sol et sur les phénomènes qui se déroulent à la surface terrestre ou sur d'autres astres [32].

L'analyse d'images satellitaires constitue une technique d'observation moins coûteuse que des enquêtes de terrain et peut être utilisée aussi bien par des régions technologiquement développées comme l'aménagement des villes, la conversion des zones rurales, la surveillance ou l'évaluation des catastrophes naturelles (détection des zones brûlées afin d'évaluer les dégâts après un feu de forêt) [33].

Le traitement d'images satellitaires représentant des scènes naturelles, dynamiques introduit un volume important d'informations et exige une élaboration substantielle à tous les niveaux : prétraitement, segmentation, analyse et interprétation donnant naissance à de nombreuses approches pour interpréter la dynamique d'une scène.

Dans ce chapitre, on va donner un aperçu général sur la télédétection spatiale : ces processus, la notion du REM et de réflectance. Comme on va montrer les principales caractéristiques des deux grandes familles des satellites (l'orbitographie et fauchée du satellite). A la fin de ce chapitre on va donner un aperçu général sur nombreux domaines d'application de la télédétection à la détection et la gestion des catastrophes naturelles.

2.2 La Télédétection

2.2.1 Définition

Télé signifie « à distance » et *détection* veut dire « découvrir ». La télédétection peut donc être définie comme l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci [34].

La télédétection permet d'obtenir à distance des images décrivant de manière plus ou moins détaillée une portion de la surface terrestre à un moment donné, et aussi concerne d'autres planètes, étoiles, galaxies... Ces images sont acquises par des capteurs installés sur des plateformes aériennes ou satellitaires (avion, hélicoptère, satellite...) [35]. Ces capteurs enregistrent le REM émis ou réfléchi par la surface terrestre [30].

2.2.2 La télédétection peut être passive ou active

La télédétection peut être passive ou active selon la source de rayonnement. Le soleil constitue une source d'énergie très pratique pour la télédétection. L'énergie du soleil est soit réfléchie, comme dans la partie visible des longueurs d'onde, ou absorbée puis retransmise, comme dans la portion infrarouge thermique IRT des longueurs d'onde. On appelle « capteurs passifs » les dispositifs de télédétection qui mesurent l'énergie naturellement disponible figure 2.1.a. Les capteurs passifs peuvent servir à détecter l'énergie uniquement lorsqu'elle est disponible naturellement. L'énergie réfléchie ne peut donc être perçue que lorsque le Soleil éclaire la Terre. L'énergie réfléchie dégagée par le Soleil n'est pas disponible pendant la nuit. Par contre, pourvu qu'elle soit suffisante, l'énergie dégagée naturellement (l'infrarouge thermique peut être enregistrée le jour ou la nuit. [36, 37].

Les « capteurs actifs » sont ceux qui produisent leur propre énergie pour éclairer la cible figure 2.1.b. Le capteur émet un rayonnement dirigé vers la cible observée, puis il capte et mesure le rayonnement réfléchi par la cible. Il offre donc, l'avantage de pouvoir prendre des mesures à n'importe quel moment de la journée ou de la saison. Les capteurs actifs sont utilisés pour examiner les longueurs d'onde qui ne sont pas produites par le soleil.



Figure 2.1 : Capteurs passifs et actifs (CCRS/ CCT) [36].

2.3 Principes de base de la télédétection

Le processus de télédétection peut être divisé en sept étapes que nous allons décrire succinctement et qui sont illustrées par le schéma ci-dessous figure 2.2 [38, 39, 40].

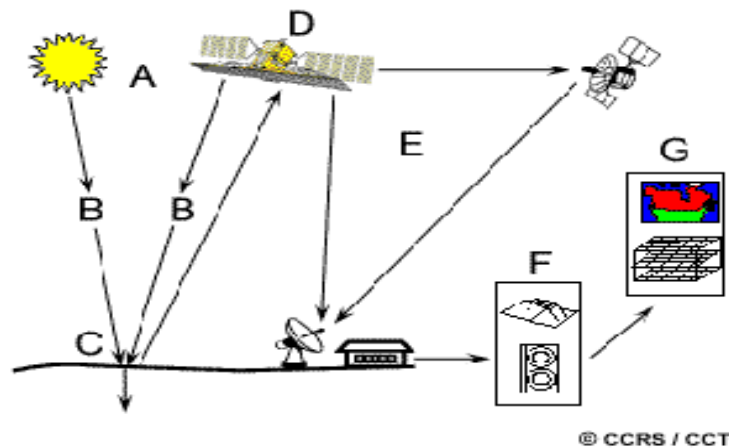


Figure 2.2 : Schéma de processus de télédétection (© CCRS/ CCT) [36].

La télédétection implique une interaction entre l'énergie incidente et (la cible) surface terrestre. Les étapes couvrant le processus de télédétection peuvent être énumérées comme suit :

A) Source d'énergie ou d'illumination

À l'origine de la majorité des processus de télédétection, on trouve nécessairement une source d'énergie pour illuminer la cible. Le plus souvent, voire dans la totalité des cas, cette source d'énergie est le soleil. Mais le satellite lui-même peut être une source d'énergie : c'est le cas pour le domaine de la télédétection radar.

B) Rayonnement et atmosphère

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

C) Interaction avec la cible

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

D) Enregistrement de l'énergie par le capteur

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

E) Transmission, réception et traitement

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

F) Interprétation et analyse :

Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information que l'on désire obtenir sur la cible.

G) Application

La dernière étape du processus, consiste à utiliser l'information extraite de l'image pour mieux comprendre la cible, c'est-à-dire la portion d'espace étudiée (une zone inondée, un feu de forêt, etc...) pour nous en faire découvrir de nouveaux aspects ou pour aider à résoudre un problème particulier [40].

2.4 Rayonnement électromagnétique et spectre

Un signal est la part d'énergie reçue puis réfléchi par une cible vers le capteur est transmise sous forme de rayonnement électromagnétique.

2.4.1 Rayonnement électromagnétique (REM)

Le REM correspond à l'ensemble des radiations émises par une source qui peut être soit le soleil, soit la surface terrestre, océanique ou l'atmosphère, ou bien encore le capteur lui-même, sous forme d'ondes électromagnétiques ou de particules. Le REM se décompose en deux champs, un champ électrique (E) et un champ magnétique (B), disposés dans des plans perpendiculaires l'un par rapport à l'autre, et se déplaçant à la vitesse de la lumière figure 2.3.

La télédétection se base sur la mesure de REM dans une large gamme, il est nécessaire de comprendre les deux composantes du REM qui sont la longueur d'onde et la fréquence.

La longueur d'onde est équivalente à la longueur d'un cycle d'une onde, c'est la distance entre deux crêtes successives d'une onde. La longueur d'onde est représentée par la lettre grecque lambda λ , elle est mesurée en mètres ou en l'un de ces sous-multiples ($nm, \mu m$ ou cm). La fréquence ν est le nombre d'oscillations par unité de temps, elle est mesurée en Hertz (Hz) ou en multiples de Hertz.

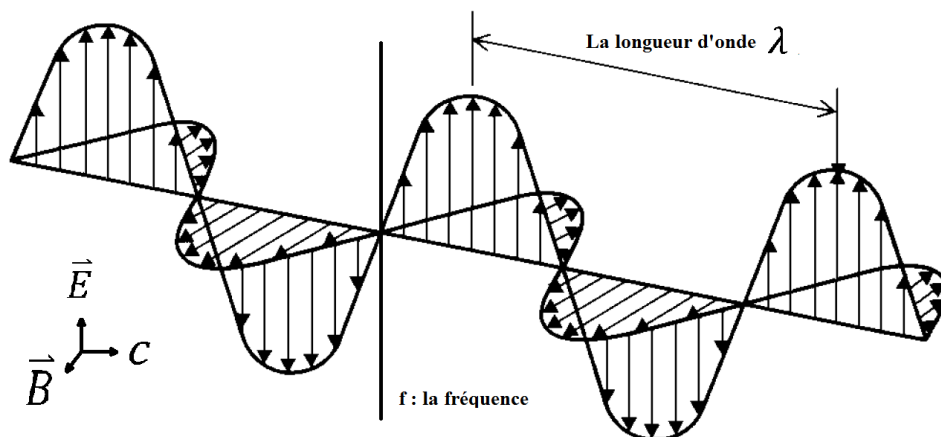


Figure 2.3 : Les deux composantes du REM (la longueur d'onde et la fréquence) [39].

La longueur d'onde et la fréquence sont donc inversement proportionnelles, plus la longueur d'onde est petite, plus la fréquence est élevée, et plus la longueur d'onde est grande, plus la fréquence est basse.

La longueur d'onde et la fréquence sont données par la relation classique :

$$\lambda \cdot \nu = c \quad (2.1)$$

Où c est la vitesse de propagation du rayonnement dans le vide (vitesse de la lumière):

$$C = 3.10^8 \text{ m/s}$$

Il est à noter que la fréquence d'un REM est invariable, alors que la vitesse de propagation, et donc la longueur d'onde, peuvent être modifiées lors du passage d'un milieu à un autre. C'est la raison pour laquelle, il vaut toujours mieux caractériser le REM par sa fréquence, même si l'utilisation de la longueur d'onde est la plus répandue.

2.4.2 Spectre électromagnétique

Le spectre électromagnétique représente la répartition des ondes électromagnétiques en fonction de leur longueur d'onde, de leur fréquence ou bien encore de leur énergie. Il se décompose en plusieurs régions dont certaines sont exploitables en télédétection. Le spectre électromagnétique varie des courtes longueurs d'onde (dont font partie rayons gamma et les rayons X) aux grandes longueurs d'onde (micro-ondes et ondes radio) figure 2.4.

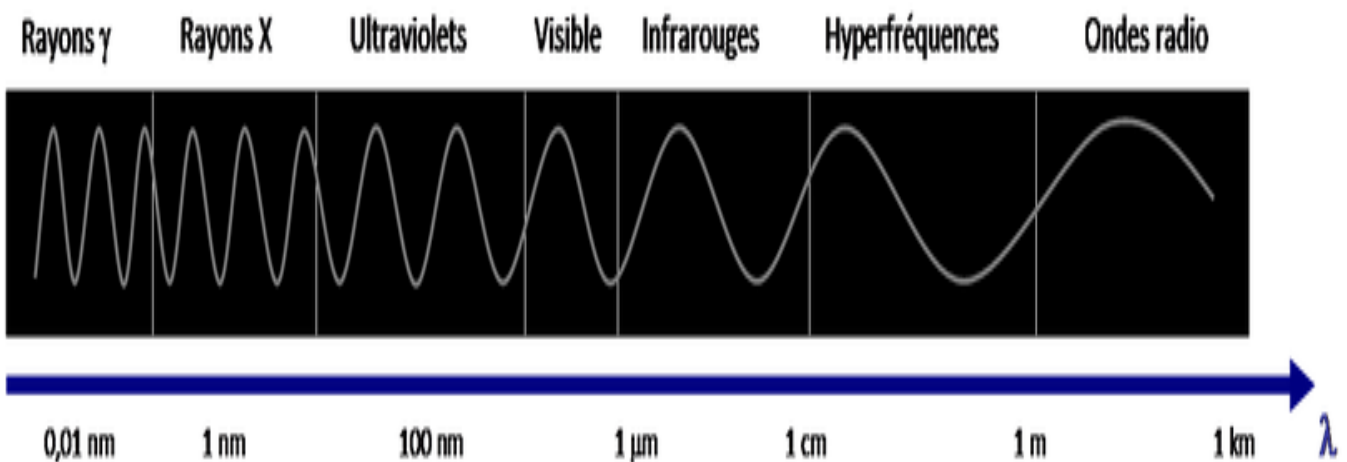


Figure 2.4 : le spectre électromagnétique montrant les bandes utilisées en télédétection [41].

En raison des propriétés de transparence de l'atmosphère, la télédétection spatiale n'utilise qu'une partie du spectre électromagnétique, on distingue les domaines visibles, infrarouges (proche IR, IR moyen, IR thermique et IR lointain) et micro-onde ou bien hyperfréquence.

2.4.2.1 Domaine Visible

($0.4\mu\text{m}$ à $0.7\mu\text{m}$) Correspond à la partie très étroite du spectre électromagnétique perceptible par l'œil humaine. Il contient les trois couleurs fondamentales de la synthèse additive RVB (le rouge entre 0.6 et $0.7\mu\text{m}$, et le vert entre 0.5 et $0.6\mu\text{m}$, le bleu entre 0.4 et $0.5\mu\text{m}$).

2.4.2.2 Domaine infrarouge

Le domaine de l'infrarouge est relativement étendu puisqu'il couvre les longueurs d'onde de $0,7\mu\text{m}$ à $100\mu\text{m}$. Dans cette fourchette de longueurs d'onde, on distingue généralement quatre types d'infrarouges qui vont du proche infrarouge à l'infrarouge lointain, en passant par l'infrarouge moyen et l'infrarouge thermique.

a) *Le proche infrarouge PIR*

Le PIR ($0.7\mu\text{m}$ à $1,6\mu\text{m}$) est la partie du spectre électromagnétique qui vient juste après le visible (couleur rouge). Comme pour le visible, c'est la mesure du rayonnement solaire réfléchi par la surface terrestre.

Ce domaine du spectre électromagnétique est très utilisé en télédétection pour distinguer les surfaces végétalisées des surfaces minérales car la végétation se distingue par une forte réflectance dans les longueurs d'onde du PIR, alors qu'elles réfléchissent peu le rayonnement dans le visible.

b) *Moyen infrarouge MIR*

Le domaine de l'infrarouge moyen ($1,6\mu\text{m}$ à $4\mu\text{m}$) permet de façon générale d'étudier les teneurs en eau des surfaces. Il est très utilisé en forestier et en agriculture, notamment pour cartographier les couverts végétaux en état de stress hydrique.

c) *Infrarouge thermique IRT ou bien TIR*

L'infrarouge thermique IRT ($4\mu\text{m}$ à $15\mu\text{m}$), le rayonnement dépend des propriétés d'émissions des surfaces, et les capteurs satellitaires mesurent la température apparente des objets. Ce domaine du spectre électromagnétique est très utilisé en télédétection pour détecter les incendies de forêts.

d) Infrarouge lointain

Dans ce domaine spectral (15 μm à 100 μm) IR lointain n'est utilisé ni pour l'observation de la Terre, ni pour l'étude de l'atmosphère, mais pour étudier la formation des galaxies et des étoiles. Ce domaine spectral est utilisé pour mesurer l'intensité du rayonnement infrarouge émis par les corps célestes.

2.4.2.3 Domaine hyperfréquence ou micro-onde

Dans ce domaine spectral (1cm à 1m), les longueurs d'onde centimétriques sont grandes par rapport aux ondes visibles et infrarouges. Il est possible d'observer la surface de la Terre par tous les temps, de jour comme de nuit. L'atmosphère est en effet, quasiment transparente à ces longueurs, ils traversent facilement et sans problème les couches nuageuses. Ce domaine est celui des capteurs radars et des radiomètres à micro-ondes passives, utilisés notamment en océanographie pour l'étude des glaces de mer et la détection des nappes d'hydrocarbures.

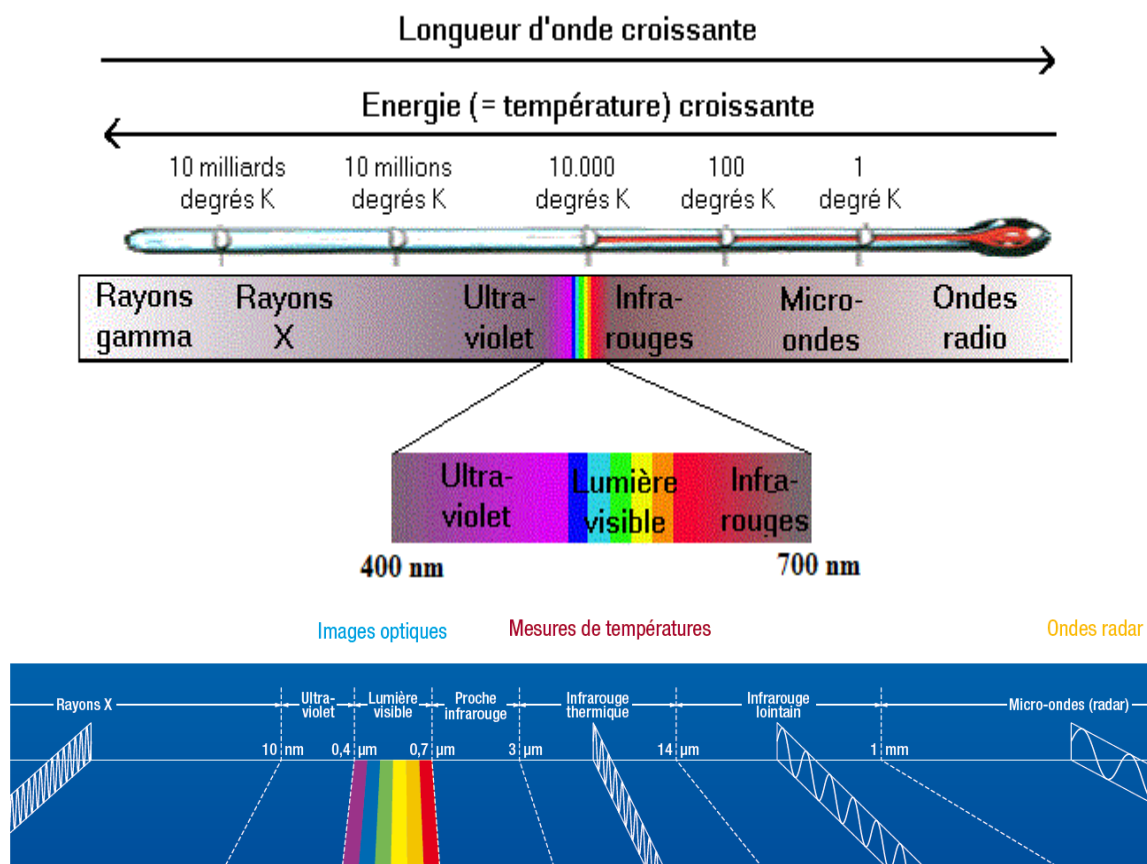


Figure 2.5 : Schéma illustrant la répartition du REM en différentes gammes de longueurs d'onde (adapté de BOUREAU) [44].

2.5 Rayonnement et l'atmosphère

Avant que le rayonnement utilisé pour la télédétection n'atteigne la cible, celui-ci doit traverser une certaine épaisseur d'atmosphère. Les particules et les gaz dans l'atmosphère (aérosols, gouttelettes d'eau, poussières) peuvent dévier ou bloquer le rayonnement incident. Deux phénomènes essentiels se produisent : l'absorption et la diffusion. La diffusion se produit lors de l'interaction entre le rayonnement incident et les particules ou les grosses molécules de gaz présentes dans l'atmosphère. Les particules dévient le rayonnement de sa trajectoire initiale. Le niveau de diffusion dépend de plusieurs facteurs comme la longueur d'onde, la densité de particules et de molécules, et l'épaisseur de l'atmosphère que le rayonnement doit franchir. Il existe trois types de diffusion [23] [18] :

- La diffusion de Rayleigh
- La diffusion de Mie
- La diffusion non-sélective.

2.5.1 Diffusion de Rayleigh

La diffusion de Rayleigh se produit lorsque la taille des particules est inférieure à la longueur d'onde du rayonnement. Celles-ci peuvent être soit des particules de poussière ou des molécules d'azote ou d'oxygène. Les courtes longueurs d'onde sont dispersées et déviées de façon plus importante que les grandes longueurs d'onde. La diffusion de Rayleigh est prédominante dans les couches supérieures de l'atmosphère. C'est pour cela, que l'on perçoit un ciel bleu durant la journée. Comme la lumière du Soleil traverse l'atmosphère, les courtes longueurs d'onde spectre visible sont dispersées et déviées de façon plus importante que les grandes longueurs d'onde. Au coucher et au lever du Soleil, le rayonnement doit parcourir une plus grande distance à travers l'atmosphère qu'au milieu de la journée Figure 2.6. La diffusion des courtes longueurs d'onde est plus importante. Ce phénomène permet à une plus grande proportion de grandes longueurs d'onde de pénétrer l'atmosphère [41] [48].

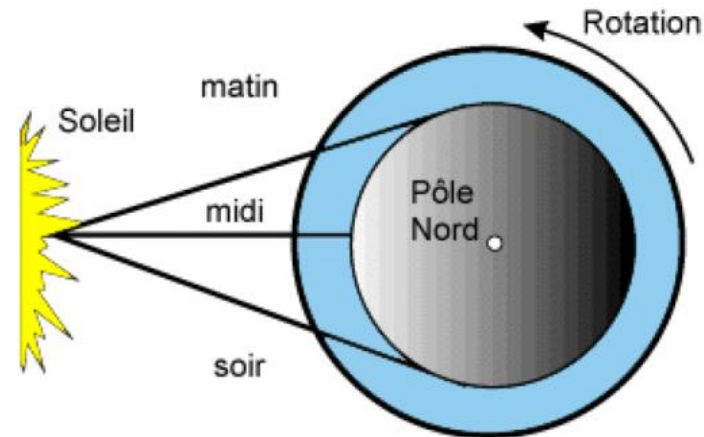


Figure 2.6 : Absorption par l'ozone et diffusion atmosphérique du REM, lors de sa traversée de l'atmosphère (CCRS/ CCT) [36].

2.5.2 Diffusion de Mie

Lorsque la taille des particules est plus grande que la longueur d'onde du rayonnement. Ce type de diffusion est souvent produit par la poussière, le pollen, la fumée et les gouttelettes d'eau. Ce genre de diffusion affecte les plus grandes longueurs d'onde et se produit surtout dans les couches inférieures de l'atmosphère où les grosses particules sont plus abondantes. [41] [48]

2.5.3 Diffusion non-sélective

Ce genre de diffusion se produit lorsque les particules (les gouttes d'eau et les grosses particules de poussière) sont beaucoup plus grosses que la longueur d'onde du rayonnement. Elle est due notamment aux gouttelettes d'eau que l'on trouve dans les nuages et les brouillards. La diffusion non-sélective affecte toutes les longueurs d'onde, ce qui explique la couleur blanche des nuages.

2.5.4 Absorption

L'absorption survient lorsque les grosses molécules de l'atmosphère (ozone, bioxyde de carbone et vapeur d'eau) absorbent l'énergie de diverses longueurs d'onde. [48]

2.6 Le rayonnement et la matière

Lorsque le soleil illumine la cible, le REM est modifié par l'atmosphère. Des interactions se produisent entre le rayonnement et la cible illuminée. En fonction des propriétés et des caractéristiques de la cible, c'est dans cette modification que réside l'information géographique dans la mesure où toute modification peut théoriquement être

reliée à la nature d'un objet géographique, une partie du rayonnement est réfléchi vers le capteur satellitaire. Chaque objet ou chaque surface possède ainsi une réponse spectrale bien précise à une longueur d'onde donnée. L'ensemble des réponses spectrales à différentes longueurs d'onde constitue ce que l'on appelle la signature spectrale d'une surface. Chaque type de surface peut ainsi être caractérisé et identifié sur une image [41].

2.6.1 Les interactions rayonnement / matière

Lorsqu'un rayonnement électromagnétique atteint la surface terrestre, certaines longueurs d'onde sont absorbées par la surface terrestre tandis que d'autres sont réfléchies par l'objet, la cible redirige l'énergie de rayonnement (figure ci-dessous). Une partie du rayonnement peut éventuellement être transmise à travers la cible si celui-ci est plus ou moins transparent, avec un changement de direction de la propagation dû à la réfraction. La partie du rayonnement qui est absorbée modifie l'énergie interne de la cible et produit de la chaleur qui sera réémise sous forme d'un rayonnement à une plus grande longueur d'onde [41].

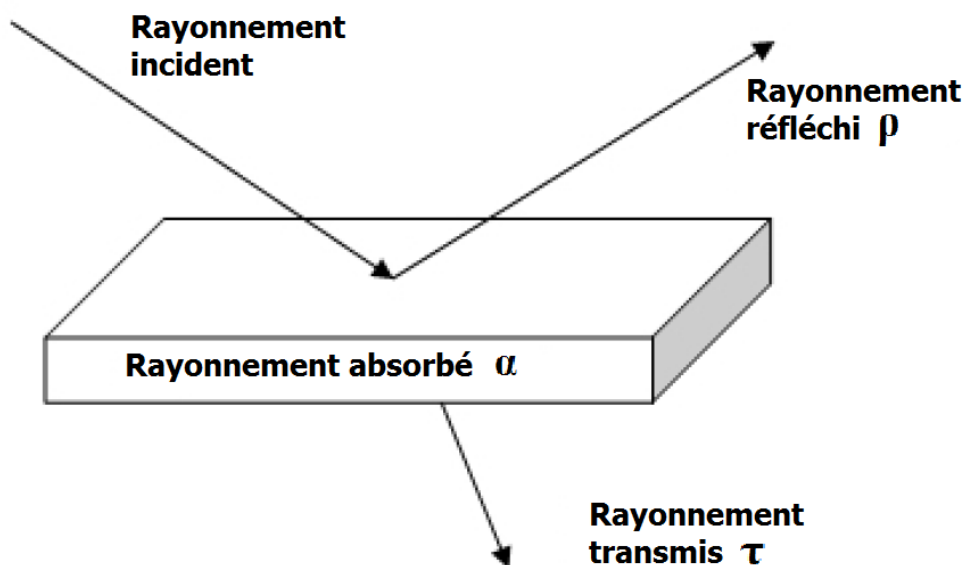


Figure 2.7 : Interactions du REM avec la surface naturelle (absorption, réflexion et transmission) [42].

L'absorptance α quantifie la part d'énergie incidente qui est absorbée par la cible. La transmittance τ évalue la part d'énergie incidente qui va traverser la cible sans être altérée. Enfin, la réflectance ρ mesure la quantité d'énergie renvoyée par la surface. Lorsque la source

d'énergie est le soleil et que l'on s'intéresse aux surfaces planétaires, nous parlons alors d'albédo.

$$\alpha + \rho + \tau = 1 \quad (2.2)$$

Certains cas particuliers :

- Un corps totalement opaque ne transmet pas le rayonnement, qui est en partie absorbé et en partie réfléchi.

$$\tau = 0 \Rightarrow \alpha + \rho = 1 \quad (2.3)$$

- Un corps parfaitement transparent ne réfléchit pas le rayonnement, mais en absorbe et en transmet une partie.

$$\rho = 0 \Rightarrow \alpha + \tau = 1 \quad (2.4)$$

2.6.1.2 Emission

Tout corps dont la température est supérieure au zéro absolu (0° Kelvin équivaut à – 273,15°C) émet un REM. L'émetteur, appelé aussi source, il peut être soleil, un satellite (Radar) ou bien encore la cible (IRT).

2.6.1.2 Réflexion

Lorsque le REM change de direction quand celui-ci atteint la cible, ce phénomène est appelé réflexion. Il est primordial, car l'identification de la nature des objets par les capteurs satellitaires repose en grande partie sur la manière dont ils renvoient le rayonnement, les réflexions de surface sont les plus utiles et révélant dans les applications de la télédétection. La réflexion se produit quand un rayon de lumière est redirigé, car il frappe une surface opaque. L'intensité de réflexion dépend de l'indice de réfraction de surface. Le sens du rayonnement réfléchi peut varier. On distingue trois types de réflexion : réflexion spéculaire, réflexion diffuse et réflexion de volume.

➤ *Réflexion spéculaire*

Lorsque le rayonnement réfléchi par la surface et qui prend un seul sens, cette réflexion est dite spéculaire, c'est-à-dire qu'elle est dirigée entièrement dans une seule direction. L'angle du rayonnement réfléchi θ_r est donc le symétrique de celui du rayonnement incident θ_i par rapport à la normale (figure ci-dessous). La réflexion spéculaire se produit uniquement sur des surfaces lisses, dont les aspérités ont une taille inférieure à la longueur

d'onde du rayonnement incident. En télédétection, on peut observer une réflexion spéculaire sur des surfaces d'eau calme.

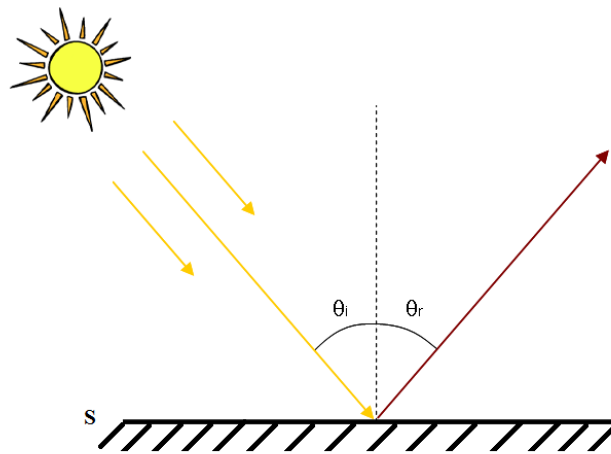


Figure 2.8 : Réflexion spéculaire [41].

➤ *Réflexion diffuse*

La réflexion est dite diffuse lorsque les surfaces sont rugueuses. La lumière est réfléchie dans un grand nombre de directions à cause des hétérogénéités du milieu, généralement la réflexion privilège une direction pour laquelle est plus importante figure 2.9.

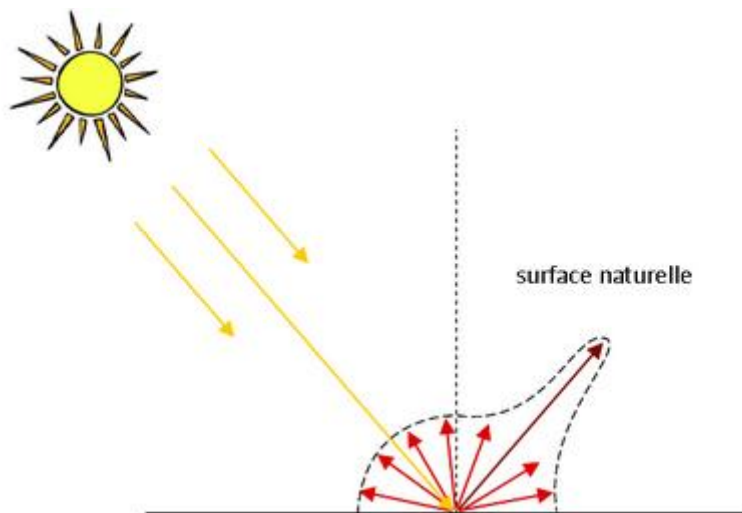


Figure 2.9 : Réflexion diffuse (une direction privilégiée) [41].

Lorsque les directions d'observation (capteur satellitaire) et d'éclairage (soleil) coïncident, la quantité de lumière réfléchie par une surface irrégulière présente un maximum. Ce phénomène, connu sous le nom de 'hot spot', le capteur ne voit que des éléments de surface éclairés, ce qui explique le pic de réflectance figure 2.10.

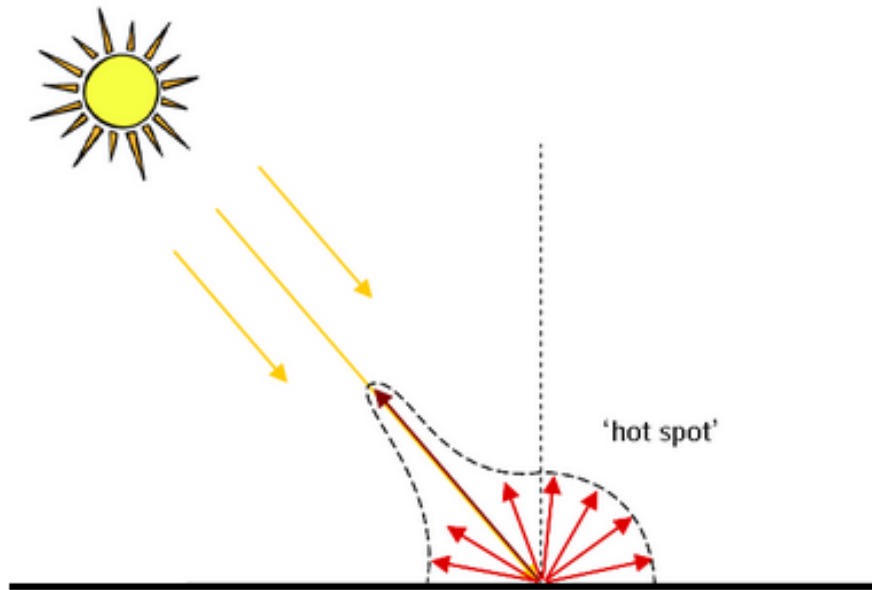


Figure 2.10 : Réflexion diffuse (hot spot) [41].

Dans le cas où l'intensité du rayonnement réfléchi est la même dans toutes les directions, on parle de réflexion Lambertienne figure 2.11.

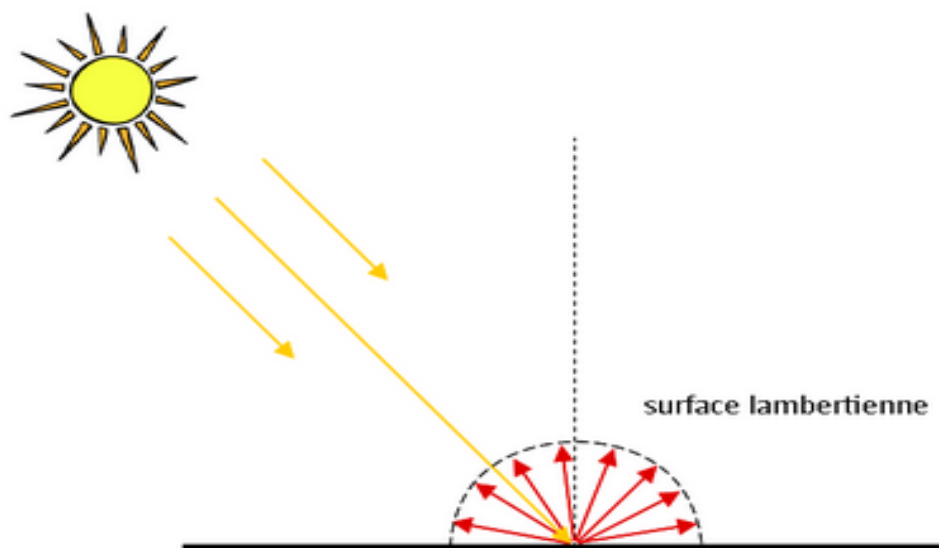


Figure 2.11 : Réflexion Lambertienne [41].

➤ **Réflexion de volume**

La réflexion de volume peut être considérée comme la somme de plusieurs réflexions de surface (réflexion spéculaire, réflexion diffuse et la réflexion de volume). Elle se produit lorsqu'une partie du rayonnement incident est transmise dans un milieu. Le rayonnement est alors réfléchi par les différentes discontinuités de la couche traversée.

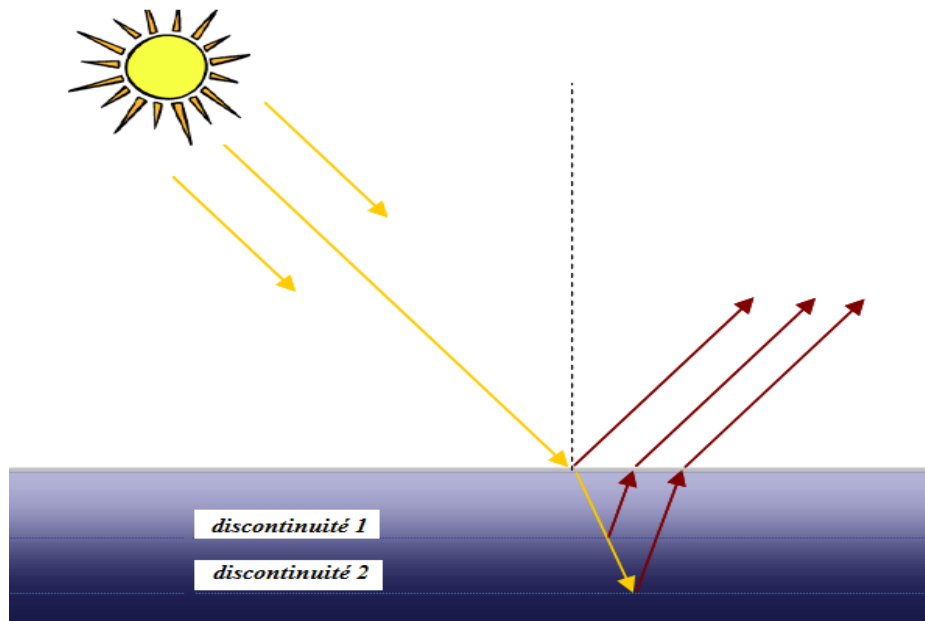


Figure 2.12 : Réflexion de volume [41].

2.6.1.3 Absorption

Tous les corps naturels absorbent une partie du REM qui leur parvient. Cette énergie absorbée est transformée et modifie l'énergie interne du corps. Ainsi, la température interne du corps peut augmenter devenant une source d'émission plus importante dans d'autres longueurs d'onde (par exemple IRT).

2.6.1.4 Transmission

Lorsqu'une partie d'énergie du rayonnement incident passe à travers la cible, on dit que le rayonnement est transmis. Le phénomène de transmission concerne les milieux plus ou moins transparents comme l'eau, les nuages ou l'atmosphère, mais pas uniquement, le feuillage des arbres par exemple qui se comporte comme un milieu transparent vis-à-vis du rayonnement PIR figure 2.13.

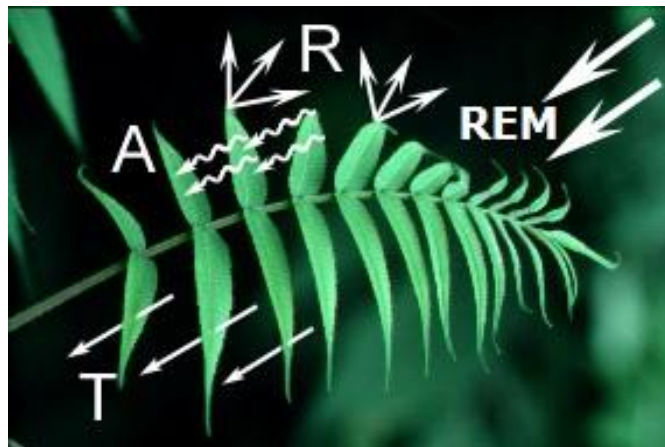


Figure 2.13 : Mode d'interaction [41].

2.6.1.5 Réfraction

Le phénomène de réfraction s'observe lorsqu'un rayon lumineux passe d'un milieu de propagation à un autre n'ayant pas le même indice figure 2.14. Ce changement s'accompagne d'un changement de direction du rayon lumineux.

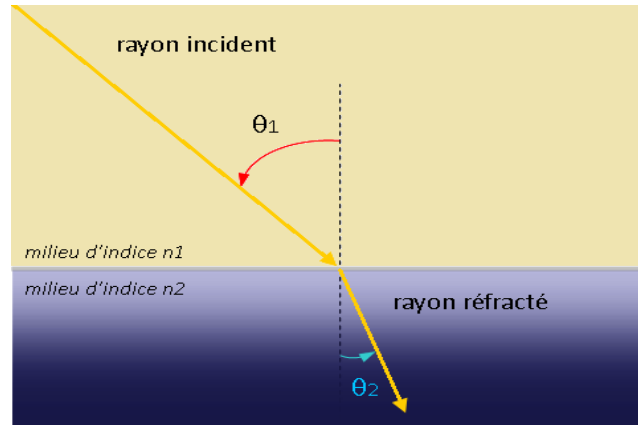


Figure 2.14 : Phénomène de réfraction [41].

2.6.1.6 Signature spectrale

Lorsqu'on observe une image, notre cerveau parvient à différencier les éléments qui constituent le paysage (zone d'habitat, cultures, forêt...). Cette différenciation s'opère principalement grâce aux variations de teinte de ces différents éléments. En interceptant la surface terrestre, le rayonnement solaire est réfléchi. La proportion de rayonnement réfléchi, appelée la réflectance, elle est très variable. En effet, le pourcentage de réflexion varie non seulement avec la longueur d'onde, mais également avec la nature des objets présents. Elle dépend de la composition, de l'humidité de l'objet, de même que des conditions atmosphériques et d'éclairement.

La détection du feu dépend de ce qu'on appelle la signature spectrale : le comportement spectral dans les différentes bandes. Le satellite disposait traditionnellement de trois canaux (rouge, vert, bleu), pour s'adapter à l'œil qui ne capte que trois couleurs. Ainsi, par exemple, La signature spectrale de la neige est très élevée dans les courtes longueurs d'onde (visible), mais elle diminue rapidement dans le PIR [42], pour atteindre des valeurs très faibles dans le MIR où le rayonnement est absorbé par l'eau, ce dernier a une réponse dans le bleu, qui décroît avec la longueur d'onde [43]. Les sols, quant à eux, ont une réponse globalement linéaire et croissante avec la longueur d'onde. En revanche, la végétation n'a pas un comportement linéaire [44,47]. La réflectance est plus forte dans le vert qu'elle ne l'est dans le bleu ou dans le rouge : c'est pour cela que l'on voit la végétation en vert. Dans le proche

infrarouge, on n'a plus aucune absorption avec les pigments foliaires, mais des phénomènes de réfraction sur les cellules des feuilles de la végétation. Cela se traduit par une augmentation de la réflectance. Pour détecter les surfaces brûlées, on peut utiliser l'indice de végétation (la pente entre le rouge et le proche infrarouge) ou l'indice de brillance, ou encore l'infrarouge thermique. [45, 44]. Dans la figure 2.15, quatre exemples de spectres de réflectance très contrastés sont présentés [46].

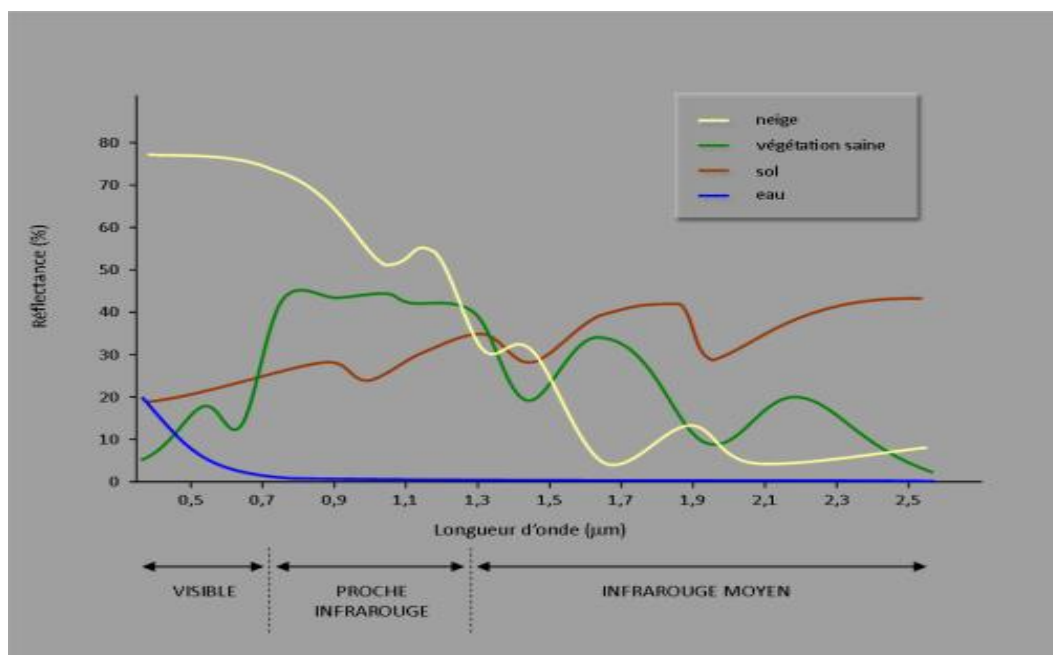


Figure 2.15 : Signatures spectrales des surfaces naturelles dans le domaine du visible, du PIR et de l'infrarouge moyen [41].

Dans la première partie du présent chapitre, nous avons pris connaissance de quelques concepts de base nécessaires à la compréhension des processus entourant la télédétection. On a discuté de la différence entre les capteurs passifs et les capteurs actifs. Nous avons défini les principales composantes du processus de télédétection, l'interaction du REM avec l'atmosphère et la cible et aussi les signatures spectrales de chaque objet, nous avons introduit brièvement une quatrième composante de la télédétection : l'enregistrement de cette énergie par un capteur.

Dans la deuxième partie du présent chapitre, nous allons regarder de plus près cette dernière composante en examinant plus en détail les caractéristiques de la plate-forme de télédétection (satellites), des capteurs et des informations qui y sont enregistrées. Nous aborderons aussi rapidement la question du traitement des données. Pour enregistrer

adéquatement l'énergie réfléchié ou émise par une surface ou une cible donnée, on doit installer un capteur sur une plate-forme distante de la surface ou de la cible observée. Ces plates-formes peuvent être situées près de la surface terrestre, comme par exemple au sol, dans un avion ; ou à l'extérieur de l'atmosphère terrestre (satellite) [48].

2.7 Caractéristiques d'un satellite de télédétection (orbite et sa fauchée)

Il existe deux principaux types de système de satellites de télédétection. Les satellites en orbite polaire et les satellites géostationnaires. Les satellites en orbite polaire (passant à peu près par l'axe des pôles) survolent la totalité de la Terre deux fois par jour. Les satellites géostationnaires paraissent immobiles, car leur orbite est située dans le plan équatorial et ils tournent dans le même sens et à la même vitesse angulaire que la Terre. Ils permettent d'obtenir une image couvrant près d'un cinquième de la surface terrestre toutes les demi-heures figure 2.16 ; cinq satellites de ce type assurent une couverture globale de l'atmosphère terrestre.

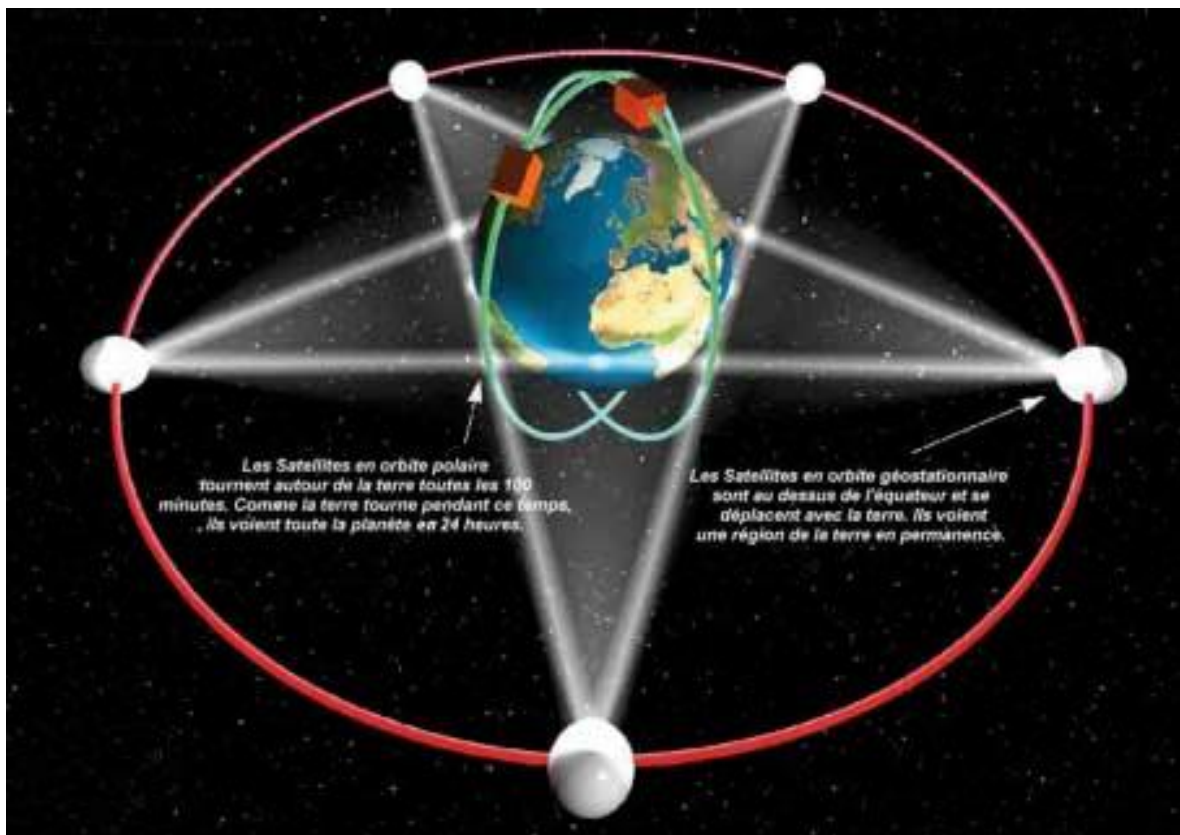


Figure 2.16 : Le système global de surveillance de l'atmosphère (complémentarité des satellites géostationnaires et des satellites à défilement). Source : ASE [49].

2.7.1 Orbitographie

La trajectoire d'un satellite est appelée « orbite ». L'orbite d'un satellite est choisie en fonction de la capacité des capteurs qu'il transporte et des objectifs de sa mission. Le choix d'une orbite est déterminé par l'altitude, l'orientation et la rotation du satellite par rapport à la Terre.

Les satellites de très hautes altitudes qui observent toujours la même portion de la Terre ont une orbite géostationnaire figure 2.17.a. Placés à quelque 36.000 km de la surface terrestre, ils tournent à une vitesse correspondant à celle de la rotation de la Terre, si bien qu'ils semblent stationnaires. Cette orbite leur permet d'observer une région spécifique et d'en recueillir constamment l'information.

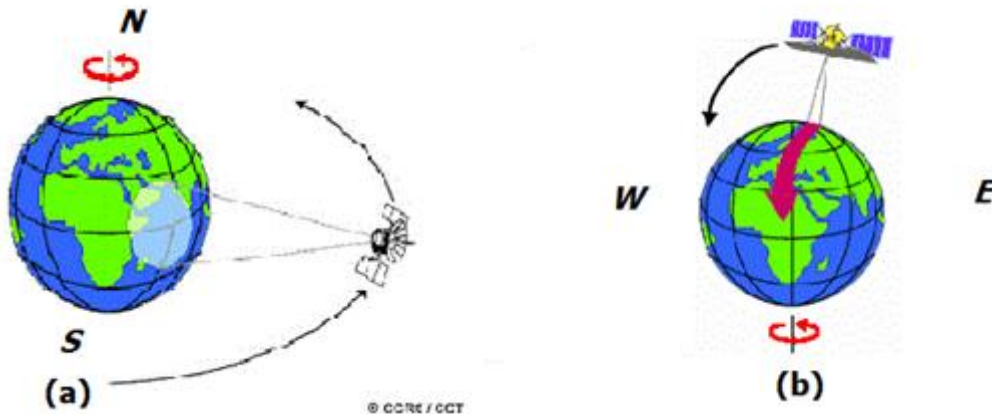


Figure 2.17 : la trajectoire des deux principaux satellites (CCRS/ CCT) [48].

Aujourd'hui, la plupart des plates-formes de télédétection sont placées en orbite quasi-polaire (souvent à environ de 600 à 1000 km au-dessus de la Terre) figure 2.17.b. Donc, le satellite se déplace en direction nord d'un côté de la Terre, puis en direction sud dans la seconde moitié de son orbite. Ces passages sont respectivement appelés « orbite ascendante » et « orbite descendante ».

2.7.2 Fauchée du satellite

Lorsque le satellite " orbite " autour de la Terre, le capteur « observe » une partie de la surface, qu'on appelle une « fauchée » figure 2.18. La largeur de fauchée de l'image fournie par des capteurs sur plate-forme spatiale varie généralement d'une dizaine à une centaine de

kilomètres. Les satellites à orbite quasi-polaire se déplacent selon une trajectoire Nord-Sud. Cependant, vue de la Terre, la trajectoire du satellite semble avoir une composante vers l'ouest à cause de la rotation de la Terre. Ce mouvement apparent du satellite permet à la fauchée du capteur d'observer une nouvelle région à chacun des passages consécutifs du satellite. L'orbite du satellite et la rotation de la Terre travaillent donc de concert, permettant une couverture complète de la surface de la planète après un cycle orbital complet.

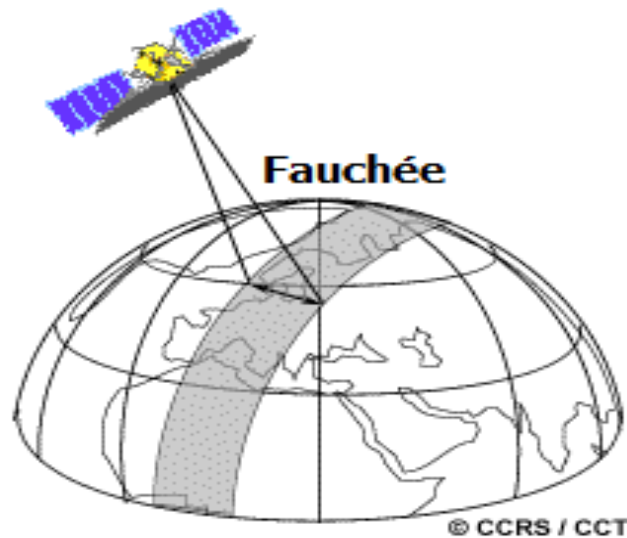


Figure 2.18 : Fauchée d'un capteur (CCRS/ CCT) [48].

Les points sur la surface de la Terre qui se trouvent directement en dessous de la trajectoire du satellite sont appelés les points **nadir**. Le cycle orbital sera complété lorsque le satellite reviendra au-dessus du même point, se trouvant directement en dessous de la trajectoire. Le délai précis pour compléter un cycle orbital varie d'un satellite à l'autre. On ne doit pas confondre entre la durée du cycle orbital et la période de revisite. Avec les capteurs orientables, les instruments peuvent observer une surface avant et après les passages de l'orbite au-dessus de la cible, ce qui permet une période de revisite beaucoup plus courte que le cycle orbital.

2.8 La résolution des images satellitaires

Parmi les considérations majeures concernant le choix du satellite et du capteur associé est le choix à réaliser en termes de résolutions spectrales, spatiales et temporelles.

2.8.1 Résolution spatiale

La résolution spatiale de certains instruments de télédétection est très importante, la distance entre la cible et la plateforme (satellite) joue un rôle important puisqu'elle détermine la grandeur de la région observée et le détail qu'il sera possible d'obtenir. Les capteurs placés sur une plate-forme éloignée de la cible pourront observer une plus grande région, mais ne seront pas en mesure de fournir beaucoup de détails.

La résolution spatiale d'un capteur est exprimée et définie par le pixel. Elle correspond usuellement à la plus petite distance détectable et discernable au sol. Elle est exprimée en mètres. On peut présenter un classement général des capteurs selon la taille du pixel de la manière suivante :

- Les données à basse résolution (BR) spatiale dont la taille du pixel est supérieure à 1000 mètres. On peut citer les satellites METEOSAT-VISSR ou NOAA-AVHRR.
- Les données à moyenne résolution (MR) dont la taille du pixel se situe entre 20 et 1000 mètres. On trouve, par exemple, les satellites SPOT-VEGETATION ou MODIS-Terra et MODIS-Aqua.
- Les données à haute résolution (HR) de taille de pixel entre 10 et 20 mètres. On peut citer les satellites EOS-ASTER ou Landsat-TM et Landsat-ETM+.
- Les données à très haute résolution (THR) spatiale dont la taille de pixel se situe entre 1 et 10 mètres. On trouve, par exemple, les satellites SPOT-5, Quickbird, Ikonos ou WorldView-1 et WorldView-2.

2.8.2 Résolution spectrale

La largeur de la gamme spectrale et le nombre de bandes spectrales varient d'un satellite à l'autre. Plus la gamme spectrale est grande et plus les bandes associées sont nombreuses, fines et étroites, meilleure sera la détection de phénomènes spécifiques à certains domaines spectraux. On parle alors de résolution spectrale.

2.8.3 Résolution temporelle

En télédétection spatiale, chaque satellite dispose de ce que l'on appelle un temps de revisite, c'est-à-dire le temps entre deux passages consécutifs au-dessus de la même zone. Cette période est généralement de quelques jours à une dizaine de jours. Il faut donc quelques jours à un tel satellite pour qu'il puisse observer de nouveau exactement la même scène à

partir du même point dans l'espace. En théorie, le temps de revisite est plus court que le temps écoulé entre deux dates nécessaires pour un suivi. Par conséquent, la résolution temporelle peut sembler sans importance. Toutefois, la présence de nuages sur les scènes est un obstacle majeur à la collecte d'images non perturbées.

2.9 Domaine d'applications de la télédétection

Chaque satellite est équipé d'un ou plusieurs capteurs, et chaque capteur est conçu pour des applications spécifiques. Les bandes spectrales acquises par un capteur optique déterminent les applications pour lesquelles il sera utile. La télédétection a aujourd'hui des applications dans de nombreux domaines thématiques comme météorologie, climatologie, l'océanographie, cartographie, l'étude, la surveillance et la gestion des diverses ressources comme l'agriculture, la foresterie, l'hydrologie, la géologie, etc. La télédétection a été utilisée pour diverses applications au cours des quatre dernières décennies et a contribué de manière significative vers le développement. Recueillir des informations sur presque tous les aspects de la terre.

Les applications de la détection à la gestion des catastrophes sont nombreuses (Séismes, les cyclones, la sécheresse, les inondations, les incendies...etc.), partant de la modélisation du risque et de l'analyse de la vulnérabilité, à l'alerte précoce et l'évaluation des dégâts (voir Tableau 2.1) [27].

Type de catastrophe	Atténuation	Préparation	Réponse	Reconstruction
Cyclones	Modélisation du risque ; analyse de la vulnérabilité.	Alerte précoce ; modélisation climatique à long terme.	Identification des voies d'évacuation ; cartographie des crises ; évaluation de l'impact ; suivi des cyclones ; prévisions des ondes de tempête.	Evaluation des dommages ; planification de l'occupation des sols.
Sécheresses	Modélisation du risque ; analyse de la vulnérabilité ; planification de la gestion des sols et de l'eau.	Prévisions météorologiques ; suivi de la végétation cartographie des besoins en eau pour les cultures ; alerte précoce.	Suivi de la végétation ; évaluation des dommages.	Eclairer les décisions d'atténuation des effets de la sécheresse.
Séismes	Evaluation du parc de logements ; cartographie du risque.	Mesure de la déformation sous contrainte.	Création des voies d'évacuation pour les recherches et les secours ; évaluation des dommages ; plans d'évacuation ; cartographie de la déformation.	Evaluation des dommages ; identification des sites à réhabiliter.
Incendies	Cartographie des zones exposées au feu ; surveillance de la matière combustible ; modélisation du risque.	Détection du feu ; prédiction de la propagation du feu	Coordination des efforts de lutte contre l'incendie.	Evaluation des dommages.
Inondations	Cartographie des zones exposées aux inondations ; démarcation des plaines d'inondation ; cartographie de l'occupation des sols.	Détection des inondations ; alerte précoce ; cartographie de la pluviométrie.	Cartographie des inondations ; plans d'évacuation ; évaluation des dommages.	Evaluation des dommages ; planification de l'espace.
Glissements de terrain	Modélisation du risque ; cartographie du risque ; modèles numériques d'élévation.	Suivi de la pluviométrie et de la stabilité des versants.	Cartographie des zones touchées.	Evaluation des dommages ; planification de l'espace ; proposition de pratiques de gestion.

Tableau 2.1 : les applications possibles de la télédétection à la gestion des catastrophes [50].

2.9.1 Applications de la télédétection pour la détection et la cartographie des incendies de forêts :

Les feux de forêts sont parmi les catastrophes naturelles dangereuses qui menacent les personnes et leurs biens. Le feu fait partie du cycle de reproduction naturelle de plusieurs forêts : il revitalise la croissance en ouvrant les graines et en libérant les nutriments du sol. Mais les feux peuvent aussi se propager rapidement et menacer les habitations et la vie sauvage, décimer les réserves en bois, et endommager temporairement des aires de conservation.

Les gestionnaires des forêts ont besoin d'information pour tenter de contrôler les feux et pour évaluer le rétablissement de la forêt après un feu. Le Canada est le chef de file mondial dans la recherche sur les feux de forêt, il collabore avec des agences spatiales du monde entier pour partager des données de télédétection et ainsi mieux comprendre les incendies à l'échelle mondiale.

La recherche sur les feux de forêt conduit à la création d'outils visant à mieux préparer les gestionnaires de services de lutte contre les incendies à la prévention, la détection, la surveillance et l'élimination des incendies. Ce travail a principalement été accompli en collaboration avec des universités, des ministères provinciaux et territoriaux, l'Agence spatiale canadienne et des spécialistes canadiens de la télédétection.

Les satellites peuvent détecter un feu de petite taille grâce aux détecteurs thermiques qu'ils transportent. Ces derniers sont sensibles à la chaleur, ils sont de petites tailles, et sont 10 000 fois plus sensibles aux incendies que les yeux le sont à la lumière. C'est pour cela que les scientifiques utilisent les capteurs thermiques pour repérer de petits feux depuis l'espace.

En télédétection, les paramètres de surface sont déduits à partir des mesures des rayonnements électromagnétiques. Ces rayonnements sont à la fois réfléchis et émis par la terre. Les rayonnements émis dans l'IRT sont utilisés pour la température de surface. Ils sont idéals pour la détection et la cartographie des feux actifs, les données multi-spectrales (optiques et proche-infrarouge) sont préférées pour l'observation des stades de croissance et la phénologie dans les zones déjà brûlées. Une couverture spatiale modérée, une résolution spatiale élevée à moyenne et une fréquence d'imagerie élevée sont nécessaires pour la cartographie des zones brûlées. Alors que la détection et la surveillance des feux requièrent une grande couverture spatiale, une résolution moyenne et une fréquence de prises de données élevée sont nécessaires pour assurer un délai de réponse court.

Les données thermiques du capteur AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), les données thermiques du capteur ETM+ de LANSAT et les données météorologiques de GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite) peuvent être utilisées pour localiser les feux actifs et les points chauds qui s'ensuivent lorsque les capteurs optiques sont gênés par la fumée, la brume et la noirceur. La comparaison entre les régions brûlées et les feux actifs fournit l'information sur la vitesse et la direction du feu. Les données de télédétection peuvent aussi faciliter la planification des routes pour l'accès ou l'évacuation d'une zone menacée par le feu, la planification du support logistique pour combattre le feu et pour identifier les zones qui ont peine à récupérer après un feu [51].

2.10 Conclusion

La télédétection est une technique qui permet l'observation grâce au rayonnement diffusé ou émis par la surface de la Terre. La télédétection spatiale permet l'observation de la Terre, cet observation traduit la nature, l'état, la variation spatiale et temporelle des propriétés des objets présents à la surface terrestre.

Les techniques de télédétection par satellite peuvent être utilisées pour la réduction des catastrophes naturelles si elles nous permettent de collecter des données sur les conditions atmosphériques et/ou les caractéristiques de la surface de la terre qui pourraient conduire à l'apparition de processus susceptibles de provoquer des catastrophes naturelles. Ces informations peuvent nous aider à agir pour minimiser les effets désastreux de ces processus.

Divers programmes nationaux et internationaux d'observation spatiale de la Terre (LANDSAT, SPOT, IRS, ERS, ADEOS, RADARSAT, ENVISAT, TERRA, METEOSAT, MSG, etc.) ont été mis en place dès 1960 et se poursuivent de nos jours. Les progrès réalisés à ce jour (conception des satellites, instruments de mesure, etc.) offrent des possibilités toujours plus grandes pour l'étude et le suivi de notre environnement et des changements planétaires. Permettant ainsi le suivi des évènements (pollution, feux de forêts, séisme, inondation, les autres objets qui l'entourent, la désertification, etc.). Elle permet également des applications dans de nombreux domaines comme l'agriculture, la végétation, les sols, les rivières, les surfaces en eau, les cultures, la forêt, l'hydrologie et les ressources en eau, les bâtiments, et de manière générale tout élément situé à l'océan, la géologie, la cartographie, l'urbanisme, etc.

Chapitre 3

Processus aléatoires

3.1 Introduction

L'expérience aléatoire est considérée comme étant une expérience pour laquelle la connaissance des conditions expérimentales ne permet pas de prédire le résultat exact ; lorsqu'une expérience est répétée autant de fois sous les mêmes conditions [52], elle donne généralement des résultats distincts. On pourra dire donc que : une expérience aléatoire est une expérience dans laquelle le hasard intervient.

Parmi les exemples les plus simples et les mieux connus sont donnés par les jeux de hasard : l'exemple d'un jet d'un dé, jeu de roulette ou casino, etc. Dans d'autres domaines, on peut donner comme exemple : le nombre de malades dans un hôpital sur une période d'un an.

Les résultats de telles expériences aléatoires sont clairs, et ils peuvent différer d'une répétition à l'autre, même si les conditions expérimentales sont conservées aussi semblables que possible. Bien que ces résultats différents, ils ne sont cependant pas quelconques. Ainsi, le nombre de malades dans un hôpital sur une année seront des entiers non-négatifs, tandis que la hauteur des précipitations à un endroit sera un nombre réel non négatif. De manière générale, on pourra dire qu'une expérience aléatoire va consister à :

- Décrire le dispositif expérimental sous lequel l'expérience est exécutée
- S'assurer que les répétitions de l'expérience se font sous des conditions semblables
- Définir l'ensemble des résultats possibles, noté ω , que l'on appelle univers de l'expérience aléatoire.

L'ensemble ω des résultats possibles est le premier élément qui permet de décrire de façon exact une expérience aléatoire. Par ensemble, on entend une collection d'objets telle que, pour tout objet, il est possible de dire si ce dernier appartient ou non à cet ensemble.

Tout dispositif ou phénomène physique a une partie aléatoire à elle [53]. Cette dernière décide à quel point cette partie aléatoire représente le système, le seul facteur dans la détermination de ce type de modèle est utilisé pour décrire les phénomènes. Si la quantité d'informations dont on ne peut pas avoir connaissance est négligeable, alors nous choisissons une approche déterministe. Modèles évolutionnistes, cela nous amène à ce qui compose les expressions analytiques équations différentielles ou récursifs, etc.

Dans le cas contraire, nous devons utiliser des modèles probabilistes pour tenter de représenter la variabilité de chaque expérience (ou épreuve) avec une séquence de temps

indexés de variables aléatoires. Chacune de la variable aléatoire décrit les incertitudes liées au phénomène à un moment donné. Une famille de variables aléatoires est appelée un processus aléatoire.

L'image satellitaire est considérée comme une réalisation d'un processus aléatoires non stationnaire, pour cela, on doit tenter des modèles probabilistes pour les caractériser par un modèle mathématique. Donc, le présent chapitre, est une introduction au chapitre 4, il représente sa partie théorique. Nous allons définir les phénomènes aléatoires (variable aléatoire, processus aléatoire, stationnarité, ergodicité, bruit blanc,..etc.) et leur propriété tels que (moyenne, variance, l'auto-covariance, l'auto-corrélation, DSP...etc). Ainsi, nous allons parler sur la plus connue et la plus utile des lois de probabilités théoriques « la loi Normale », cette dernière est l'une des lois de probabilité les plus adaptées pour la modélisation des phénomènes naturels issus de plusieurs événements aléatoires.

3.2 Variable aléatoire

Une variable aléatoire X est une grandeur qui peut prendre différentes valeurs avec différentes probabilités ; l'ensemble des valeurs que peut prendre X est noté ω .

X Est en fait une application qui, à toute issue d'une expérience aléatoire, associe un élément de ω . Selon la nature de ω , X sera une variable numérique discrète ou numérique continue.

3.2.1 Variable aléatoire continue

Une variable aléatoire X est dite continue si l'ensemble des valeurs ω qu'elle peut prendre est \mathbb{R} ou un intervalle réel. Il s'agit donc d'un ensemble infini non dénombrable : on ne peut pas énumérer systématiquement l'ensemble de tous les points d'un intervalle réel.

3.2.2 Variable aléatoire discrète

Une variable aléatoire X est dite discrète si l'ensemble des valeurs ω qu'elle peut prendre est un ensemble numérique fini (c'est-à-dire comprenant un nombre fini d'éléments) ou un ensemble infini dénombrable (c'est-à-dire comprenant une infinité de nombres que l'on peut énumérer).

La notion variable aléatoire a été nécessaire pour décrire un modèle de la variabilité de certains phénomènes dit être aléatoire [54]. Un exemple d'un signal de parole observé à la sortie d'un microphone. Il est inutile d'essayer de le décrire avec une expression déterministe comme $x(t) = A \cdot \cos(2\pi f_0 t)$, qui est pertinente en décrivant une tension électrique, d'où l'idée d'utiliser des variables aléatoires pour décrire un phénomène à chaque instant. Ce qui nous conduit à la définition suivante :

3.3 Processus aléatoires

Un processus aléatoire (ou stochastique) est une suite de variables aléatoires indicées par le temps $x(t)$, définie dans le même espace de probabilité. Si les valeurs possibles de t appartiennent à \mathbb{R} , le processus est appelé un processus aléatoire à temps continu. Si les valeurs possibles pour t appartiennent à Z , alors le processus traité est un processus aléatoire à temps discret.

Un processus aléatoire associé à une valeur réelle appelé une réalisation à chaque instant t et chaque résultat ω . Un processus aléatoire peut à cet effet être interprété comme deux points de vue différents :

- Soit comme un ensemble de fonctions du temps, appelé également trajectoires, chacune associée à une issue.
- Ou comme un ensemble de variables aléatoires, chacun associé à un temps donné.

En utilisant la fonction **Rand** du logiciel Scilab, la figure 3.1 ci-dessous montre un exemple qui indique la trajectoire d'un processus gaussien discret $X(n, \omega)$ de moyenne nulle et de variance égale à 1, où n représente le temps et ω désigne une épreuve '*', '+', '.' ou 'o' de l'expérience effectuée dans le temps.

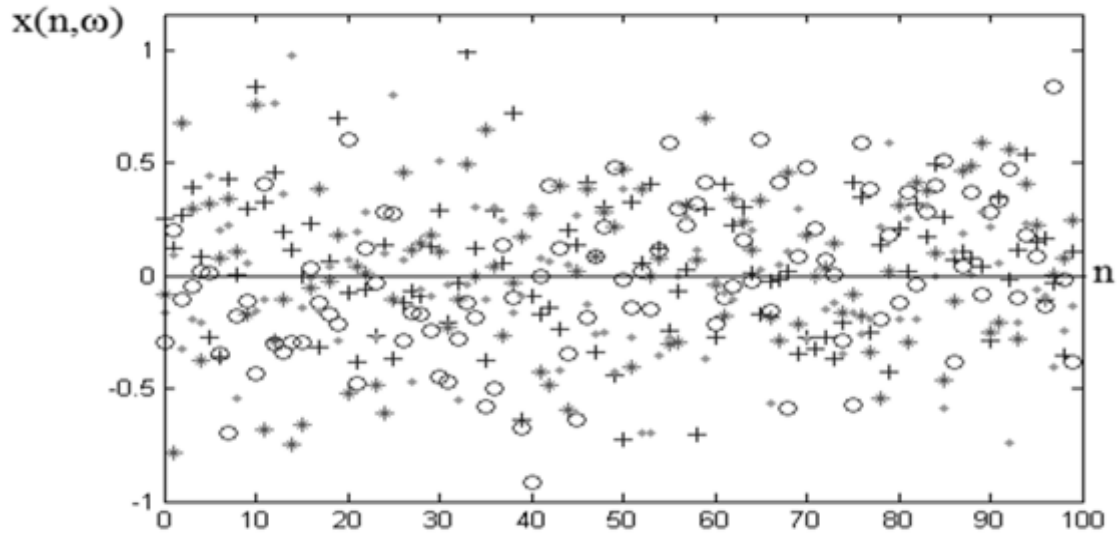


Figure 3.1 : Trajectoire d'un processus aléatoire [53].

X peut être considérée comme une représentation de quatre trajectoires pour le même processus aléatoire, pendant un temps d'observation discret de 100 points figure 3.2.

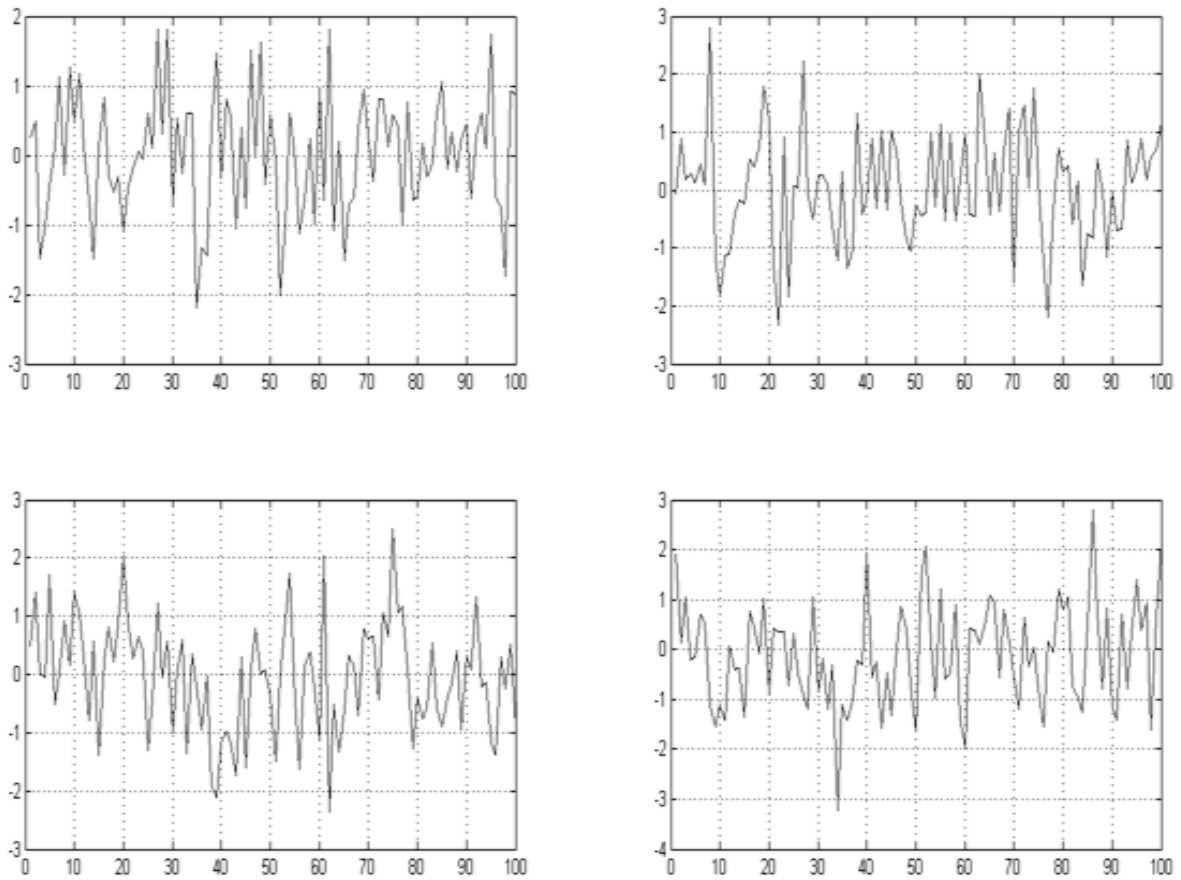


Figure 3.2 : Exemples de quatre trajectoires d'un processus aléatoire [53].

3.3.1 Processus Stationnaire au Sens Large :

Dans certaines procédures, les processus aléatoires sont impliqués particulièrement dans le filtrage linéaire. Sur le processus représenté ci-dessous figure 3.3, On peut remarquer que la distribution est uniforme autour de sa moyenne qui est constante le long de l'axe du temps, leurs propriétés ne dépendent pas du temps. Ce processus est stationnaire.

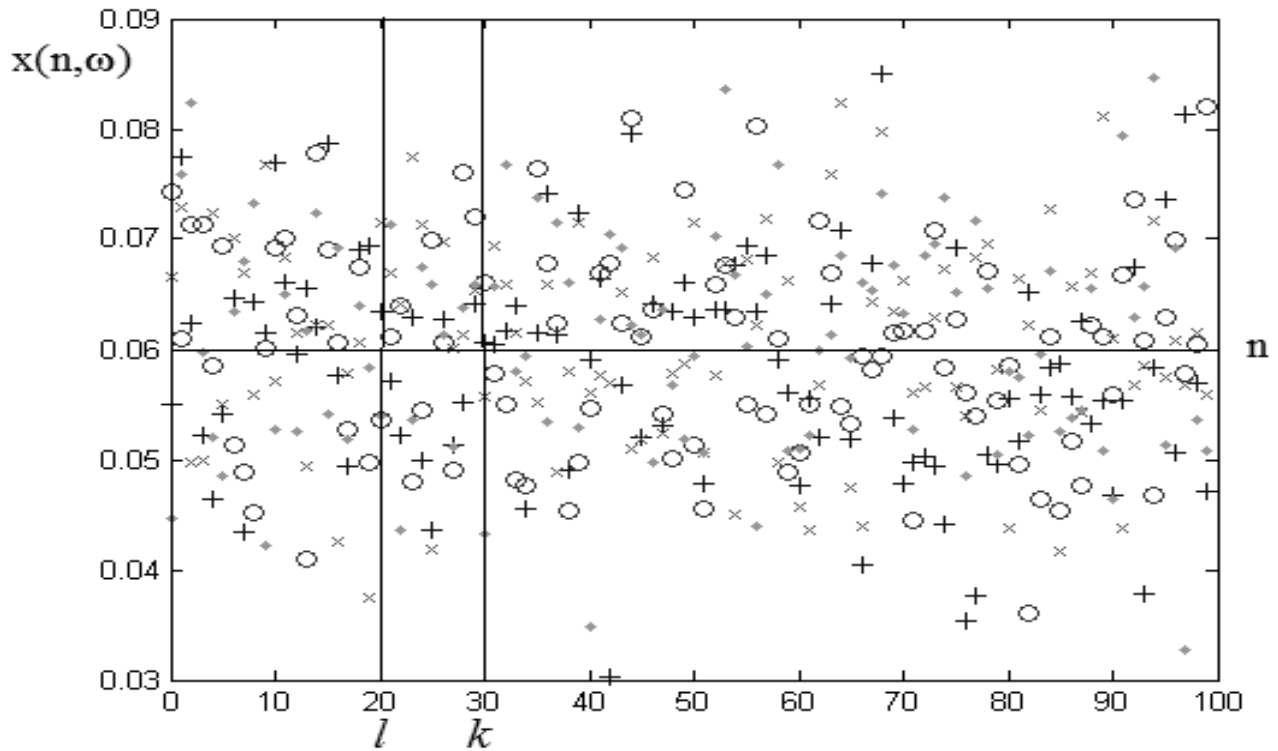


Figure 3.3 : Processus stationnaire [53].

3.3.2 Définitions et propriétés d'un processus (SSL)

3.3.2.1 Moyenne d'un processus aléatoire

Quand on calcule la moyenne des valeurs possibles de chaque variable aléatoire à chaque instant, on obtient une courbe moyenne du processus dans le temps. Soit un processus stochastique discret représenté par la série temporelle $X(n), X(n-1), X(n-2), \dots, X(n-N)$ La moyenne instantanée du processus est donc donnée par la relation :

$$m_x = \mathbb{E}\{X(n)\} \quad (3.1)$$

Où $\mathbb{E}\{.\}$ est l'opérateur espérance mathématique.

3.3.2.2 Covariance d'un processus aléatoire (Auto-covariance)

Pour comparer deux variables aléatoires d'un processus à des instants différents k et l , cela permet de savoir s'il est stationnaire ou non. Dans le cas du même processus, cette comparaison peut être exprimée par l'auto-covariance définie par la relation suivante.

$$R_{XX}(k, l) = \mathbb{E}\{X_c(k).X_c^*(l)\} \quad (3.2)$$

Où :

$X_c = X(n) - \mathbb{E}\{X(n)\}$ Est le processus centré, et $X_c^*(n)$ son complexe conjugué.

3.3.2.3 Fonction d'auto-corrélation

Soit $x(n)$ un processus aléatoire. La fonction d'auto-corrélation de k et l , définie par :

$$\rho_{xx}(k, l) = \frac{\mathbb{E}\{X_c(k).X_c^*(l)\}}{\sqrt{\mathbb{E}\{|X_c(k)|^2\}.\mathbb{E}\{|X_c(l)|^2\}}} \quad (3.3)$$

Où $X_c = X(n) - \mathbb{E}\{X(n)\}$. Est le processus centré, et $X_c^*(n)$ son complexe conjugué.

L'inégalité Schwartz nous dit que pour toutes les variables aléatoires X_1 et X_2 :

$$|\mathbb{E}\{X_1.X_2^*\}|^2 \leq \mathbb{E}\{|X_1|^2\}\mathbb{E}\{|X_2|^2\} \quad (3.4)$$

$$\forall k, l \quad |\rho_{xx}(k, l)| \leq 1 \quad (3.5)$$

Un calcul simple montre que :

$$R_{XX}(k, l) = \mathbb{E}\{X(k).X^*(l)\} - m_X(k)m_X^*(l) \quad (3.6)$$

3.3.2.4 Fonction de covariance pour deux processus distincts

La fonction de covariance de deux processus distincts $X(n)$ et $Y(n)$ est définie par :

$$R_{XY}(k, l) = \mathbb{E}\{X_c(k).Y_c^*(l)\} = \mathbb{E}\{X(k).Y^*(l)\} - m_X(k)m_Y^*(l) \quad (3.7)$$

Dans le cas d'un processus réel, il n'est pas utile d'avoir la conjugaison (*) apparaitre dans des expressions (3.6) et (3.7). La fonction d'auto-covariance est toujours une fonction déterministe de k et l . Nous omettons l'indice XX lors de l'écriture quelque chose du type $R_{XY}(k, l)$.

Dans le cas général, la fonction d'auto-covariance dépend séparément de k et l . Dans les cas particuliers où il ne dépend que de l'intervalle $(k - l)$, l'origine du temps ne détermine pas le niveau de covariance, donc, les trajectoires du processus ont la permanence presque éternelle. Le terme stationnaire est associé à cette propriété. Cette notion est absolument fondamentale en traitement du signal. Elle conduit à la définition suivante.

3.3.3 Processus Stationnaire du Second Ordre au Sens Large (SSL)

Un processus aléatoire est dit stationnaire du second ordre au sens Large (SSL) s'il vérifie les conditions suivantes :

- La moyenne $\mathbb{E}\{X(n)\} = m_x = cte$ indépendante du temps n ;
- $\mathbb{E}\{|X(n)|^2 < \infty\}$;
- L'auto-covariance ou auto-corrélation ne dépend que de l'intervalle ($n = k - l$) du temps séparant les deux variables aléatoires $X(k)$ et $X(l)$;

Nous avons, selon la relation (3.7), $\mathbb{E}\{X_c(k).X_c^*(l)\} = \mathbb{E}\{X(k).X^*(l)\} + m_x(k)m_x^*(l)$. Si on laisse

$k = l + n$. On obtient :

$$\mathbb{E}\{X(l+n).X^*(l)\} = R(n) + |m|^2 \text{ Qui ne dépend que de } n.$$

Dans l'exemple du processus SSL de la figure 3.3, l'intervalle ($n = k - l = 40 - 30 = 10$) et $m_x = cte = 0.06$ (ligne horizontale contenue).

3.3.3.1 Représentation spectrale du processus SSL (Densité spectrale)

Soit $X(n)$ un processus SSL avec la fonction d'auto-covariance. La transformée de Fourier de l'auto-covariance est appelée la densité spectrale de puissance (DSP). Pour un processus aléatoire SSL à temps continu, la DSP est donnée par l'expression:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(\tau)e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (3.8)$$

Pour un processus aléatoire SSL à temps discret :

$$S(f) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} R(n)e^{-2j\pi fn} \quad (3.9)$$

La puissance est définie par :

$$P = \mathbb{E}\{|X(n)|^2\} = R(0) + |m|^2 \quad (3.10)$$

3.3.3.2 Positivité du DSP

Soit $X(n)$ un processus aléatoire SSL et $S(f)$ sa DSP. Nous avons :

$$S(f) \geq 0 \quad (3.11)$$

Dans le cas particulier d'un processus réel, la DSP est une fonction paire

$$S(f) = S(-f) \quad (3.12)$$

Il convient de noter que le caractère positif de $S(f)$ directement à la nature positive de la covariance.

3.3.3.3 Matrice de Toeplitz

Considérons un processus aléatoire SSL à temps discret $X(n)$. On détermine la matrice de covariance à K fois consécutives du processus. Si on commence à temps $\{n, n + 1, \dots, n + K - 1\}$, la matrice de covariance $K \times K$ a l'expression suivante :

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \mathbb{E} \left\{ \begin{bmatrix} X_c(n) \\ X_c(n+1) \\ \vdots \\ X_c(n+K-1) \end{bmatrix} [X_c^*(n) \ X_c^*(n+1) \ \dots \ X_c^*(n+K-1)] \right\} \\ &= \begin{bmatrix} R(0) & R(-1) & \dots & R(-k+1) \\ R(1) & R(0) & R(-1) & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & R(-1) \\ R(K-1) & \dots & R(1) & R(0) \end{bmatrix} \\ \mathbf{R} &= \begin{bmatrix} R(0) & R^*(1) & \dots & R^*(k-1) \\ R(1) & R(0) & R^*(1) & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & R^*(1) \\ R(K-1) & \dots & R(1) & R(0) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Une matrice est dite hermitienne si elle est égale à sa transposée hermitienne. Notez que $\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$, puisque le processus est un SSL, les éléments de la même diagonale parallèle à la diagonale principale, sont caractérisés par $n = k - l = \text{cte}$, et donc sont égaux. On peut d'ailleurs aisément vérifier que $R(-k) = R^*(k)$. Dans le cas d'un processus à valeurs réelles,

la matrice R est symétrique, donc la matrice de covariance d'un processus stationnaire discret est une matrice **Toeplitz carrée**.

3.4 Bruit blanc

3.4.1 Définition

Le nom du bruit blanc à temps discret est le nom donné à un SSL, de moyenne nulle, la fonction de covariance d'un processus aléatoire $X(n)$, est donnée par [55] :

$$R_W(n) = \begin{cases} \sigma_w^2 & \text{si } n = 0 \text{ (} k = l \text{)} \\ 0 & \text{si } n \neq 0 \text{ (} k \neq l \text{)} \end{cases} \quad (3.13)$$

Une telle expression peut aussi s'écrire

$$R_W(n) = \sigma_w^2 \delta(n) \quad (3.14)$$

Où $\delta(n)$ est l'échantillon ou l'impulsion unité définie par :

$$\delta(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } n = 0 \\ 0 & \text{si } n \neq 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

3.4.2 La puissance d'un bruit blanc

Puisque un bruit blanc est un SSL et en tenant compte de (3.13), sa puissance donnée par (3.10) devient donc :

$$P_W = \mathbb{E} \left[|W_{(n)}|^2 \right] = R_W(0) = \sigma_w^2 \quad (3.16)$$

3.4.3 La densité spectrale de puissance (DSP) d'un bruit blanc

En prenant la transformée de Fourier de la formule (3.14), on obtient :

$$S_W(f) = \sigma^2 \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(n) e^{-j2\pi f n} = \sigma^2 \quad (3.17)$$

Car $F[\delta(n)] = 1$

On peut, donc, conclure que la DSP (3.17) d'un bruit blanc $[W(n)]$ est constante, égale à sa puissance (3.16) et elle est aussi égale à sa variance $\sigma^2 = \text{Var}[W(n)]$. Elle indique, donc, à quelle distance moyenne sont situées les valeurs possibles par rapport à la moyenne du processus. Ce bruit est appelé bruit blanc, car sa DSP est constante comme celle de la lumière blanche. Les bruits blancs tels que gaussiens, en raison de leurs natures, sont très utilisés pour simuler, en particulier, les erreurs d'estimation en pratique.

3.5 Le Bruit Blanc Gaussien

On appelle bruit blanc Gaussien une perturbation dont la densité de probabilité de l'amplitude suit une loi gaussienne, à tel point qu'on l'appelle aussi la loi normale.

3.5.1 La loi normale

En théorie des probabilités et en statistique, la loi normale appelée aussi loi de Gauss ou loi de Laplace-Gauss, c'est l'une des lois de probabilité les plus adaptées pour la modélisation des phénomènes naturels issus de plusieurs événements aléatoires. Elle est en lien avec de nombreux objets mathématiques dont le bruit blanc Gaussien ou d'autres lois de probabilité [56, 57].

La fonction de distribution indique la probabilité que toute observation réelle tombera entre deux limites réelles ou des nombres réels, la courbe tend vers zéro dans les deux côtés.

La loi normale est une loi de probabilité absolument continue et qui dépend de deux paramètres : son espérance mathématique, un nombre réel noté μ , et son écart type, un nombre réel positif noté σ , Le coefficient numérique sert à normaliser l'intégrale à 1. La densité de probabilité Gaussienne est donnée par : [58, 59, 60, 61]

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2 \cdot \sigma^2}} \quad (3.18)$$

Lorsqu'une variable aléatoire x suit une loi normale, elle est dite gaussienne ou normale et il est habituel d'utiliser la notation avec la variance σ^2

➤ $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

Dans la théorie des probabilités, la distribution normale (ou gaussienne) est une probabilité continue [62]. L'importance de la loi normale est liée au théorème de la limite centrale, qui montre que la superposition de lois de distribution différentes tend vers une loi normale. En particulier très important pour l'estimation des erreurs de mesure : si elles sont de statistique mal connue, et de provenance différentes, on peut généralement faire l'approximation que leur somme est distribuée selon une loi normale. C'est le théorème de la limite centrale qui explique l'omniprésence de la loi normale.

3.5.1.1 Caractéristique de la loi normale

- Les trois caractéristiques de tendance (moyenne, mode et médiane) sont sensiblement égales.
- La probabilité d'une faible amplitude (proche de 0) est très grande
- La probabilité d'une forte amplitude est très petite
- En moyenne, l'amplitude du bruit est nulle car la courbe est symétrique

En outre, la densité de probabilité Gaussienne possède des particularités mathématiques intéressantes :

- 68% de probabilité que l'amplitude soit entre $(\mu - \sigma$ et $\mu + \sigma)$.
- 95% de probabilité que l'amplitude soit entre $(\mu - 2\sigma$ et $\mu + 2\sigma)$.
- 99% de probabilité que l'amplitude soit entre $(\mu - 3\sigma$ et $\mu + 3\sigma)$.

Les points d'inflexion $f(x)$ sont à $(\mu - \sigma$ et $\mu + \sigma)$. Elles nous permettent également de visualiser σ comme mesure de la propagation de la distribution normale. $f(x)$ S'étend indéfiniment dans les deux sens, mais la quasi-totalité de l'aire sous $f(x)$ se trouve à moins de 4 fois l'écart-types de la moyenne $(\mu - 4\sigma, \mu + 4\sigma)$. Ainsi, les valeurs aberrantes de plus de 4 écarts types de la moyenne seront extrêmement rares si la distribution de la population est normale.

La représentation graphique de sa fonction de densité, continue et symétrique, a une forme très simple. C'est la courbe de Gauss, dite « en cloche »

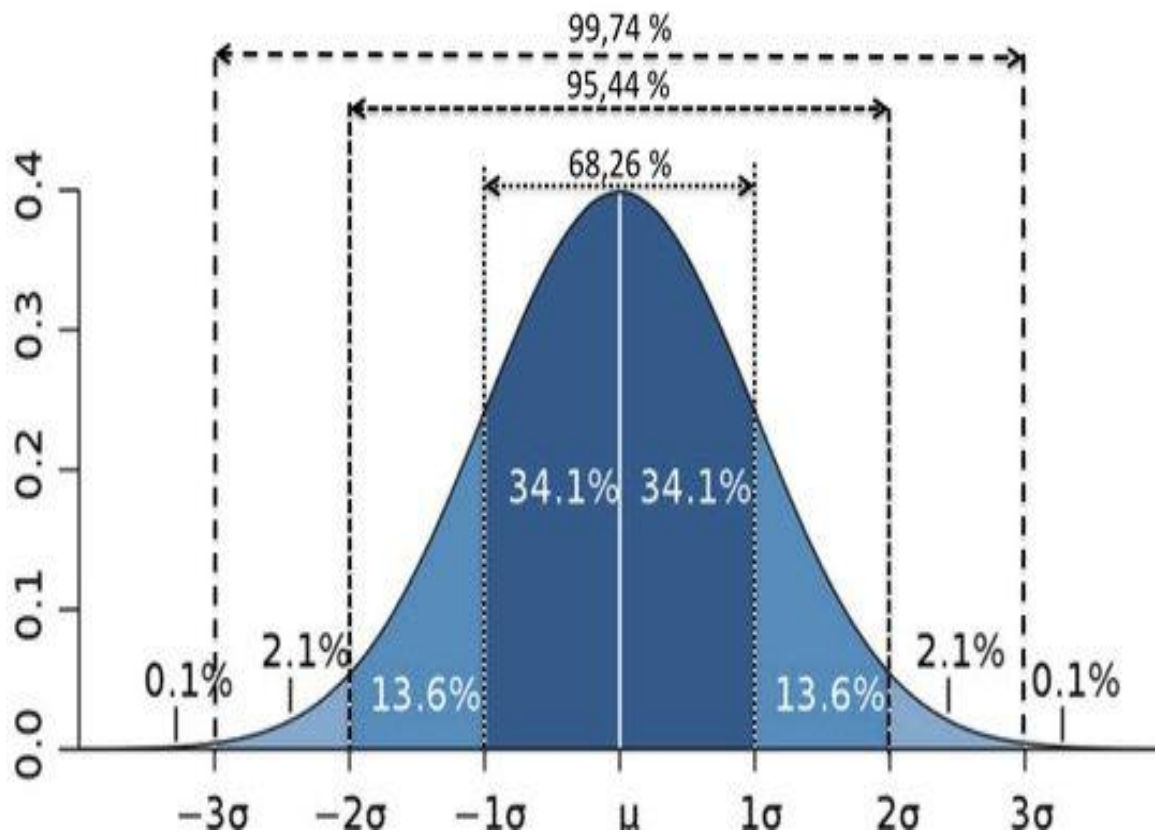


Figure 3.4 : Exemple de distribution de la loi normale.

3.6 Le concept d'ergodicité

Dans la pratique, les fonctions de covariance ne sont pas connues, donc nous sommes confrontés à la difficulté de les estimer. Comme nous l'avons déjà dit, un processus aléatoire peut être considéré comme un grand nombre de trajectoires. Correspondant, à un grand nombre de réalisations d'une expérience répétée de façon identique. Cependant, dans de nombreux cas pratiques, nous avons à notre disposition une seule trajectoire. Il devient alors clair que la catégorie de processus stationnaire, dont les moments peuvent être estimés par le calcul d'une moyenne temporelle sur une seule trajectoire, et qui aura un rôle pratique très important.

L'ergodicité est liée à ce concept. Nous dirons seulement qu'un processus aléatoire SSL $X(n)$ avec la moyenne $m = \mathbb{E}\{X(n)\}$ et la fonction d'auto-covariance $R(n) = \mathbb{E}\{X_c(l+n)X_c^*(l)\}$ est ergodique si sa moyenne et sa fonction d'auto-covariance peuvent être obtenues par la convergence en probabilité, lorsque N tend vers l'infini.

3.5.1 Définition d'un processus ergodique

Un processus ergodique est un SSL dont la moyenne et l'auto-covariance sont déterminées temporellement à partir d'une seule épreuve (courbe). La moyenne temporelle calculée seulement pour une seule trajectoire. Ceci peut être exprimé :

$$\hat{m}_N = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \rightarrow m \quad (3.19)$$

Et pour la covariance

$$\hat{R}_N(n) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-n-1} (X(n+l) - \hat{m}_N)(X^*(n) - \hat{m}_N^*) \rightarrow R(n) \quad (3.20)$$

Cette convergence n'est en réalité pas tout à fait surprenante. On sait, par exemple, la loi des grands nombres, que, pour une séquence de variables aléatoires indépendantes, avec la même moyenne m , et la même variance finie, ce qui est un cas particulier d'un processus de SSL, la moyenne empirique :

$$= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)$$

3.5.2 Estimation de la covariance

Maintenant, on va supposer, que la séquence d'observation a été déjà traitée pour éliminer la moyenne et les tendances possibles. Cela signifie, selon l'expression (3.19), que l'estimation de la fonction d'auto-covariance à partir de $l \in \{0, \dots, n-1\}$, par :

$$\hat{R}_{XX}(n) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-n-1} X(n+l)X^*(l) = \frac{1}{N} \sum_{m=n}^{N-1} X(m)X^*(m-n) \quad (3.21)$$

De même, une estimation de la fonction de covariance entre les deux processus $X(n)$ et $Y(n)$, à la fois supposés processus aléatoires SSL de moyenne nulle, est donnée pour $l \in \{0, \dots, n-1\}$, par :

$$\hat{R}_{XY}(n) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N-n-1} Y(n+l)X^*(l) = \frac{1}{N} \sum_{m=n}^{N-1} Y(m)X^*(m-n) \quad (3.22)$$

Les relations (3.20) et (3.21) sont calculées à l'aide des valeurs observées de $X(n)$. La somme est calculée sur $N-n$ valeurs, avec n variable ce qui rend le calcul de la **TF** de (3.22) difficile. En pratique on ignore la variable n pour estimer la DSP.

3.7 Conclusion

L'étude réalisée dans ce chapitre, représente la partie théorique du chapitre suivant pour la modélisation de l'image par une réalisation Gaussienne. Puisque l'image satellitaire est considérée comme une réalisation d'un processus aléatoire non stationnaire, comme nous l'avons déjà signalé précédemment, nous pouvons, donc, utiliser tous les outils et les techniques d'analyse mathématique appliquée sur les processus aléatoires et les appliquer sur n'importe quelle image satellitaire.

Chapitre 4

Résultats & discussion

4.1 Méthodes de détection des feux de forêts

4.2 Introduction

Le canal IRT contient des longueurs d'ondes particulièrement sensibles à l'émission de chaleur. Les feux de forêts peuvent alors être caractérisés par des pics d'intensité sur des images thermiques. Le canal IRT fournit des images sans interruption, jour et nuit. À cet effet, nous proposons dans ce travail quelques méthodes automatiques de détection précoce des feux de forêts par imagerie satellitaire IRT. Nous allons dans un premier temps détecter les feux à l'aide des contours. Les opérateurs que nous allons utiliser reposent sur l'évaluation locale du gradient dans des directions données (Sobel, Prewitt et Roberts) ou de façon omnidirectionnelle (gradient morphologique). Dans un deuxième temps, on propose une méthode basée sur la densité spectrale de puissance DSP du bruit blanc Gaussien [63, 64]. Ensuite, une autre méthode qui fait partie de la méthode de la DSP d'un bruit blanc gaussien, elle est fondée sur la probabilité d'appartenance d'un événement rare pour une réalisation Gaussienne [65]. Ces méthodes peuvent être aussi appliquées sur des images thermiques volcaniques. L'image de la zone étudiée près de la ville de Yucca (Californie) voir figure 4.1, elle est acquise par le satellite polaire Landsat 7 capteur ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus). Elle a été acquise dans la nuit avec une résolution de (60 X 60 m) et montrant les feux de forêt dans la longueur d'onde infra - rouge court (SWIR), alors que le terrain est visible uniquement dans le domaine IRT. La bande thermique (10.4 à 12.5 μm) est utilisée pour évaluer la puissance d'application des méthodes que nous avons suggérées pour la détection des feux de forêt.



Figure 4.1 : Image satellitaire **IRT** des deux incendies de forêts enflammées dans les montagnes de San Bernardino [66].

Les logiciels utilisés pour effectuer le traitement d'image sont Scilab et Matlab. Scilab est un logiciel de calcul numérique développé par l'INRIA. L'avantage d'utiliser ce dernier est qu'il est entièrement libre et gratuit. N'importe quel utilisateur possède donc la maîtrise complète du code source, contrairement au logiciel commercial Matlab, la solution de ce dernier est souvent jugée trop chère.

¹ Les deux incendies de forêt présentée sur la fig 4.1 ont été déclenchés le 13 juillet 2006 par la foudre et ont ravagé une région désertique dans le sud, ils se sont rejoints à une vingtaine de kilomètres causant plus de 25 000 hectares en cinq jours et détruisent une soixantaine de maisons et pour les dégâts humains, onze personnes, ont été légèrement blessées.

4.3 Détection des feux de forêts à l'aide des contours

L'étude des points représentant les contours dans une image peut être utilisée pour la reconnaissance des objets dans une image, à distinguer des régions de l'image, à la segmentation d'images, à extraire une information souvent cruciale pour caractériser l'image. Un contour se caractérise par un changement brutal d'intensité dans l'image suivant une direction donnée. Il existe plusieurs méthodes pour détecter ces contours, les unes plus ou moins complexes, les autres plus complexes en termes de calculs. Le plus souvent et en particulier pour ceux présentés ici, la même procédure est utilisée. Celle-ci s'applique en deux étapes : la première permet de détecter les contours à partir d'un calcul de Gradient dans des directions privilégiées tout en quantifiant l'importance du contour. La deuxième étape permettra d'isoler les contours du fond de l'image en utilisant un seuillage adéquat.

Les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse peuvent représenter les zones chaudes telles que les feux dans le cas de l'image thermique. La détection des contours d'une image réduit énormément la quantité de données et élimine les informations qui sont moins pertinentes (tel que le fond d'une image), tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image. On peut trouver un grand nombre de méthodes de détection de contour. Dans la suite, un certain nombre de méthodes sera exposé :

4.3.1 Segmentation par approche contour

La détection des feux de forêts à l'aide des contours peut être réalisée grâce à des filtres dont les coefficients ont été soigneusement choisis. Nous discutons dans cette partie les principaux filtres connus : les filtres de Prewitt, Roberts et Sobel.

L'objectif de détecter les feux à l'aide des contours porte sur la comparaison des trois opérateurs locaux différentiels (Roberts, Prewitt, Sobel) et du gradient morphologique en termes d'épaisseur, localisation de contour et leurs résistances au bruit. Ces filtres sont constitués d'une paire de filtres linéaires, qui détectent les contours dans deux directions orthogonales (verticale et horizontale).

4.3.1.1 Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de Prewitt

La détection des contours d'un feu se fait dans les deux directions orthogonales (verticale et horizontale). La matrice qui correspond au filtrage horizontal, est utilisée

essentiellement pour extraire les contours verticaux, selon l'opérateur de Prewitt, s'écrit $h_x = [-1 \ 0 \ 1]$ tandis que la matrice verticale h_y est sa transposée $h_y = [-1 \ -1 \ -1]$. Le principe de fonctionnement des opérateurs (Prewitt et Sobel) consiste en une paire de masques de convolution (3×3). Une rotation de 90° permet de passer d'un masque à l'autre. Les deux convolutions h_x et h_y avec la matrice d'image créent deux matrices G_x et G_y à l'origine de la matrice G sur lequel on peut localiser les maximums [67, 68, 69].

Ces masques sont conçus pour répondre aux contours horizontaux et verticaux. L'application séparée de chacun des masques fournis, une estimation des composantes horizontales et verticales du gradient.

A partir de l'image de la figure 4.1, on calcule le gradient G_x et G_y , images correspondant au filtrage de l'image de la figure 4.1. Ces images contiennent les contours horizontaux et les contours verticaux. Si on cherche d'obtenir une image de contour unique ne tenant pas compte de l'orientation, on calcule :

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4.1)$$

Après avoir appliqué l'opérateur de Prewitt, nous binarisons l'image de contours par un seuillage. La valeur du seuil est choisie empiriquement afin d'obtenir le meilleur compromis entre la suppression de bruit et la conservation des contours.

4.3.1.1.1 Résultats

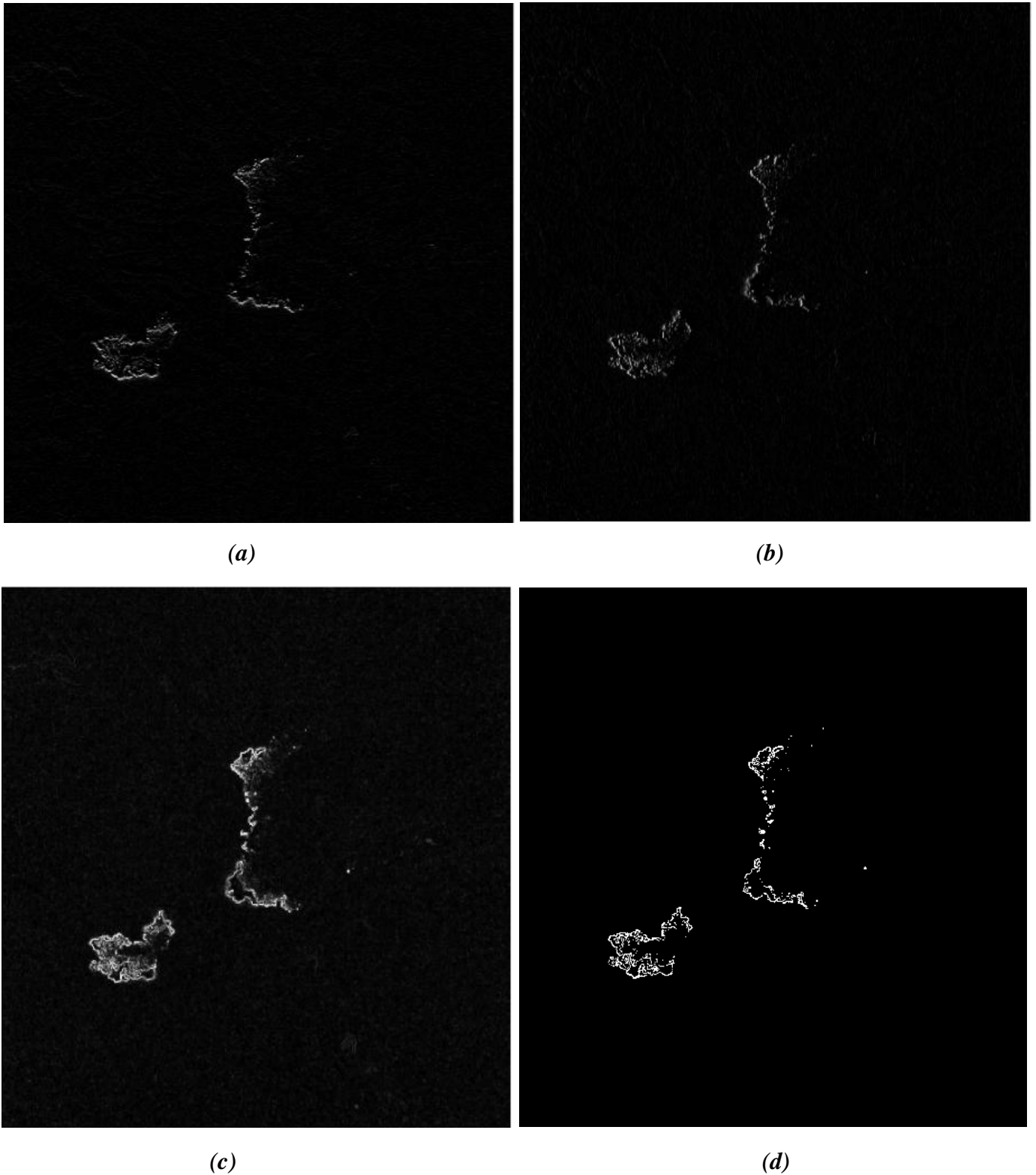


Figure 4.2 : Application du filtre de Prewitt sur l'image de la fig 4.1 ; (a) Filtrage horizontale (b) Filtrage verticale (c) L'origine du tableau G (Les contours horizontaux et verticaux) sur lequel on peut localiser les maximums en blanc (d) Image filtrée pour un seuil de 0.45.

4.3.1.2 Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de Sobel

Le principe du filtre de Sobel est que son opérateur calcule le gradient de l'intensité de chaque pixel. Ceci va permettre d'indiquer la direction de la plus forte variation du clair au sombre, ainsi que le taux de variation dans cette direction. Les feux de forêts sont représentés par un changement progressif de luminosité, sont alors bien connus, probablement correspondants à des bords, ainsi que l'orientation de ces bords [67, 68, 69].

L'opérateur de Sobel utilise des matrices de convolution. La matrice (le plus souvent de taille 3×3) subit une convolution avec l'image afin de calculer des approximations des dérivées horizontales et verticales. Soit B l'image source de la figure 4.1, G_x et G_y deux images qui en chaque point contiennent des approximations respectivement de la dérivée horizontale et verticale. Ces images sont calculées comme suit [70]:

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * B \quad \text{Et} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * B$$

Les masques sont conçus pour répondre fortement aux contours horizontaux et verticaux. En chaque point, les approximations des gradients horizontaux et verticaux peuvent être combinées pour obtenir une approximation de la norme du gradient en utilisant la formule (4.1).

4.3.1.2.1 Résultats

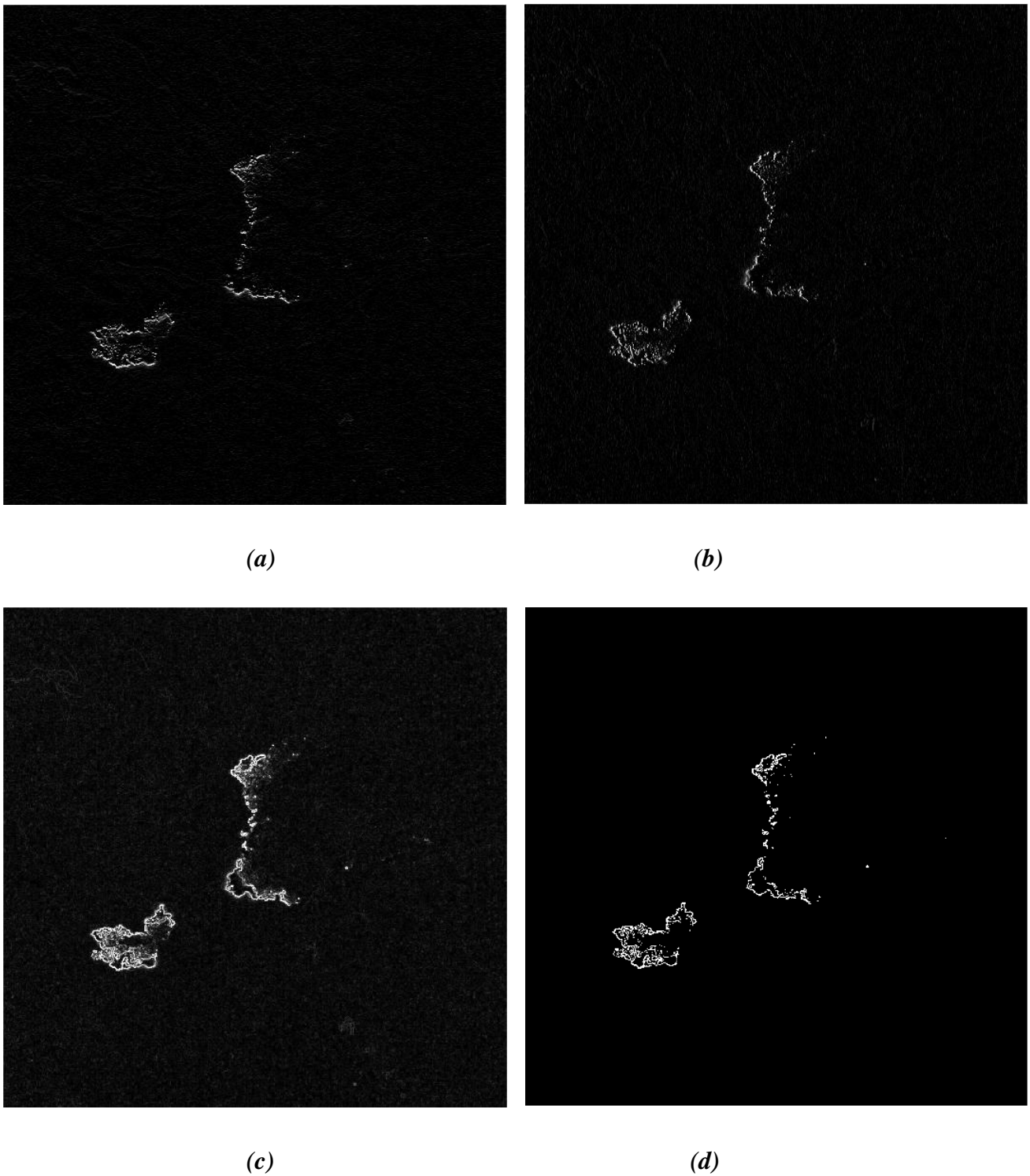


Figure 4.3 : Application du filtre de Sobel sur l'image de la fig 4.1 ; (a) Filtrage horizontale (b) Filtrage verticale (c) Les approximations des gradients horizontaux et verticaux combinées pour localiser les maximums (d) Image filtrée pour un seuil de 0.45.

4.3.1.3 Détection des feux de forêts à l'aide du filtre de robert

L'opérateur de Roberts permet de calculer le gradient bidimensionnel d'une image de manière simple et rapide. Il amplifie les zones où la norme du gradient spatial est importante et qui correspondent souvent aux contours. Les filtres de Roberts sont une approche discrète de la dérivée de pas 1 d'une fonction : le gradient de cette fonction. Si $f(x, y)$ représente un pixel dans une image, alors les amplitudes des gradients en x et en y peuvent s'écrire respectivement : [67, 68, 69].

$$G_x = f(x + 1, y) - f(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \quad (4.2)$$

Et

$$G_y = f(x, y + 1) - f(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \quad (4.3)$$

Cela revient à convoluer l'image avec les deux noyaux $R_x = \begin{pmatrix} -1 & 1 \end{pmatrix}$ et $R_y = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$ qui sont l'approximation de G_x et G_y . L'amplitude du gradient peut être alors calculée de plusieurs façons :

$$G_1(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4.4)$$

$$G_2(x, y) = \text{Max}(|G_x|, |G_y|) \quad (4.5)$$

Ou

$$G_3(x, y) = |G_x| + |G_y| \quad (4.6)$$

Et la direction du gradient est donnée par:

$$D(x, y) = \text{Arctan}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (4.7)$$

Or le bruit peut aussi être un changement brutal des niveaux de gris : les filtres de Robert sont donc très sensibles au bruit, car ils accentuent, par dérivation, le bruit présent dans l'image.

4.3.1.3.1 Résultats

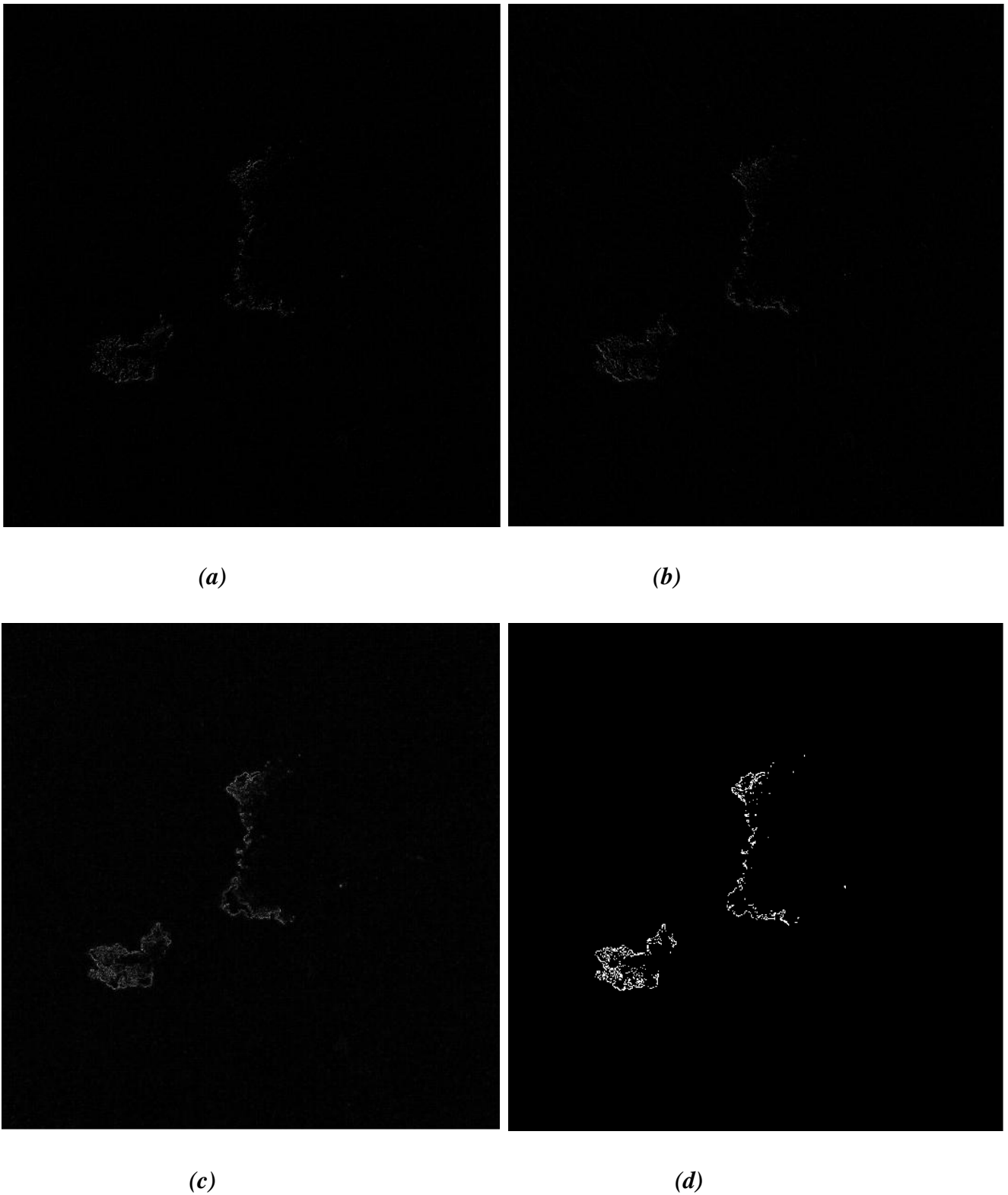


Figure 4.4 : Application du filtre de Robert sur l'image de la fig 4.1 ; (a) contours verticaux (b) contours horizontaux (c) Module de G_x et G_y (d) Image filtrée pour un seuil de 0.45.

4.3.2 Commentaires

L'analyse des résultats obtenus ci-dessus montre que le filtre de Roberts est un filtre très sensible au bruit : en effet, le seuillage n'a pas permis de distinguer le bruit des points de contours. Cela dut au fait que le détecteur de Roberts amplifie peu les sauts d'intensité correspondants aux contours. Or dans l'image originale, les contours sont peu contrastés. Par conséquent, l'intensité des contours détectés par le filtre de Roberts sont similaires à celle du bruit, de sorte qu'il n'est pas possible de distinguer le bruit des contours par seuillage. Cependant la raison principale qui explique la forte sensibilité au bruit de l'opérateur de Roberts est liée à la fonction de filtrage qu'il réalise, donc c'est un filtre dérivateur passe haut, qui amplifie les composantes de hautes fréquences du bruit.

En revanche, lors de la présentation des deux filtres de Sobel et Prewitt, nous avons vu que ces opérateurs fassent la combinaison du filtrage passe bas sur le long des lignes et des colonnes au filtrage dérivateur, ce qui explique leur résistance au bruit. Les résultats ci-dessus montrent que Sobel un peu mieux performé que Prewitt à ce niveau sur l'image analysée de la figure 4.1. Nous avons conclu que l'utilisation de ces deux filtres (détecteurs) est recommandée dans le cas d'images bruitées.

La distinction de filtrage passe bas qui a été effectuée par ces deux opérateurs. Sobel utilise un filtre passe bas de masque $[+1 \ +2 \ +1]$ qui amplifie plus les basses fréquences que le filtre $[-1 \ 0 \ 1]$ utilisé par Prewitt. Selon le type et la puissance du bruit présent dans l'image analysée. Selon les résultats obtenus empiriquement sur la figure 4.1,

il convient de choisir entre les filtres de Sobel et les filtres de Prewitt, celui qui donne les meilleurs résultats.

4.3.3 Conclusion

Pour les images thermiques, le changement d'intensité des pixels ne soient pas brusques, la variation de l'intensité dépend de la température de la surface affectée. Plus on approche au feu, plus l'intensité des pixels augmente, donc, la variation est plutôt progressive que brutale. La détection des feux de forêts à l'aide des contours en utilisant ces trois opérateurs (Prewitt, Sobel et Robert) sur l'image satellitaire thermique de la figure 4.1, n'a pas fourni de bons résultats lorsqu'on veut détecter tous les contours d'un feu (contour fermé), car il y a toujours des discontinuités, et cela revient à la résolution et le type d'image à traiter (image thermique). Cependant, l'utilisation des contours permet de détecter facilement un début de

feu. Les trois filtres ont pu de détecter la petite tâche sur la droite de l'image sur les fig (4.2,d), fig (4.3,d) et fig (4.4,d).

4.4 Détection des feux de forêts en utilisant la densité spectrale de puissance (DSP) d'un bruit blanc Gaussien

La méthode proposée dans cette partie est basée sur une segmentation simple des lignes de l'image. Comme il est bien connu, dans tous les problèmes de modélisation, le choix du modèle mathématique est une tâche très importante. Il est donc important de caractériser les images par un modèle mathématique afin de réaliser n'importe quel type de traitement. Au lieu d'une réalisation d'un champ Gaussien, l'image peut être modélisée par un modèle monodimensionnel classique, et par conséquent, nous pouvons utiliser tous les outils et les techniques d'analyse mathématique des signaux monodimensionnels qui sont bien développés dans la littérature. Ce mode de représentation a été appliqué pour le traitement ligne par ligne de la matrice de l'image, en particulier pour le codage, le filtrage et le stockage [71]. Dans un premier lieu, nous avons choisi un modèle mathématique avec des résultats raisonnables et qui peut être appliqué à un grand nombre d'images possible. Après de nombreux tests sur plusieurs types de modèles, nous avons décidé de choisir le modèle Gaussien, principalement parce qu'il est utile pour comparer la théorie à l'expérimental, simple pour le calcul, et il donne de bons résultats. Le modèle Gaussien est basé sur le théorème de la limite centrale [72], qui est l'un des concepts les plus importants dans les statistiques et les probabilités. Dans sa forme la plus simple, ce théorème s'applique à une image naturelle, ce qui indique que l'intensité des pixels devient approximativement distribuée selon une loi normale. Dans ce qui suit, on commence la discussion par un moment fort sur les processus aléatoires et la manière dont ils sont utilisés dans l'analyse de l'image et ensuite leurs applications à une image satellitaire, et de montrer en particulier, comment détecter les feux à partir de la méthode de la DSP. Dans notre cas, nous appliquons un bruit blanc Gaussien sur des intervalles stationnaires, qui est un processus aléatoire stationnaire avec des échantillons non-corrélés.

4.4.1 Algorithme de la méthode proposée

Dans cette méthode, la détection du feu se fait à partir d'une seule image ou bien travailler sur la même image de la figure 4.1. La méthode proposée est décrite comme suit :

- 1) Segmenter chaque ligne de la matrice de l'image à des petits intervalles stationnaires, ensuite calculer la moyenne et l'écart type de chaque intervalle afin de les reconstruire par le modèle Gaussien.
- 2) Déterminer la valeur moyenne \hat{M} , et l'écart type $\hat{\sigma}$ de l'ensemble de la matrice de l'image.
- 3) Considérons un pixel avec une intensité inférieure à un certain seuil est égale à \hat{M} afin d'éliminer les zones froides et d'éviter les fausses alarmes.
- 4) Calculer la **DSP** de chaque intervalle par rapport à la moyenne de l'image \hat{M} .
- 5) Disposez la **DSP** de chaque intervalle sous forme de matrice, ensuite la conversion de cette dernière en image va permettre une détection précoce des feux de forêts.
- 6) Résultats.

On examine d'abord la segmentation d'un processus aléatoire, en utilisant le modèle de bruit blanc Gaussien pour représenter les petits intervalles de chaque ligne de la matrice de l'image satellitaire. Ce bruit blanc Gaussien stationnaire est considéré comme un cas particulier d'un processus aléatoire, et qui est examiné dans la section suivante.

4.4.2 Processus aléatoire

Un processus aléatoire est défini comme un nombre infini de courbes du même événement répéter autant de fois afin de mieux s'assurer des résultats. L'auto-corrélation est généralement utilisée pour comparer deux signaux ou deux échantillons du même processus, sa valeur indique le degré de corrélation de deux états à des instants différents. Pour un processus aléatoire, l'auto-corrélation est calculée par le produit scalaire dans l'espace de Hilbert en utilisant l'espérance mathématique [73, 74, 75, 76, 77]. comme suit :

$$\phi_X(i, j) = [\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j] \quad (4.8)$$

Où \mathbf{X}_i et \mathbf{X}_j sont deux vecteurs du même processus à deux instants différents i et j . Si les éléments de la même diagonale parallèle à la diagonale principale sont différents, alors le processus est dit non-stationnaire. Un exemple d'un processus non-stationnaire peut être représenté par les courbes (o,.,* et +) de la Figure 4.5.

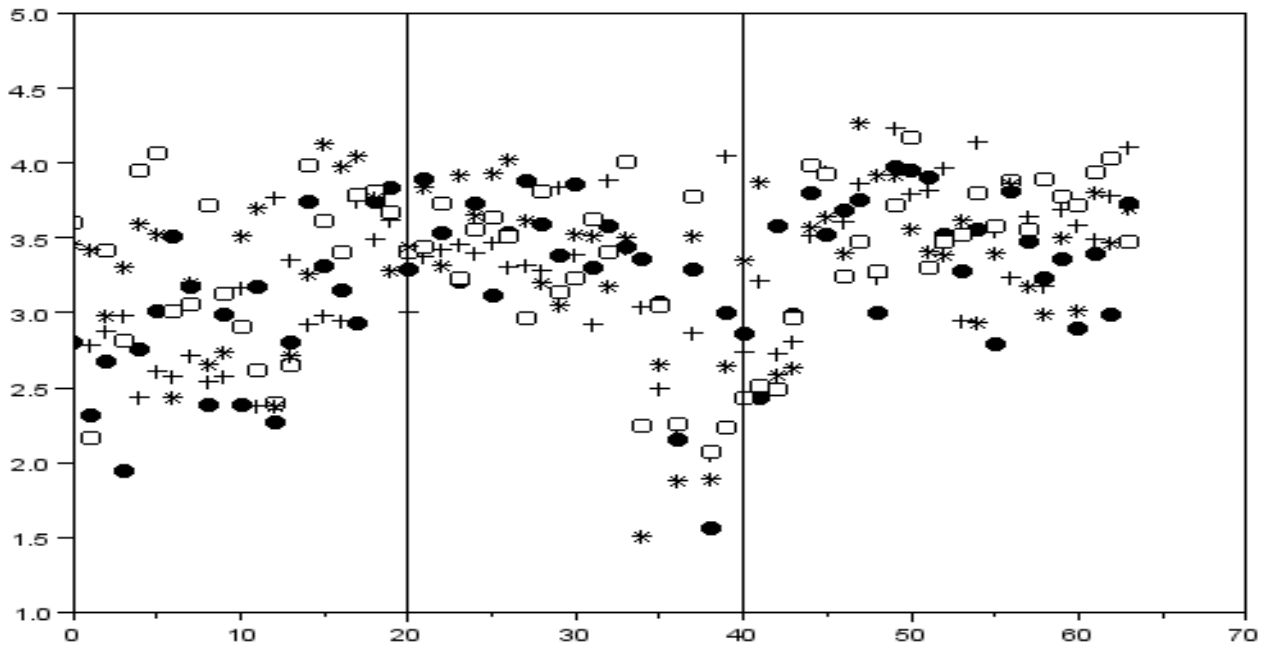


Figure 4.5 : Processus aléatoire non-stationnaire, l'intervalle $[20, 40]$ est très grand, donc le processus est non-stationnaire [65, 77].

Nous pouvons voir que la distribution du processus n'est pas la même dans les deux intervalles $[0, 20]$ et $[20, 40]$, d'où l'auto-corrélation n'est pas constante pour les intervalles de même longueur. Cependant, si nous nous concentrons dans le même processus sur un petit espace ou sur un petit intervalle tel que $[20, 25]$ et $[45, 50]$ de la figure 4.6, on remarque que les courbes ne sont pas trop variées et donc l'auto-corrélation peut être considérée comme approximativement constante pour les mêmes petits intervalles. Donc, il est possible de diviser le processus en plusieurs petits intervalles stationnaires. De plus, les plus petits de ces intervalles sont les plus ergodiques et stationnaires, car leur valeur moyenne calculée verticalement peut être la même que celle obtenue horizontalement sur une courbe quelconque de ces intervalles. Cette valeur moyenne qui peut être calculée par l'espérance mathématique est donc presque constante $E[X_i] = cte = m_X$. En outre, les échantillons du processus ergodiques sont considérés statistiquement indépendants, comme ceux de l'image satellitaire, les petits intervalles d'une ligne de la matrice de l'image se comportent comme un bruit blanc et peuvent donc être décrits par la relation d'auto-corrélation suivante dans l'espace de Hilbert :

$$\phi_w(i, j) = \sigma^2 \delta_{ij} \quad (4.9)$$

D'où σ^2 est une constante, elle représente la variance ou la DSP de puissance du processus, δ_{ij} est l'échantillon ou l'impulsion unité.

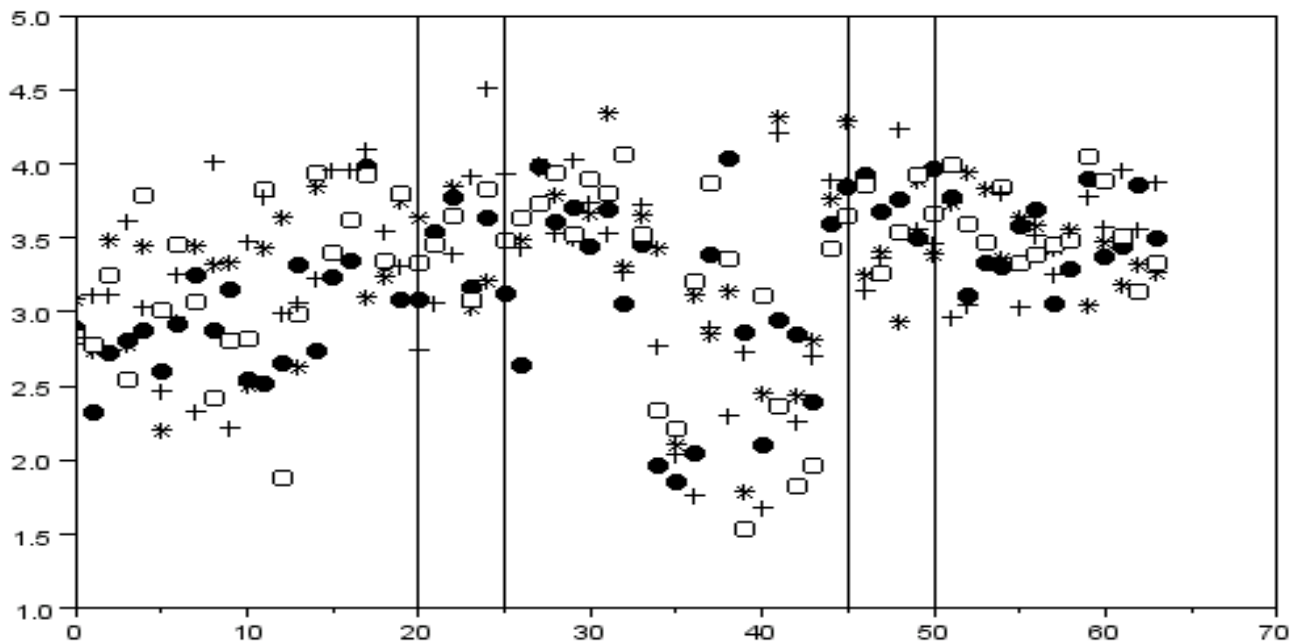


Figure 4.6 : Processus aléatoire non-stationnaire, la distribution des deux intervalles $[20, 25]$ et $[45, 50]$ est suffisante pour être considéré comme stationnaire [65, 77].

4.4.3 Modélisation de l'image

Le prélèvement d'un échantillon de taille n dans une population donnée, la moyenne de l'échantillon nous donnera une idée approximative de la moyenne de la population. Seulement si nous prélevons un autre échantillon de même taille, nous obtiendrons une autre moyenne d'échantillon. Sur l'ensemble des échantillons possibles, on constatera que certains ont une moyenne proche de la moyenne de la population et que d'autres ont une moyenne qui s'en écarte davantage.

Un échantillon de taille n , obtenu par échantillonnage aléatoire, va être considéré comme le résultat d'une expérience aléatoire. À chaque échantillon de taille n , on peut associer la valeur moyenne des éléments de l'échantillon. On a donc défini une variable aléatoire qui à chaque n échantillon associe sa moyenne échantillonnale. Chaque variable aléatoire possède bien entendu:

- Une distribution de probabilité.
- Une valeur moyenne.
- Un écart-type.

Les images satellitaires possèdent, bien souvent, plusieurs classes dominantes (mer, terre, nuages,...), ce qui rend leur distribution non-stationnaire (la distribution des pixels est considérée statistiquement indépendante), donc l'image est considérée comme une réalisation d'un processus aléatoire non-stationnaire. Afin d'obtenir le modèle mathématique de l'image de la figure 4.1 [78, 79], nous avons segmenté chaque ligne de la matrice de l'image en petits intervalles stationnaires comme le montre la figure ci-dessous. Pour représenter chacun de ces intervalles par le bruit blanc Gaussien. [80,81, 82, 83, 84] Comme décrit ci-dessus, nous avons calculé les paramètres de l'image qui sont la moyenne et l'écart type de chaque intervalle. Ensuite, nous avons approximé chaque intervalle selon une loi normale.

Le résultat pour chaque intervalle est obtenu en utilisant les expressions suivantes, respectivement :

$$\hat{m}_{in} = \frac{1}{L} \sum_{k=I-L}^{I-1} x_{in}(k) \quad (4.10)$$

$$\hat{\sigma}_{in} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{k=I-L}^{I-1} (x_{in}(k) - \hat{m}_{in})^2} \quad (4.11)$$

Où $x_i(I-L), \dots, x_i(I-1)$ sont les valeurs de la $n^{\text{ième}}$ ($n = 1, 2 \dots N$) intervalle du $i^{\text{ième}}$ ($i = 1, 2 \dots I$) ligne de la matrice d'image, L est la longueur de l'intervalle, et $I = n \cdot L$

Le choix du nombre d'intervalles de chacune des lignes de la matrice dépend de la qualité de l'image reconstruite de la figure 4.8, car plus l'intervalle est petit, plus on obtient une bonne représentation de l'image originale de la figure 4.1 qui est représentée par (1200X1200), 1200 lignes et 1200 colonnes. Une bonne représentation obtenue pour $N=300$. Donc, chaque intervalle contient 4 valeurs.

106	110	112	108	107	112	112	110	111	111	111	113	113	110	110	112	112	114	113	110	110	113	112	111
104	106	110	109	109	113	114	112	113	111	108	114	112	105	105	110	113	116	117	114	112	115	111	110
104	104	107	107	109	113	113	112	113	111	106	108	109	107	107	109	112	114	115	113	114	115	112	113
105	105	105	105	109	110	110	109	110	112	109	105	106	111	111	112	113	110	109	113	115	113	115	117
105	106	106	107	109	109	108	107	109	111	111	106	105	109	111	111	109	109	113	112	112	113	117	117
104	103	105	107	108	109	108	109	110	109	107	104	106	105	106	107	106	109	115	111	110	114	119	118
102	105	107	101	102	109	108	108	111	104	100	103	106	101	100	103	105	109	111	110	111	116	119	120
102	102	105	102	103	108	107	106	108	106	101	103	103	101	100	102	106	108	108	110	112	113	117	120
101	100	103	105	106	107	105	105	106	106	105	102	101	103	103	104	106	108	109	111	112	114	114	118
100	99	100	101	106	107	107	106	105	105	104	101	100	100	99	102	107	111	112	112	113	112	115	118
98	98	101	101	103	106	106	104	104	105	103	100	100	103	101	102	108	113	112	109	112	113	115	117
97	97	102	104	104	104	102	102	104	106	106	100	101	110	109	105	108	110	109	107	109	114	111	115
96	97	99	102	103	103	102	104	104	104	105	102	102	109	107	104	109	109	107	112	114	113	112	116
96	97	97	101	103	103	104	104	102	104	105	104	104	107	105	105	106	109	110	114	116	114	114	116
100	99	99	103	105	104	103	101	103	104	105	105	107	105	104	105	105	110	113	112	115	113	113	114
100	99	98	103	105	104	104	104	105	106	106	106	108	108	107	107	108	110	111	111	111	113	110	111
99	99	99	104	104	104	106	105	106	107	108	109	110	110	108	108	110	112	110	110	109	111	111	112
100	100	102	105	105	104	105	105	106	108	111	111	112	109	105	105	109	113	114	110	108	108	110	112
104	105	104	107	108	107	108	109	111	110	109	112	113	107	106	108	109	111	111	108	107	111	110	109
108	110	107	111	113	113	112	113	117	113	108	112	113	108	109	112	109	107	106	105	109	114	109	105
106	109	110	113	115	114	112	114	117	113	109	117	116	108	107	110	110	108	107	108	110	109	107	105
106	107	113	116	116	114	113	116	119	115	113	117	116	109	105	105	108	107	106	107	107	106	108	108
111	111	115	119	117	114	118	122	121	119	115	116	114	108	108	105	103	102	103	106	107	104	107	110

Figure 4.7 : Segmentation régulière des lignes d’une petite partie de la matrice de la fig 4.1.

4.4.4 Reconstruction de l’image en appliquant un bruit blanc Gaussien stationnaire

Chaque intervalle de la matrice d’image possède une moyenne \hat{m}_{in} et un écart type $\hat{\sigma}_{in}$ peut être décrit par un modèle mathématique. Nous utilisons le modèle de bruit blanc Gaussien pour représenter les petits intervalles de chaque ligne de la matrice de l’image satellitaire. Ce bruit Gaussien stationnaire est considéré comme un cas particulier du processus aléatoire. Pour reconstruire ces intervalles par une réalisation Gaussienne, on utilise l’expression suivante :

$$IN_{gaussien} = \hat{\sigma}_{in} \cdot Rand(1, L) + \hat{m}_{in} \quad (4.12)$$

D’après l’expression (4.12), chaque intervalle est considéré comme Gaussien ou approximativement Gaussien. Car, plus l’intervalle est grand, plus on obtient une bonne représentation du modèle. Cependant, la qualité de l’image reconstruite ne reste pas la même. Pour cela, nous avons divisé chaque ligne de la matrice de l’image à des petits intervalles stationnaire.

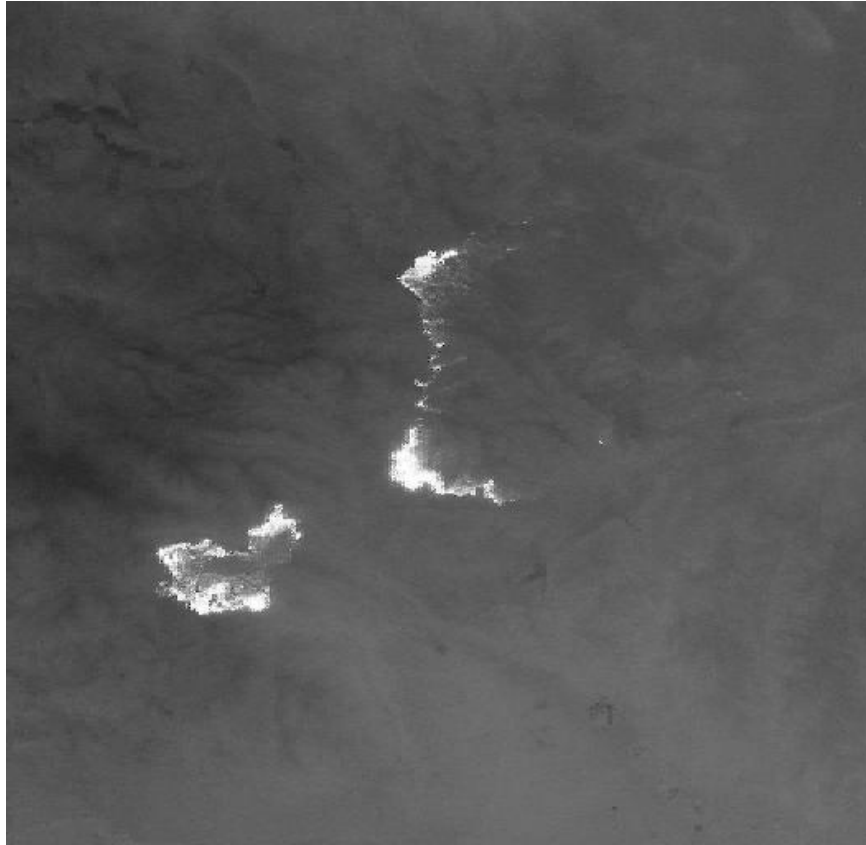


Figure 4.8 : L'image de la fig 4.1 reconstruite par le modèle de bruit blanc Gaussien.

L'image satellitaire est représentée sur la figure 4.1, son image reconstruite correspondante en ajoutant un bruit blanc Gaussien dans la figure 4.8. Le graphe de la figure 4.9 montre la qualité de l'image reconstruite, nous avons tracé trois lignes quelconques de l'image originale figure 4.1 et leurs versions reconstruites correspondant à la figure 4.8. Une fois le modèle Gaussien adéquat de l'image originale a été obtenu en déterminant l'écart type et la moyenne pour chaque intervalle. Ces paramètres, qui caractérisent l'image, seront utilisés pour le calcul de la **DSP** ou bien la variance de chaque intervalle par rapport à la moyenne totale de l'image.

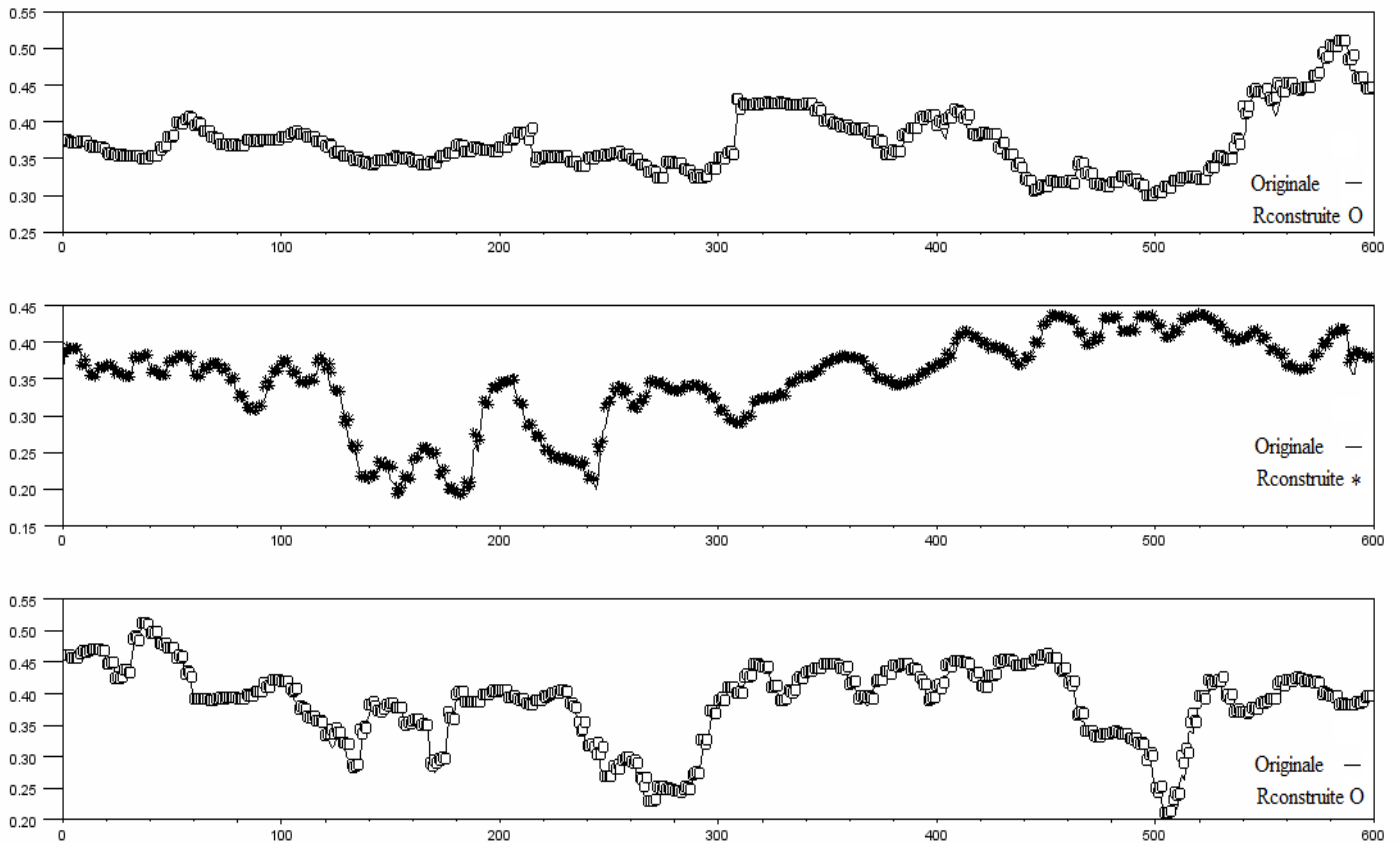


Figure 4.9 : Représentation de trois lignes quelconques (3, 250 et 500) afin de montrer la qualité de la modélisation ; les lignes originales et les lignes reconstruites.

Dans notre cas, l'image est modélisée par le modèle Gaussien. Il est possible de considérer le fond de l'image comme une réalisation Gaussienne et qui est un ensemble de pixels très majoritaire [3,4], et par conséquent, une valeur de pixel, suffisamment dévié de la valeur moyenne d'image, peut être considérée comme un événement rare. Cette valeur moyenne de la matrice est considérée comme le seuil d'intensité de chaque pixel qui se comporte comme un événement rare. Deux pixels symétriques (chauds et froids) par rapport à la moyenne d'image n'ont pas la même intensité. Cependant, ils ont la même probabilité Gaussienne (même distance). Il est donc important de fixer un seuil, en dessous de laquelle tous les pixels sont considérés comme égaux à la valeur moyenne \hat{M} , afin de filtrer (éliminer) les zones froides et d'éviter les fausses alarmes. Au lieu de calculer la moyenne et l'écart type pour chaque segment en utilisant les équations (4.10) et (4.11), nous calculons la valeur moyenne de l'image en utilisant l'expression (4.13). Ensuite, on calcule l'écart type par rapport à cette dernière par l'expression (4.14) :

$$\hat{M} = \frac{1}{\mathbf{I}\mathbf{J}} \sum_{i=1}^{\mathbf{I}} \sum_{j=1}^{\mathbf{J}} x(i, j) \tag{4.13}$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{\mathbf{I}\mathbf{J}} \sum_{i=1}^{\mathbf{I}} \sum_{j=1}^{\mathbf{J}} (x(i, j) - \hat{M})^2} \tag{4.14}$$

Où $x(i, j)$ désigne l'intensité des pixels (i, j) .

Après avoir calculé la moyenne et l'écart type totale de l'image. La variance pour chaque segment par rapport à \hat{M} est obtenue en utilisant l'expression suivante :

$$\hat{\sigma}_{in}^2 = \frac{1}{L} \sum_{k=I-L}^{I-1} (x_{in}(k) - \hat{M})^2 \tag{4.15}$$

Nous avons enregistré les résultats de l'expression (4.15) dans une matrice et qui est donnée par l'expression suivante :

$$\hat{\sigma}_{in}^2 = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{11}^2 & \hat{\sigma}_{12}^2 & \hat{\sigma}_{13}^2 & \dots & \hat{\sigma}_{1N}^2 \\ \hat{\sigma}_{21}^2 & \hat{\sigma}_{22}^2 & \hat{\sigma}_{23}^2 & \dots & \hat{\sigma}_{2N}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hat{\sigma}_{I1}^2 & \hat{\sigma}_{I2}^2 & \hat{\sigma}_{I3}^2 & \dots & \hat{\sigma}_{IN}^2 \end{bmatrix} \tag{4.16}$$

4.4.5 Seuillage

Pour une bonne détection des incendies, nous avons fixé deux seuils, le premier pour éliminer les zones froides et le second pour déterminer le feu. Pour une distribution Gaussienne, les pixels froids et les pixels chauds sont considérés comme des évènements rares. C'est-à-dire, leurs variances sont plus grandes que celle du fond de l'image. Pour éliminer les pixels froids ou bien, la partie de gauche d'une distribution gaussienne, nous avons considéré que tout pixel dont l'intensité est inférieure à la valeur moyenne de l'image est remplacé par cette dernière \hat{M} . Donc, on calcule juste la variance de la partie de droite d'une distribution normale. Pour déterminer les zones du feu qui se situent dans cette partie, nous avons fixé un seuil de décision qui est totalement automatique. La variance calculée pour chaque intervalle sera comparée avec l'écart type de l'image totale, donc, les variances qui dépassent la valeur de σ sont celles des pixels du feu.

4.4.6 Résultats

Après avoir calculé la **DSP** de chaque segment et les enregistrer dans une matrice, nous avons converti cette dernière en image afin de pouvoir visualiser les zones du feu dans l'image figure 4.10.



Figure 4.10 : La matrice de la **DSP** convertie en image.

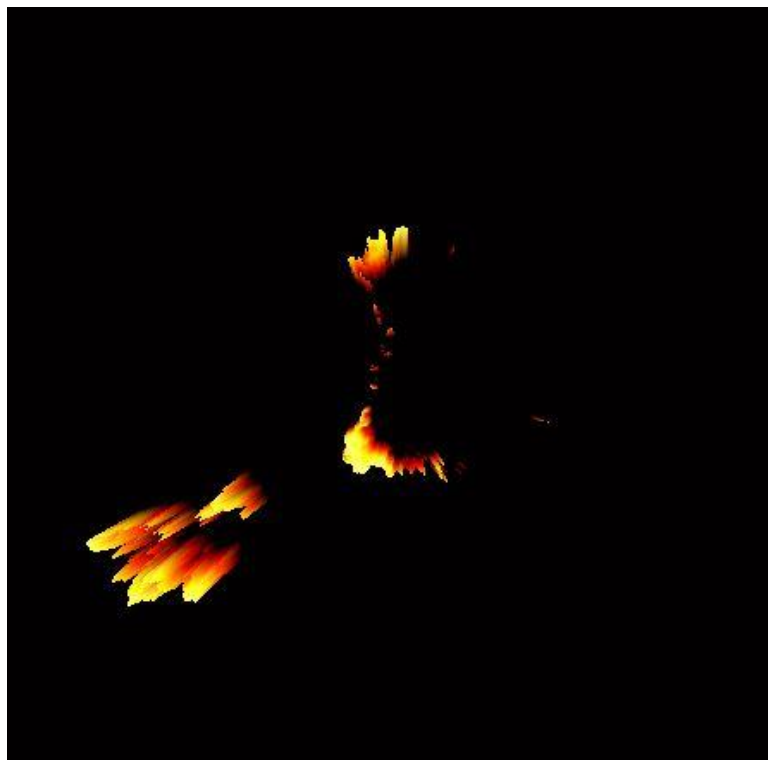


Figure 4.11 : L'image de la **DSP** en trois dimensions (3D) afin de voir l'intensité des pixels du feu.

4.4.7 Commentaires

Dans cette méthode, pour faciliter la détection d'incendies, nous avons représenté l'image de la **DSP** figure 4.10, et en trois dimensions comme le montre la figure 4.11. Cette procédure permet une bonne observation, les feux apparaissent de façon très claire (rouge et jaune) et le reste de l'arrière-plan reste sombre. En comparant l'image réelle figure 4.1 à celle de la **DSP**, nous pouvons dire que l'avantage d'utiliser la **DSP** pour la détection d'incendie est de pouvoir facilement identifier les feux précoces dans le fond sombre de l'image, tandis qu'ils sont légèrement confus et difficiles de les distinguer du fond de l'image réelle. Les deux images ; l'image satellitaire réelle et l'image **DSP** peuvent, en outre, être utilisées pour réduire la probabilité de fausse alarme [85].

4.4.8 Conclusion

Nous avons estimé les densités spectrales de puissance **DSP** des bruits blancs Gaussiens représentant l'image satellitaire et les a présentées sous forme d'image, de sorte que les événements rares appariassent avec une grande intensité. Cette méthode de détection des feux permet aussi de déterminer l'intensité des différentes parties des feux.

Pour une détection précoce des feux de forêt. Nous avons montré que l'image de la **DSP** peut être un bon support pour l'observation directe de l'image satellitaire pour surveiller une forêt ou une zone d'intérêt dans une forêt.

4.5 Détection des feux de forêts en utilisant la probabilité d'appartenance d'un évènement rare pour une réalisation Gaussienne

Avant de commencer la description de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance d'un évènement rare à une réalisation Gaussienne, nous allons présenter le travail de Lafarge [3, 4] qui a été un travail de base pour nous, ils ont proposé une méthode de détection des feux de forêts à partir d'images thermiques moyennes résolution, sa seule contrainte réside dans l'hypothèse suivante : les feux doivent être des évènements rares dans l'image. Cette méthode est fondée sur la théorie des champs aléatoires, ils ont modélisé les images par des champs Gaussiens, les zones de feux sont considérées comme des éléments étrangers à ce champ. Ensuite par une analyse statistique, ils ont déterminé par un jeu de probabilités, pour une zone donnée de l'image, un degré d'appartenance au champ Gaussien.

4.5.1 La méthode proposée par Lafarge (Résultats et discussions)

Dans un premier temps, Lafarge et al. (2007 a, b) [3, 4] ont modélisé l'image par des champs Gaussiens. Ensuite, ils ont effectué un test de normalité sur la distribution des pixels de l'image afin d'avoir un degré de certitude quant au bon fonctionnement des prétraitements.

Les prétraitements effectués sur l'image sont comme suit :

- Distribution uni-modale en utilisant l'algorithme (k-moyenne) itérées afin de séparer l'image en deux classes en gardant la classe de moyenne d'intensité la plus élevée.
- Régularisation de la classe obtenue.
- Spécification d'histogramme.

Les prétraitements effectués n'ont pas affecté le caractère « anormal » de ces pixels relativement au reste de l'image. Ainsi, il est possible de considérer l'image comme l'union d'un champ Gaussien et d'un ensemble étranger à ce champ. Les feux de forêt sont, eux, représentés par des ensembles de pixels de taille relativement petite par rapport aux dimensions de l'image ; ils sont surtout très rares.

Dans ce cas, les résultats de la théorie des champs Gaussiens, et particulièrement ont utilisé des formules afin d'établir des lois probabilistes sur l'appartenance d'un «cluster» à un champ Gaussien. Ils ont fourni dans un premier temps, la probabilité d'appartenance d'un « cluster » à un champ Gaussien qui représente la probabilité d'occurrence d'un «cluster» pris à

un certain seuil, dans une réalisation d'un champ Gaussien. Si un ensemble de pixels appartient au fond de l'image ou, appartient à l'ensemble des pixels représentant les feux de forêt. Et dans un second temps, ils ont fourni une estimation de la probabilité d'appartenance d'un « cluster » à une réalisation d'un champ Gaussien en fonction de la surface du cluster.

4.5.1.2 Résultats obtenus par la méthode de Lafarge

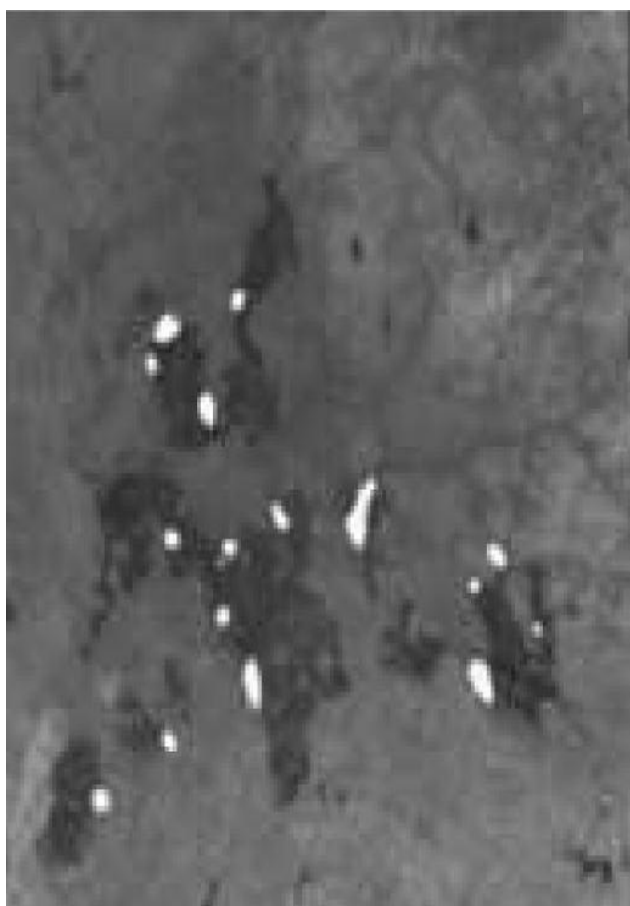


Figure 4.12 : Vérité de terrain associée

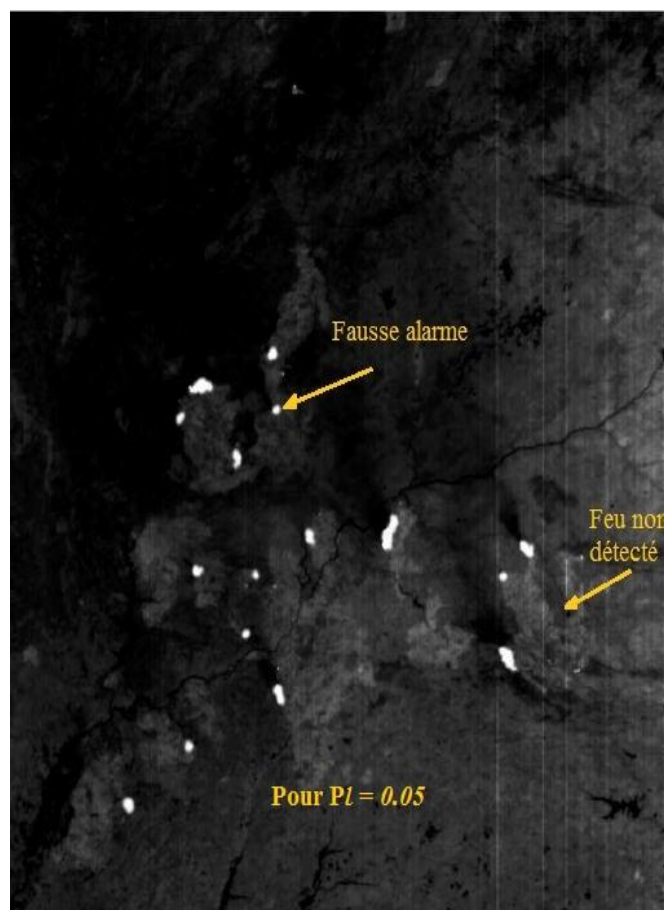


Figure 4.13 : Extrait du résultat obtenu sur l'image BIRD de la fig 4.12 (300 mètres de résolution) du 04/05/2003 en canal thermique.

Le taux de détection des feux est supérieur à 85 % et le taux de fausses alarmes est quasiment nul pour une probabilité limite de 0,01, les « clusters » acceptés avec une probabilité limite de 0,05 sont représentés en blanc. 16 feux répartis dans le centre du Portugal figure 4.12. Sur ces 16 feux, l'algorithme a détecté 15 (14 feux détectés avec $p_l = 0,01$ + 1 feu détecté avec $p_l = 0,05$). Par ailleurs, l'algorithme a détecté un feu qui n'existe pas sur la vérité de terrain figure 4.13.

4.5.2 Algorithme de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance

Dans cette méthode, nous détectons le feu à partir de deux images, l'image de la figure 4.1 et la même image, mais cette fois-ci sans feu figure 4.14. La méthode proposée est décrite comme suit :

- 1) Segmenter chaque ligne de la matrice de l'image sans feu à des petits intervalles stationnaires, ensuite calculer la moyenne et l'écart type de chaque intervalle afin de les reconstruire par une réalisation Gaussienne.
- 2) Déterminer la valeur moyenne \hat{M} de l'ensemble de la matrice de l'image sans feu figure 4.15.
- 3) Calculer la variance de chaque intervalle pour l'image sans feu par rapport à la moyenne de l'image \hat{M} .
- 4) Quand un incendie aura lieu dans cette zone figure 4.1, diviser cette dernière en petites intervalles en gardant le même nombre d'intervalles que celle de l'image sans feu. Ensuite, utilisez ces paramètres Gaussiens précédemment estimés de l'image sans feu afin de calculer l'inverse de la probabilité d'appartenance de chaque intervalle d'appartenir à cette région d'intérêt avec un feu.
- 5) Considérons un pixel avec une intensité inférieure à 70 % de l'intensité maximale de niveau de gris est égale à \hat{M} afin d'éviter les fausses alarmes.
- 6) Disposez l'inverse de probabilité de chaque intervalle sous forme de matrice, ensuite convertir cette dernière en image va permettre une détection précoce des feux de forêts.
- 7) Résultats.

On trouve ci-dessous l'organigramme qui explique le fonctionnement de notre programme :

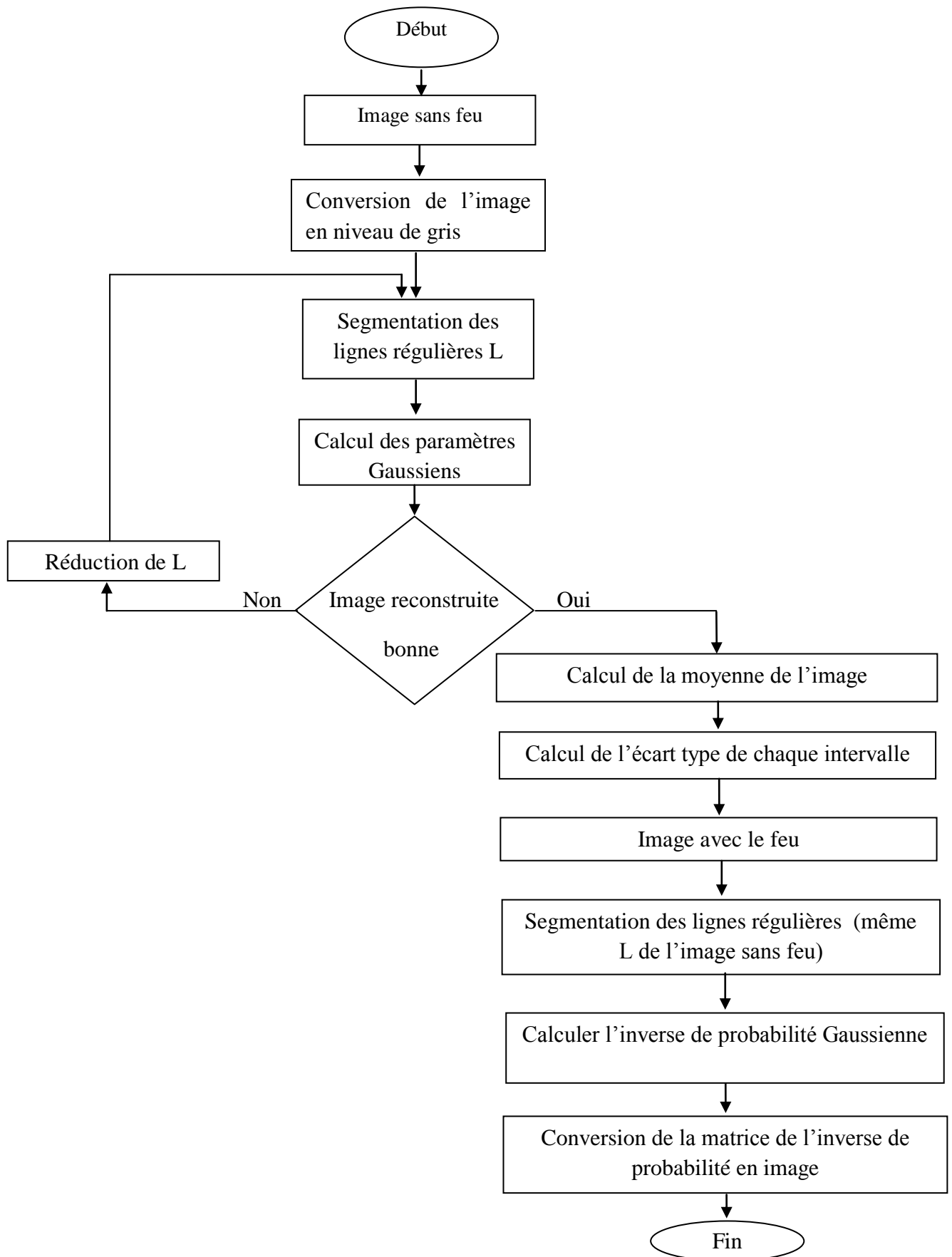


Figure 4.14 : L'organigramme de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance.

4.5.3 Simulation de l'image sans feu à partir de l'image originale

Pour les images satellitaires **IRT**, les images Landsat TM (Thematic Mapper) et ETM sont libres d'accès (quelques très rares images ETM de nuit qui existent), sinon les images du Capteur ASTER « Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer », mais, sont coûteuses.

En raison de la non-disponibilité des images thermique, on était obligé de simuler une image sans feu à partir de l'image originale de la figure 4.1, donc nous avons remplacé les pixels du feu par la moyenne de l'image \hat{M} équation (4.13). Ensuite, l'ajout d'un bruit blanc Gaussien à cette dernière permet à la forêt d'être homogène et l'image se comporte comme une image sans feu originale comme le montre la figure 4.15.

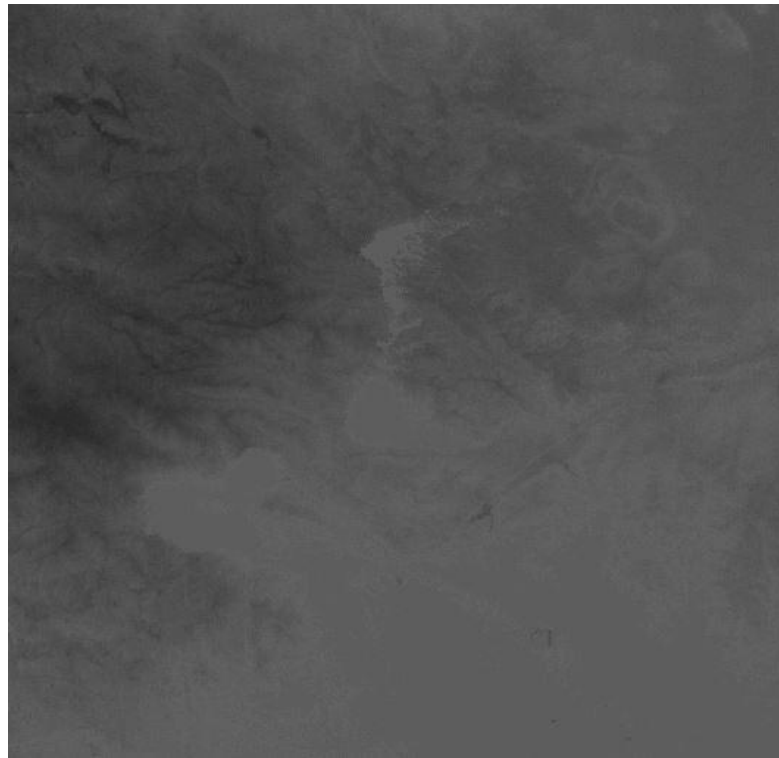


Figure 4.15 : Image satellitaire réelle de la forêt sans feux (image simulée à partir de l'image de la fig 4.1).

Nous allons modéliser l'image sans feu par un bruit blanc Gaussien qui est décrit dans la méthode de la DSP en segmentant l'image à des petits intervalles stationnaires. Au premier lieu, nous avons choisi une longueur quelconque pour chaque segment, puis, nous avons déterminé la moyenne et la variance de chaque segment. Pour reconstruire l'image, nous avons choisi un modèle Gaussien pour chaque intervalle, si la reconstruction n'est pas parfaite, nous réduisons progressivement la longueur des segments jusqu'à ce que la

reconstruction de l'image soit acceptable, ainsi tous les segments seront Gaussiens. Donc, quand un incendie aura lieu au même endroit de l'image sans feu, nous segmentons cette dernière en gardant le même nombre d'intervalles, ensuite, on utilise les paramètres Gaussiennes estimés précédemment de l'image sans feu pour calculer la probabilité de chaque intervalle d'appartenir à l'image sans feu. Puisqu'un début d'un feu est considéré comme un événement rare dans une forêt, sa probabilité est généralement inférieure à celle du fond de l'image satellitaire d'une forêt. Par conséquent, un événement rare tel qu'un feu dans une grande forêt doit avoir une très petite valeur de probabilité d'appartenir à cette forêt. En se basant sur ce concept (idée) nous avons calculé les probabilités des segments de l'image avec le feu dont la matrice X (avec $I = 1200$ lignes et $J = NL = 1200$ colonnes) est donnée par l'expression (4.17) ci-dessous. Nous avons obtenu une matrice des probabilités des segments dans laquelle les valeurs de probabilités des feux sont très petites. Pour cela, si nous inversons ces résultats, nous obtenons une matrice des inverses de probabilités. Dans cette matrice, ce sont les feux qui sont représentés par des grandes valeurs et donc pour mieux les observer, nous avons représenté la matrice des inverses des probabilités par une image qui est illustrée dans la figure 4.17 et en trois dimensions dans la figure 4.18

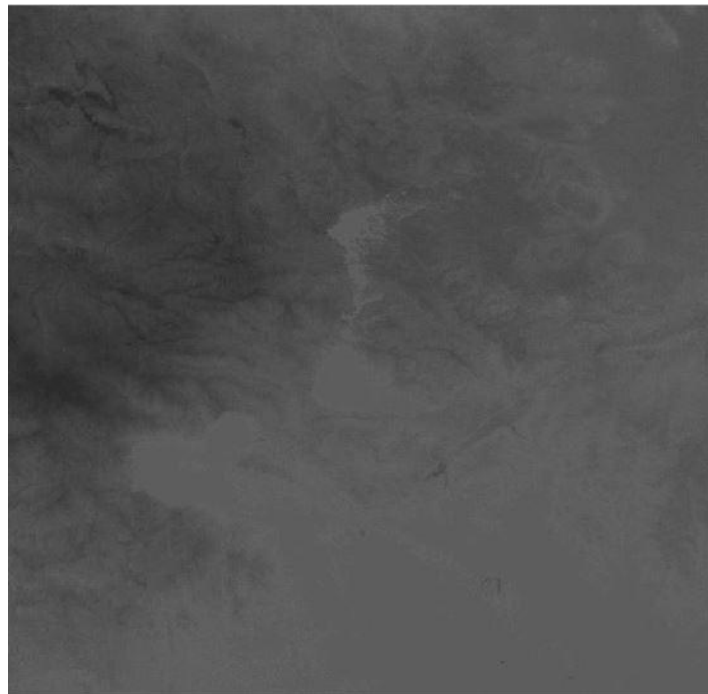


Figure 4.16 : L'image de la fig 4.15 sans feu reconstruite par le modèle Gaussien.

² L'image sans feux de la fig 4.15 a été simulée à partir de l'image originale de la fig 4.1

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \underbrace{x_1(0) \ x_1(1) \dots x_1(L-1) \dots x_1(N.L-1)}_{L \text{ samples}} \\ x_2(0) \ x_2(1) \dots x_2(N.L-1) \\ \dots \\ x_I(0) \ x_I(1) \dots x_I(N.L-1) \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

4.5.4 Calcul de l'inverse de probabilité d'appartenance

La densité de probabilité Gaussienne de chaque intervalle avec des échantillons statistiquement indépendants est donnée par l'expression suivante, qui est, en général, appliquée aux variables aléatoires Gaussiennes et statistiquement indépendantes :

$$p_{in} (x_i(I-L), \dots, x_i(I-1), \sigma_{in}, M) = \left(\frac{1}{\sigma_{in} \sqrt{2\pi}} \right)^L \prod_{k=I-L}^{I-1} \exp \left(-\frac{(x_i(k) - M)^2}{2 \sigma_{in}^2} \right) \quad (4.18)$$

Où $x_i(k)$ représente le $i^{\text{ème}}$ intervalle de chaque ligne de l'image avec le feu, M et σ_{in}^2 sont respectivement la valeur moyenne de l'image et la variance de chaque intervalle, qui sont déjà, estimée à partir de l'image sans feu en utilisant les expressions (4.13) et (4.15). On calcule la probabilité p_{in} de chaque intervalle de l'image du feu d'appartenir à l'image sans feu. Les intervalles qui ont une grande probabilité sont des intervalles qui font partie de l'image sans feu, contrairement aux intervalles qui ont une probabilité faible. Ainsi, au lieu de calculer la probabilité, nous avons plutôt calculé son inverse $\frac{1}{p_{in}}$ en utilisant l'équation (4.19)

de la probabilité d'appartenance de chaque intervalle p_{in} , et les ranger sous forme de matrice comme les intervalles correspondants de la matrice d'images avec les feux, de la manière suivante :

$$\frac{1}{\mathbf{P}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{p_{11}} & \frac{1}{p_{12}} & \frac{1}{p_{13}} & \dots & \frac{1}{p_{1N}} \\ \frac{1}{p_{21}} & \frac{1}{p_{22}} & \frac{1}{p_{23}} & \dots & \frac{1}{p_{2N}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{1}{p_{I1}} & \frac{1}{p_{I2}} & \frac{1}{p_{I3}} & \dots & \frac{1}{p_{IN}} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

Les pixels qui représentent les zones froides sont aussi considérés comme des événements rares. Donc, ils sont loin de la valeur moyenne de l'image. Il est inutile de calculer leurs probabilités. À cet effet, nous avons fixé un seuil de 70 % de niveau de gris maximal afin d'éliminer les zones froides et qui sont loin d'être des feux de forêts.

4.5.5 Résultats



Figure 4.17 : L'image de l'inverse de la probabilité de l'appartenance.



Figure 4.18 : L'image de l'inverse de la probabilité de d'appartenance en trois dimensions. (3D).

4.5.6 Commentaires

Cette technique, pour visualiser la détection précoce des incendies de forêt, permet aux inverses des plus petites valeurs des probabilités d'apparaître avec une grande intensité d'après l'image figure 4.17 de la matrice des inverses des probabilités, et en trois dimensions figure 4.18. L'image 3D nous permet de voir de façon très claire les plus petits feux détectés. La bonne qualité d'image reconstruite, obtenue dans la figure 4.8 avec des intervalles de chaque ligne de la matrice après de nombreux essais, indique que l'inverse de la probabilité montré dans la figure 4.17 est plus précis, et donc il a, environ, la même distribution d'intensité spatiale que l'image réelle dans la figure 4.1. Cette précision peut être, en outre, validée par l'erreur quadratique moyenne (MSE) des résultats entre les lignes originales et les lignes reconstruites. Les valeurs MSE sont respectivement 0.5×10^{-4} , 0.8×10^{-4} et 10^{-4} pour les lignes 3, 250 et 500. La figure 4.9 montre que ces trois lignes reconstruites et leurs versions originales correspondantes, sont presque déconcertées (confondues), indiquant que le modèle Gaussien avec les paramètres estimés précédemment est adéquat. Un des avantages de notre méthode est au lieu de restaurer l'image entière (1200X1200) sans feu, nous restaurons seulement 301 valeurs, $N = 300$ (la variance de chaque intervalle par rapport à M) et M (la valeur moyenne de l'image sans feu). Cette procédure permet seulement aux

feux apparaître dans la figure 4.17, et le reste du fond de l'image reste sombre. La figure 4.17 présente, par conséquent, le rôle d'un filtre. En effet, en comparant l'image réelle du feu figure 4.1 à celle de la probabilité d'appartenance figure 4.17, nous pouvons dire que l'avantage d'utiliser l'inverse de la probabilité d'appartenance pour la détection d'incendie est qu'il est plus facile d'identifier les feux précoces dans le fond sombre comme il est indiqué par la petite tâche sur la droite de l'image figure 4.17, tandis qu'elle est légèrement confuse et difficile à la distinguer du fond de l'image réelle figure 4.1.

4.5.7 Conclusion

Les images satellitaires de haute résolution comme LANDSAT et ASTER ont une résolution spatiale de plus de 20 mètres. Ces images ont une couverture élargie et une fréquence d'enregistrement plus élevée, très pratique pour le suivi d'événements. L'avantage d'utiliser une image de haute résolution est de permettre une détection précoce du feu. La taille du plus petit feu qu'il a été possible de détecter à l'aide de notre algorithme au cours de cette étude a été de moins d'un hectare. Il est représenté par deux pixels avec une résolution de 60 mètres. Donc, $3600 \times 2 = 7200 \text{ m}^2$ (0.72 hectare). Ce résultat peut être comparé à ceux obtenus par des études antérieures dont celles de Dozier [86] et de Kennedy [87]. Cependant, une étude de Zherebtsov [88] mentionne qu'il est possible de détecter des feux dont la superficie est de 0,01 hectare. Le taux de fausses alarmes pour cette méthode est quasiment nul. Mais, il est possible que le seuil d'identification des feux utilisé pour cette étude ait fait en sorte que certains feux ne soient pas détectés [1]. Les deux images ; l'image réelle fournie par satellite et l'image de l'inverse de probabilité d'appartenance peuvent être, en outre, servir à réduire la probabilité de fausse alarme.

Cette technique peut être aussi appliquée à la détection des éruptions volcaniques, et à titre d'exemple, on abordera dans l'exemple suivant le cas du volcan du Mont Usu.

4.5.7 Exemple d'applications de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance aux images volcaniques

Les volcans rejettent des gaz chauds et parfois toxiques, des cendres, de la lave et des morceaux de rochers qui sont autant de menaces. Avant l'arrivée de l'homme, les feux de forêts étaient souvent causés par la foudre ou les éruptions volcaniques [89].



Figure 4.19 : Image satellitaire IRT de l'éruption du Mont Usu volcan à Hokkaido, au Japon. fourni par le satellite Terra de la Nasa, capteur ASTER. Disponible à : [90].

La méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance que nous avons proposée peut être, aussi appliquée à des images volcaniques [91]. Il existe assez bien de volcans dans des régions inhabitées, leurs contrôles sont assez difficiles. Un feu de forêt peut être d'origine naturelle (dû à une éruption volcanique), si par exemple, un volcan est situé dans une région forestière, il peut créer un feu à la suite de son activité.

Pour détecter les éruptions volcaniques, notre algorithme est appliqué seulement sur l'image thermique, un exemple, du volcan du Mont. Usu à Hokkaido, au Japon Figure 4.19 fourni par le satellite Terra de la Nasa, capteur ASTER le 3 avril, 2000 à 21h:53 min. L'image captée couvre une superficie de 60 X 60 km avec une résolution spatiale de 90 mètres et une résolution spectrale dans la bande thermique 8,125 - 11.65 μm .

³ Le volcan Usu à Hokkaido fig 4.19 est l'un des volcans les plus connus au Japon. Le vendredi 31 Mars 2000 Usu est entré en éruption sur le flanc nord-ouest, plus de 11.000 personnes ont été évacuées par hélicoptère, camion et bateau, la cendre qui a été vomie a atteint les 2700 mètres dans le ciel et est tombé à manteau villes environnantes avec de la cendre

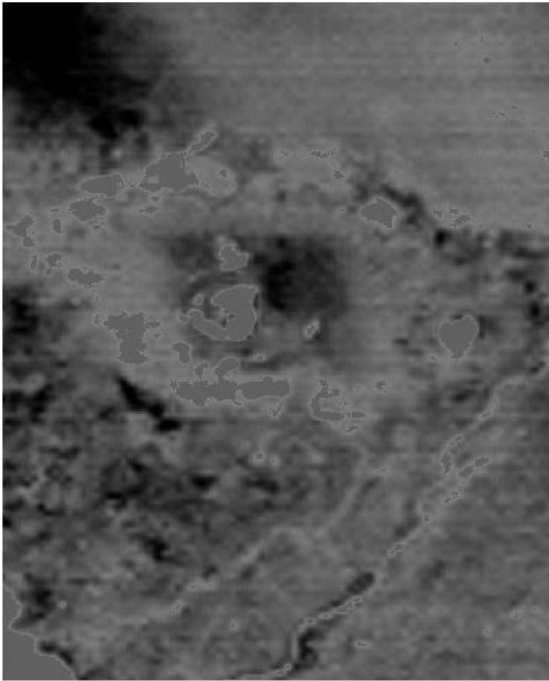


Figure 4.20 : Image satellitaire réelle avant l'explosion (image simulée à partir de l'image de la fig 4.19).

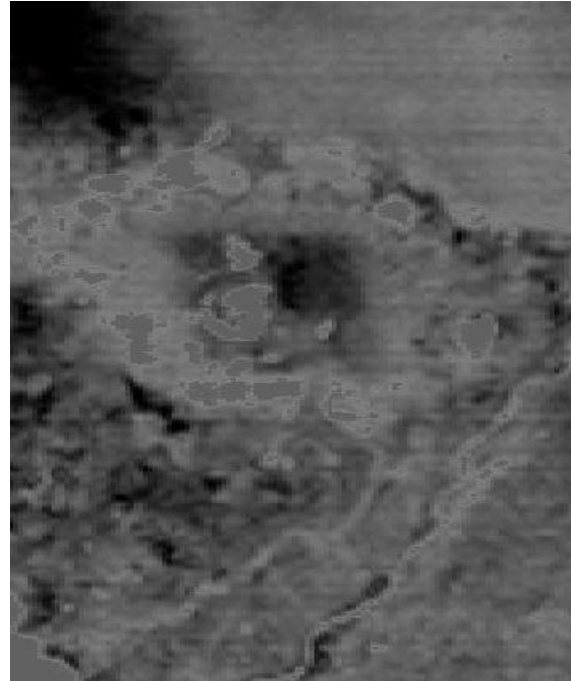


Figure 4.21 : L'image de la fig 4.20 reconstruite par le modèle Gaussien.



Figure 4.22 : L'image de l'inverse de la probabilité d'appartenance.



Figure 4.23 : L'image de l'inverse de la d'appartenance en trois dimensions.(3D).

4.6 Amélioration de la méthode de la probabilité d'appartenance d'un évènement rare pour une réalisation Gaussienne

Le travail proposé dans cette partie est une amélioration de la méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance.

4.6.1 Algorithme de la méthode proposée

Dans ce travail, nous améliorons la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance. La méthode proposée est toujours fondée sur le modèle Gaussien en utilisant l'image de l'inverse de probabilité d'appartenance. La seule contrainte réside dans l'hypothèse suivante : les feux doivent être des évènements rares dans l'image. Pour ce faire, nous cherchons à modéliser dans un premier temps l'image par un bruit blanc Gaussien, ce dernier est un ensemble de pixels très majoritaire, que nous pouvons considérer comme le fond de l'image [3,4]. Les pixels de fortes intensités sont considérés comme des éléments étrangers au modèle Gaussien, ce sont des évènements rares. Ensuite, par une analyse statistique, on calcule la probabilité pour une zone donnée de l'image modélisée, pour avoir le degré d'appartenance au modèle Gaussien parfait de l'image.

La méthode est décrite comme suite :

- 1) Prétraitement.
 - Éliminer les zones froides.
 - Déterminer le seuil de modélisation en utilisant l'algorithme des (K-moyennes) itérées.
- 2) Modélisation de l'image par le bruit blanc Gaussien.
- 3) Tester la normalité de la distribution de ces intervalles de l'image en utilisant le test KS (Kolmogorov-Smirnov).
- 4) Créer le modèle Gaussien parfait de l'image.
- 5) Calcul de l'inverse de la probabilité d'appartenance de chaque intervalle de l'image modélisée d'appartenir au modèle Gaussien parfait (modèle théorique).
- 6) Disposez l'inverse de probabilité d'appartenance de chaque intervalle sous forme de matrice. Ensuite, convertir cette dernière en image (image binaire) qui va permettre une détection précoce des feux de forêts.
- 7) Résultats

On trouve ci-dessous l'organigramme qui explique le fonctionnement de notre algorithme :

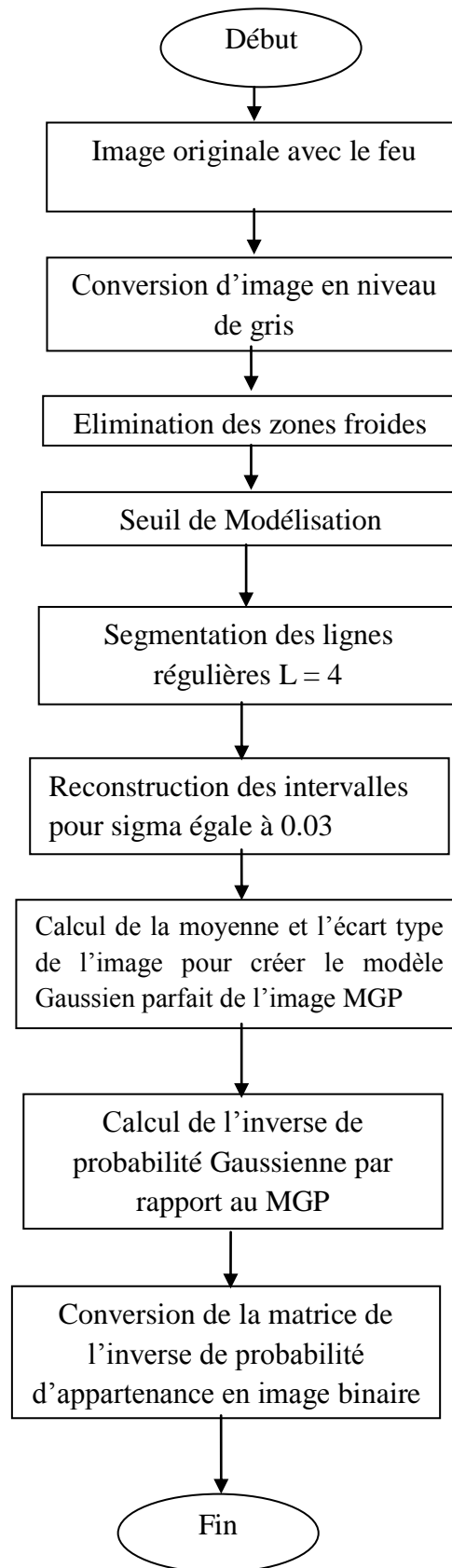


Figure 4.24 : L'organigramme de la méthode de l'inverse de probabilité d'appartenance améliorée.

4.6.2 Prétraitement

L'étude réalisée dans cette partie s'appuie sur le modèle Gaussien. Pour que nous puissions utiliser les images **IRT** des feux, ils doivent pouvoir être modélisés par un modèle Gaussien [3,4]. Nous allons donc appliquer quelques prétraitements afin que ces images aient vers une distribution normale.

4.6.2.1 Éliminer les zones froides

Les images **IRT** satellitaires sont généralement constituées de trois classes, la première classe représente les zones froides, cette dernière est caractérisée par une intensité faible (mer, lac, neige..), la deuxième classe est caractérisée par une intensité moyenne et qui représente le fond de l'image (forêts, terre,...), la troisième classe représente les zones qui possèdent une intensité élevée et qui doivent être des événements rares dans l'image (le feu).

Pour que les images thermiques puissent être modélisées par une réalisation gaussienne, la distribution des pixels doit être uni-modale. La première étape consiste à éliminer les zones froides.

4.5.2.1.1 Comment et pourquoi éliminer les zones froides

Sans éliminer cette classe, on ne peut pas fixer le seuil de la modélisation de la deuxième partie des prétraitements. Donc, l'image ne peut pas être modélisée par une réalisation Gaussienne. Pour cela nous avons fixé un seuil afin d'éliminer cette classe qui empêche l'image d'être modélisée. Nous avons calculé la moyenne et l'écart type de l'image de la figure 4.1 en utilisant les expressions (4.13) et (4.14).

Tout pixel dont la valeur est inférieure à l'écart type de l'image $\hat{\sigma}$ sera rendue égale à la moyenne de l'image \hat{M} . Le seuil pour éliminer cette classe est totalement automatique, chaque image a son propre seuil.

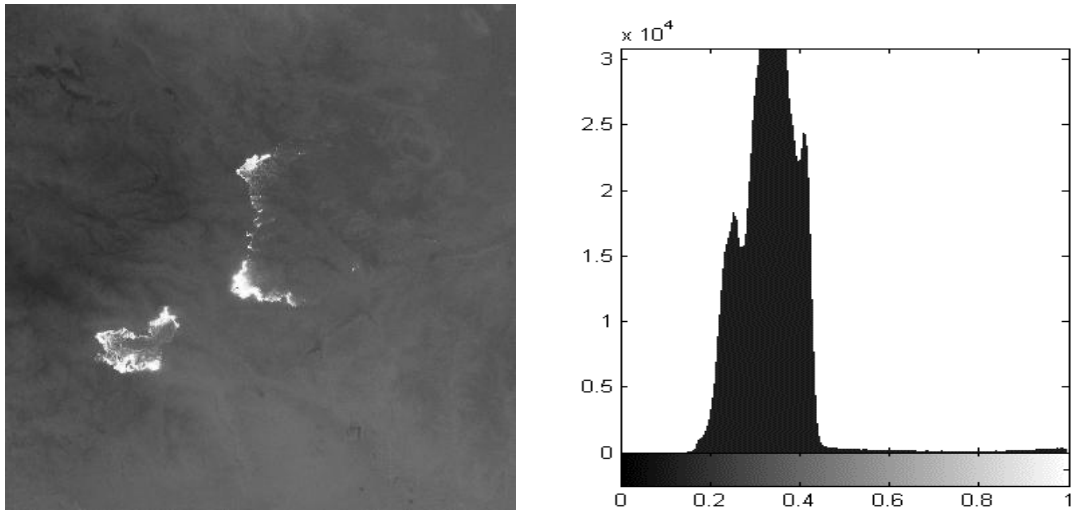


Figure 4.25 : L'image originale de la fig 4.1 et son histogramme.

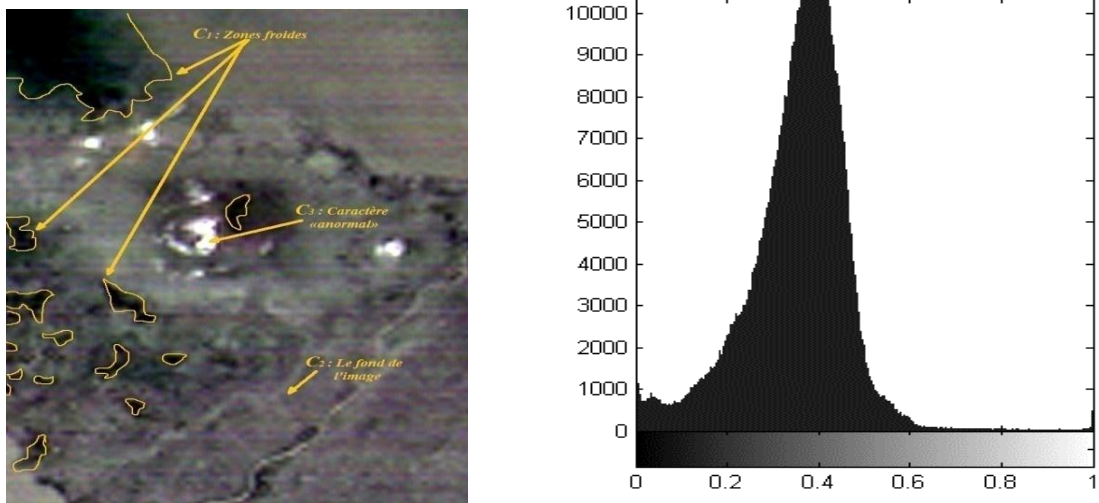


Figure 4.26 : L'image volcanique de la fig 4.19 et son histogramme.

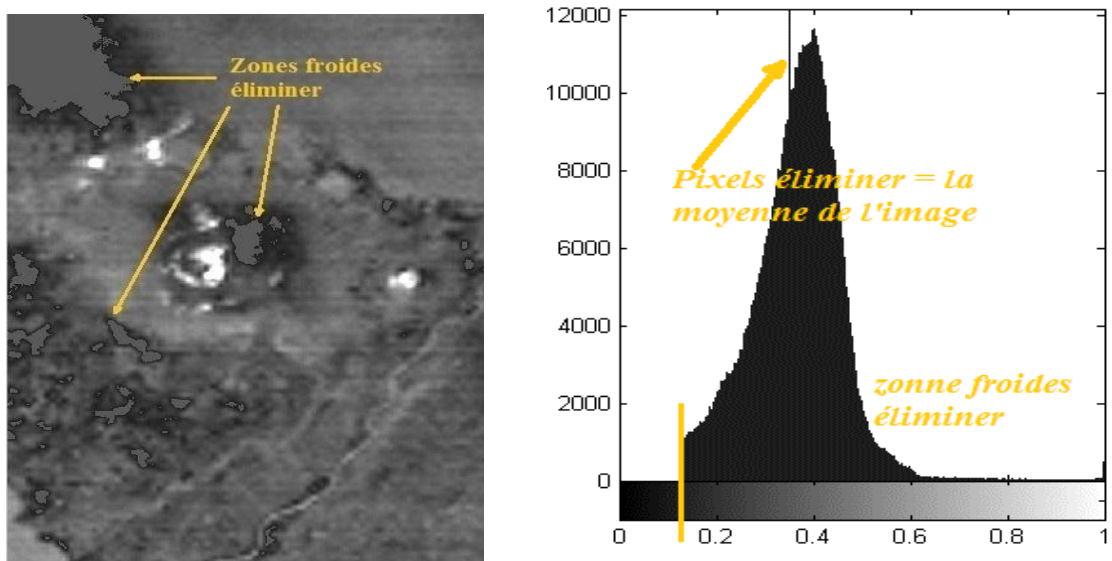


Figure 4.27 : L'image de la fig 4.19 et son histogramme après l'élimination des zones froides.

4.6.2.2 Déterminer le seuil de modélisation en utilisant l'algorithme des (K-moyennes) itérées.

Pour caractériser l'image par un modèle mathématique (modèle Gaussien), 99% des échantillons (pixels de l'image) doivent être modélisés par ce dernier en respectant la condition que les feux doivent être des événements rares dans l'image. Pour cela, nous avons utilisé l'algorithme des K-moyennes afin de déterminer le seuil de modélisation.

L'algorithme des K-moyennes est un algorithme de classification automatique. À partir d'un nombre de partitions initiales, on cherche à améliorer itérativement le partitionnement. Chaque partition est représentée par un noyau, il y a donc K noyaux. Au cours des itérations, on cherche à minimiser le critère de distance des K noyaux aux clusters que l'on constitue.

Dans notre cas, après avoir éliminé les zones froides, nous utilisons l'algorithme des «K-moyennes » pour séparer l'image à K classes. Pour des informations complémentaires, le lecteur est invité à consulter [92, 93] Plus précisément, nous proposons d'utiliser cet algorithme dans le cas où $K = 2$, pour deux classes, et de manière itérée [3, 4]. Dans ce cas nous souhaitons garder les deux classes de l'image ; classe qui a une forte intensité, et classe qui a une intensité moyenne représentant le fond de l'image.

Le seuil de modélisation au-dessous duquel tout pixel peut être modélisé par le modèle Gaussien, il est estimé par l'expression suivante :

$$Seuil = (MoyC1 + MoyC2)/2 \quad (4.20)$$

MoyC1 Représente la moyenne de la classe un (fond de l'image), la majorité des pixels sont distribués autour de cette classe et **MoyC2** représente la moyenne des événements rares.

En faisant la moyenne des deux classes, on obtient un seuil supérieur à la moyenne du fond de l'image (classe un), ce dernier, va nous permettre de modéliser plus de 99 % des pixels de l'image.

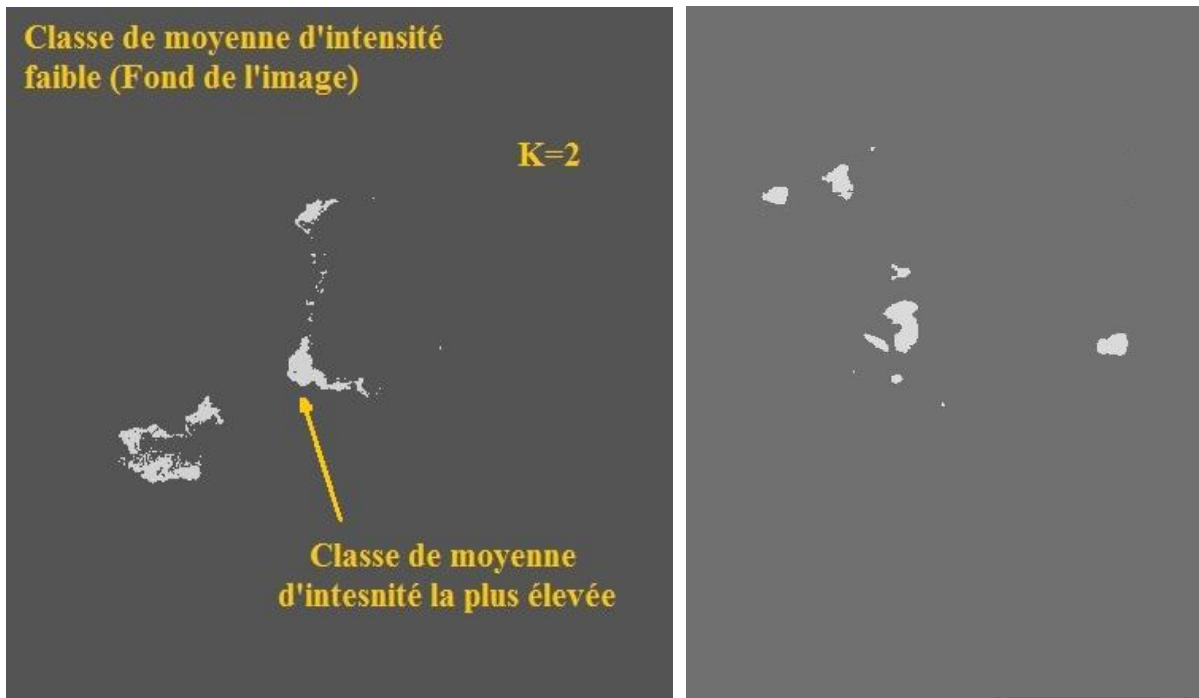


Figure 4.28 : Les deux classes obtenues par l'algorithme des K-moyennes pour la fig 4.25 et la fig 4.27.

4.6.3 Modélisation de l'image par le bruit blanc Gaussien

La modélisation de l'image par le bruit blanc Gaussien est déjà décrite dans la méthode de DSP en segmentant les lignes de l'image à des petits intervalles stationnaires ergodiques. Ensuite, déterminant les paramètres de chaque intervalle. À partir de ces paramètres estimés, on peut approximer ces intervalles au modèle Gaussien. Pour que 99 % des pixels de l'image suivent une loi normale, la valeur de l'écart type $\hat{\sigma}_{in}$ pour chaque intervalle joue un rôle très important. En appliquant le test de KS sur ces petits intervalles, et pour $\hat{\sigma}_{in} = 0.03$, tous les intervalles modélisés deviennent normalement distribués, voir les deux figures ci-dessous.

La formule (4.21) permet à l'image de suivre une loi normale en générant des variables aléatoires Gaussienne de moyenne \hat{m}_{in} et d'écart type $\hat{\sigma}_{in}$:

$$IN_{gaussien} = \hat{\sigma}_{in} \cdot \text{Randn}(1, L) + \hat{m}_{in} \quad (4.21)$$

Où L est la longueur de l'intervalle, \hat{m}_{in} la moyenne pour chaque intervalle calculée par l'expression (4.10) et $\hat{\sigma}_{in} = \text{Cte} = 0.03$.

Pour les deux méthodes précédentes de la DSP et de l'inverse de probabilité d'appartenance, nous avons considéré que la distribution des intervalles est indépendante (bruit Gaussien stationnaire). Donc, l'écart type calculé pour ces intervalles est petit (la variation de l'intervalle est lente), ce dernier ne permet pas de donner une bonne représentation du modèle Gaussien. Par contre, pour $\hat{\sigma}_{in} = 0.03$ va permettre de générer des variables aléatoires suffisamment indépendantes (la variation de l'intervalle se fait de manière rapide) ce qui facilite la modélisation par le modèle Gaussien.

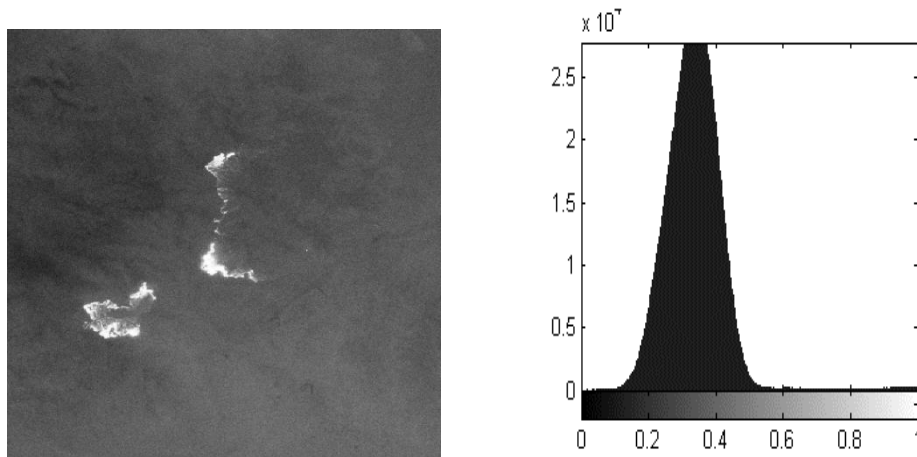


Figure 4.29 : L'image de la fig 4.25 modélisée et son histogramme.

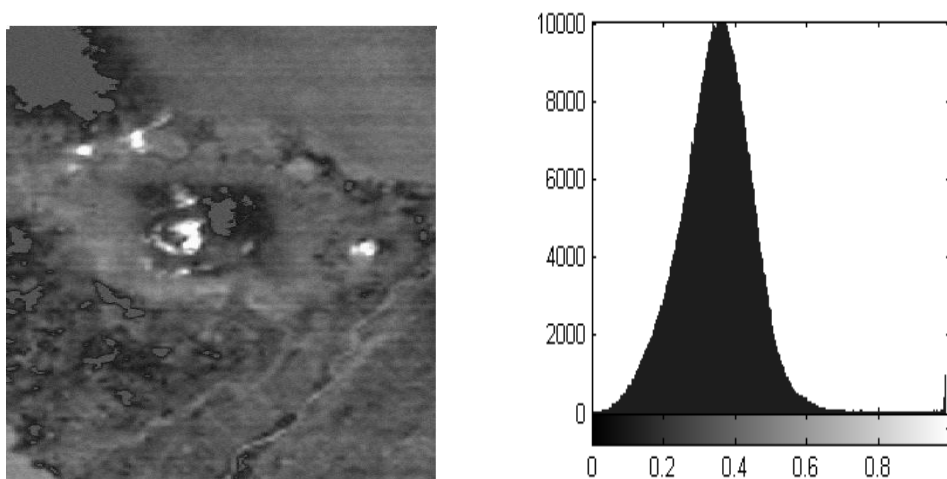


Figure 4.30 : L'image de la fig 4.27 modélisée et son histogramme.

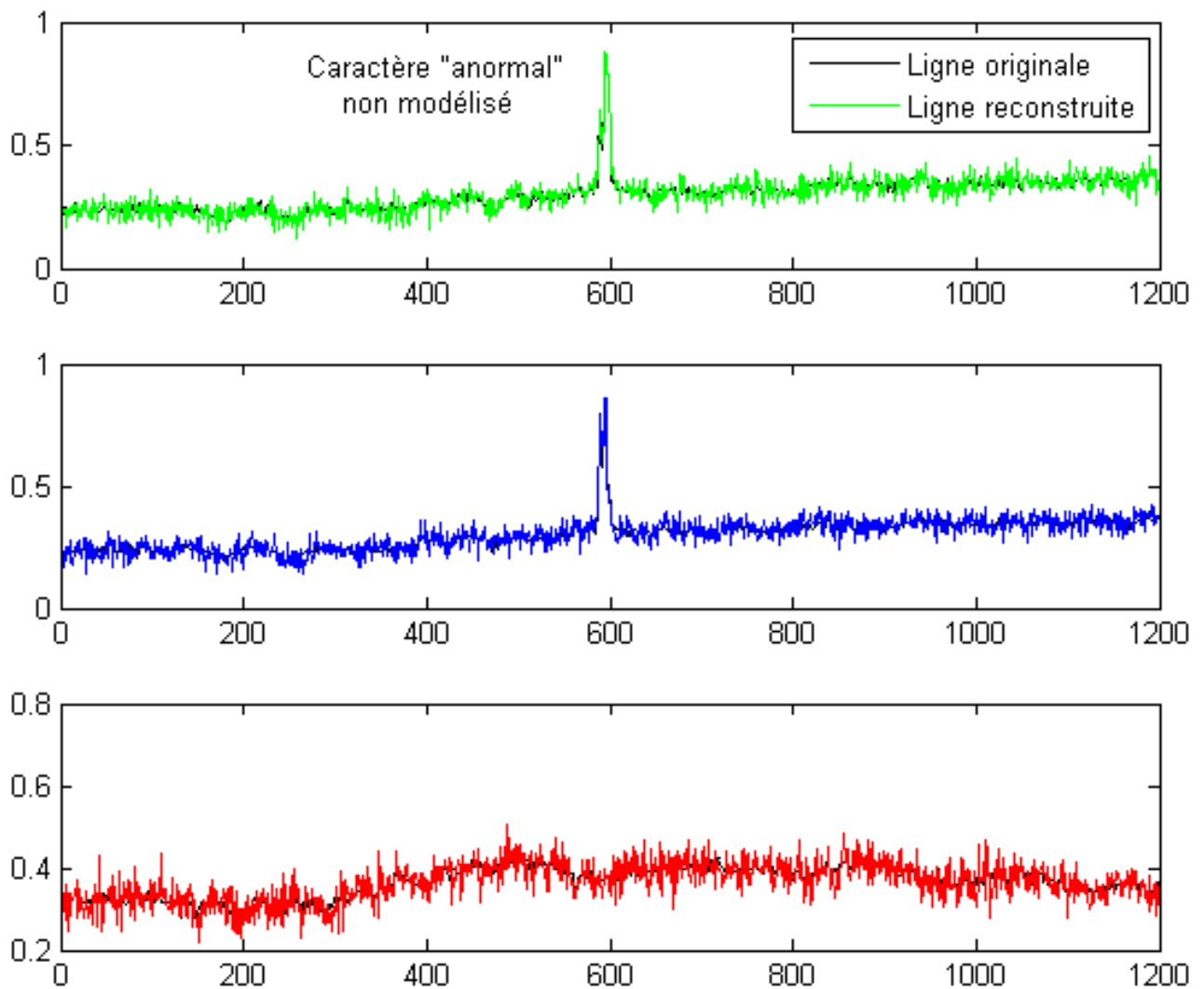


Figure 4.31 : Représentation de trois lignes quelconques (520, 522 et 1200) afin de montrer les pixels qui ont été modélisés par le bruit blanc Gaussien.

D'après la figure ci-dessus, trois lignes quelconques ont été tracées aléatoirement et respectivement (520, 522 et 1200). Le noir représente les lignes originales, et les lignes en couleurs représentent leurs versions reconstruites. Pour les lignes reconstruites (modélisés) par le bruit blanc Gaussien, on remarque que leurs distributions est autour de la ligne originale. Cependant, les évènements rares n'ont pas été modélisés (ligne 520 et la ligne 522) grâce au seuil fixé à la deuxième étape des prétraitements. Par contre, la ligne 1200 a été complètement modélisée, car cette dernière, est en dessous du seuil, donc elle appartient au fond de l'image.

4.6.4 Test de normalité

La plupart des méthodes de test paramétriques requièrent la normalité des données. Il est donc important de disposer d'une méthode permettant de vérifier cette normalité. Afin de tester la distribution de l'image modélisée, il s'agit de mettre en place un test sur la distribution des pixels de l'image. Parmi les tests de normalité qui existent [94], on peut citer le test de (KS), le test de Lin et Mulholkar ou bien encore le test de Shapiro-Wilks. Nous utiliserons le test de KS.

Le Test de KS pour un échantillon repose sur la comparaison de la fonction cumulative de fréquence $N(x)$ pour l'échantillon (c'est-à-dire le nombre d'observations inférieures à x sur le nombre d'observations totales) avec la fonction de répartition $F(x)$ d'une loi normale pour la population (c'est-à-dire la probabilité qu'une observation soit inférieure à x). De manière plus précise, nous déterminons l'écart maximum ϵ en valeur absolue entre $N(x)$ et $F(x)$.

$$\epsilon = \max_{x \in \mathbb{R}} |N(x) - F(x)| \quad (4.22)$$

Nous comparons alors l'écart maximum ϵ à des valeurs critiques tabulées [95, 96] selon la taille de l'échantillon et le niveau de signification voulu du test (c'est-à-dire le risque de commettre une erreur appelée également « p-value » [97] en analyse statistique. La valeur critique pour un niveau de signification égal à 0.01. Le résultat du test est une H , l'hypothèse nulle $H = 0$ est que l'échantillon a une distribution normale. L'hypothèse alternative $H = 1$ est que le test rejette l'hypothèse nulle au niveau de signification de 0.01 de se tromper. Donc, l'écart maximum observé ϵ est supérieur ou égal à la valeur critique.

Le test de KS peut aussi s'appliquer à de petits échantillons, sans avoir à regrouper les données en classes. Le développement est donné par Sokal [98]. On compare les valeurs de

chaque intervalle de données à une distribution normale. Dans notre cas pour $\hat{\sigma}_{in} \geq 0.03$, la distribution de tous ces petits échantillons (intervalles) deviennent distribuer selon une loi normale. La figure ci-dessous montre la distribution des intervalles et les lignes de l'image reconstruite.

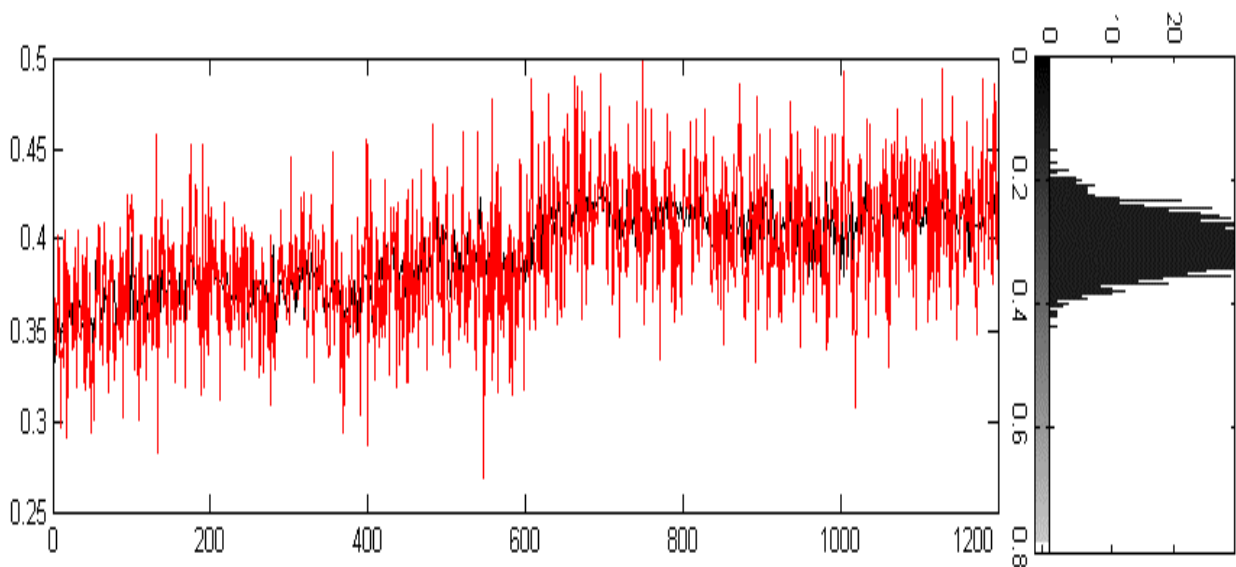
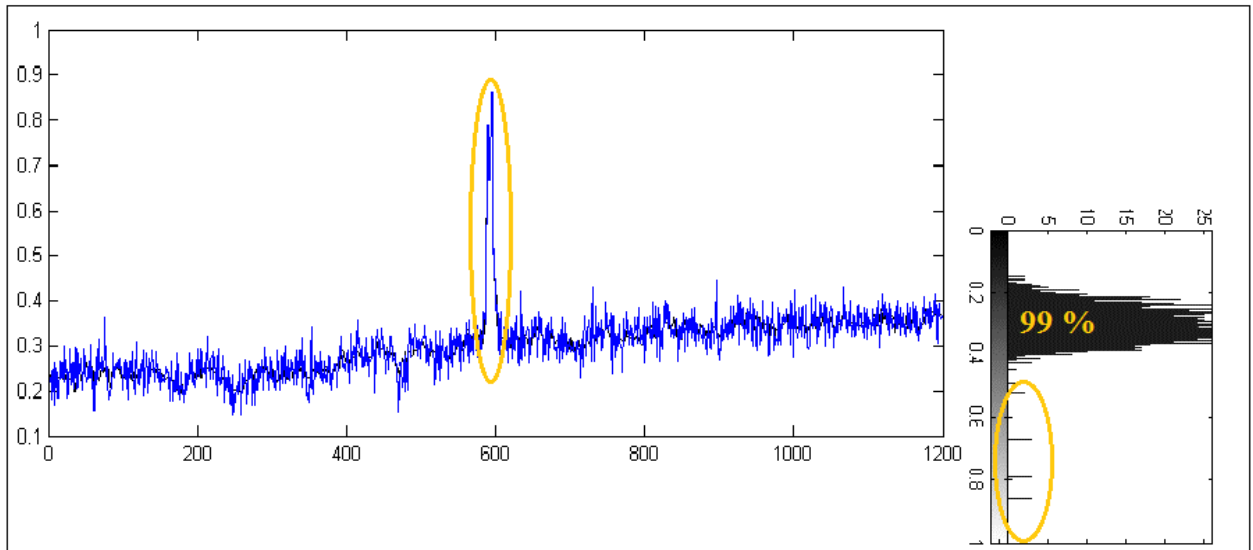


Figure 4.32 : Pour un niveau de signification égal à 0.01 et $\hat{\sigma}_{in} \geq 0.03$ le test de KS accepte la normalité de tous ces intervalles. L’histogramme montre la distribution de chaque ligne de l’image.

4.6.5 Modèle Gaussien parfait de l’image reconstruite

Après avoir modélisé l’image par le modèle Gaussien, nous avons calculé la moyenne et l’écart type de l’image reconstruite en utilisant les deux expressions (4.13) et (4.14). La formule (4.23) permet de générer un bruit Gaussien à partir de ces deux paramètres estimés $(\hat{M}, \hat{\sigma})$, ce dernier est considéré comme le modèle Gaussien parfait pour l’image modélisée.

$$MGP = \sigma \cdot \text{Randn}(1, T) + M \quad (4.23)$$

Où $T = I \cdot J$ est le nombre total des pixels de l'image, I et J sont respectivement le nombre de lignes et le nombre de colonnes de l'image.

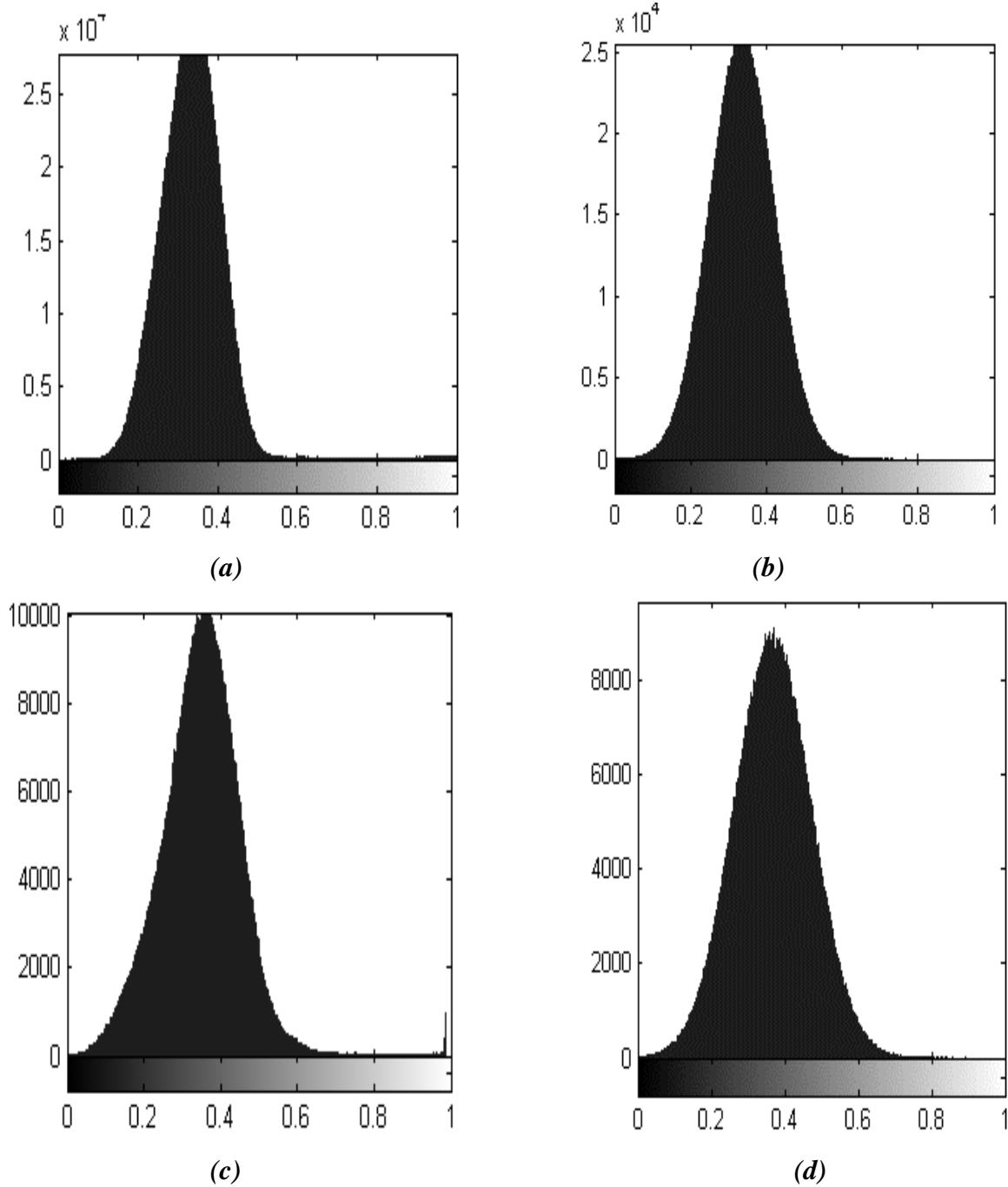


Figure 4.33 : (a) L'histogramme de la fig 4.29 modélisée et (b) son modèle Gaussien parfait.

(c) L'histogramme de la fig 4.30 modélisée et (d) son modèle Gaussien parfait.

4.6.6 Calcul de l'inverse de probabilité d'appartenance

La densité de probabilité Gaussienne de chaque intervalle avec des échantillons statistiquement indépendants est fournie par l'expression suivante :

$$p_{in}(x_{i(I-L)}, \dots, x_{i(I-1)}, \hat{\sigma}^2, \hat{M}) = \left(\frac{1}{\hat{\sigma} \sqrt{2\pi}} \right)^L \prod_{k=I-L}^{I-1} \exp \left(-\frac{(x_i(k) - \hat{M})^2}{2 \hat{\sigma}^2} \right) \quad (4.24)$$

Où \hat{M} et $\hat{\sigma}^2$ sont respectivement la valeur moyenne et la variance du modèle Gaussien parfait de l'image reconstruite, qui sont déjà, estimées en utilisant les deux expressions (4.13) et (4.14).

L'expression (4.24) permet de calculer la probabilité de chaque intervalle $x_i(k)$ de l'image modélisée d'appartenir au modèle Gaussien parfait. Les intervalles qui appartiennent à ce dernier auront une grande probabilité, et les intervalles qui n'appartiennent pas au modèle Gaussien parfait, seront traduits par une faible probabilité. Ainsi, au lieu de calculer la probabilité, nous avons plutôt calculé son inverse en utilisant l'équation (4.19) de la probabilité d'appartenance de chaque intervalle, et les disposer sous forme de matrice afin de la convertir en image.

Pour une distribution normale, 99 % des pixels de l'image se situent dans l'intervalle $[\hat{M} - 3\hat{\sigma}, \hat{M} + 3\hat{\sigma}]$ [60, 61] où \hat{M} et $\hat{\sigma}$ sont respectivement la moyenne et la variance du modèle Gaussien parfait de l'image. La figure ci-dessous montre l'histogramme du modèle Gaussien parfait de l'image de la figure 4.29. La valeur de $[\hat{M} + 3\hat{\sigma}]$ est le seuil de décision pour déterminer les zones du feu dans l'image, c'est-à-dire les pixels qui n'appartiennent pas au modèle Gaussien.

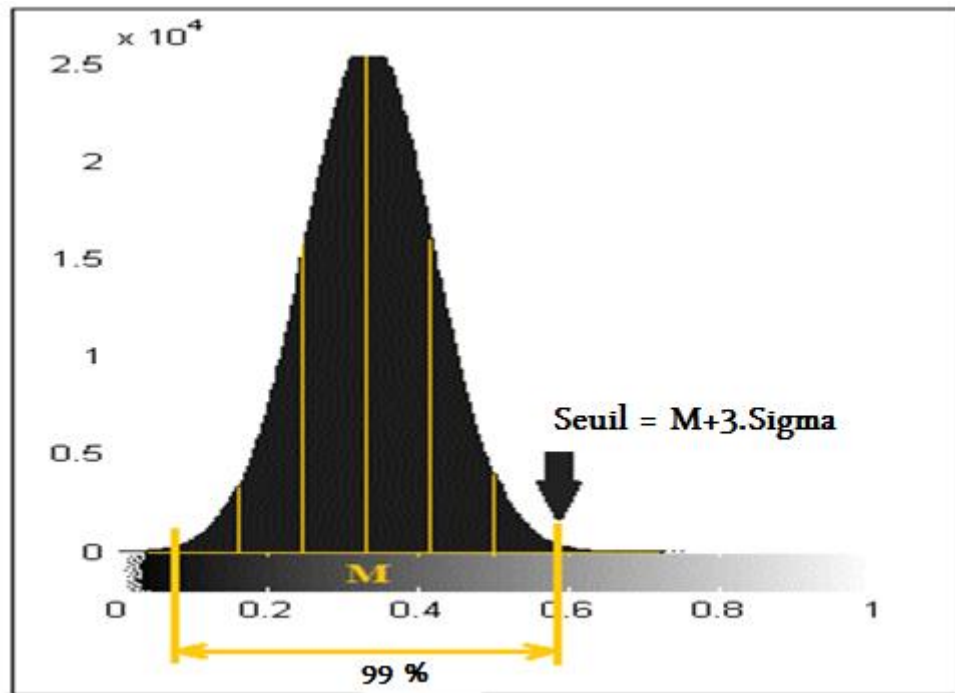


Figure 4.34 : Le modèle Gaussien parfait de la fig 4.29.

4.6.7 Résultats

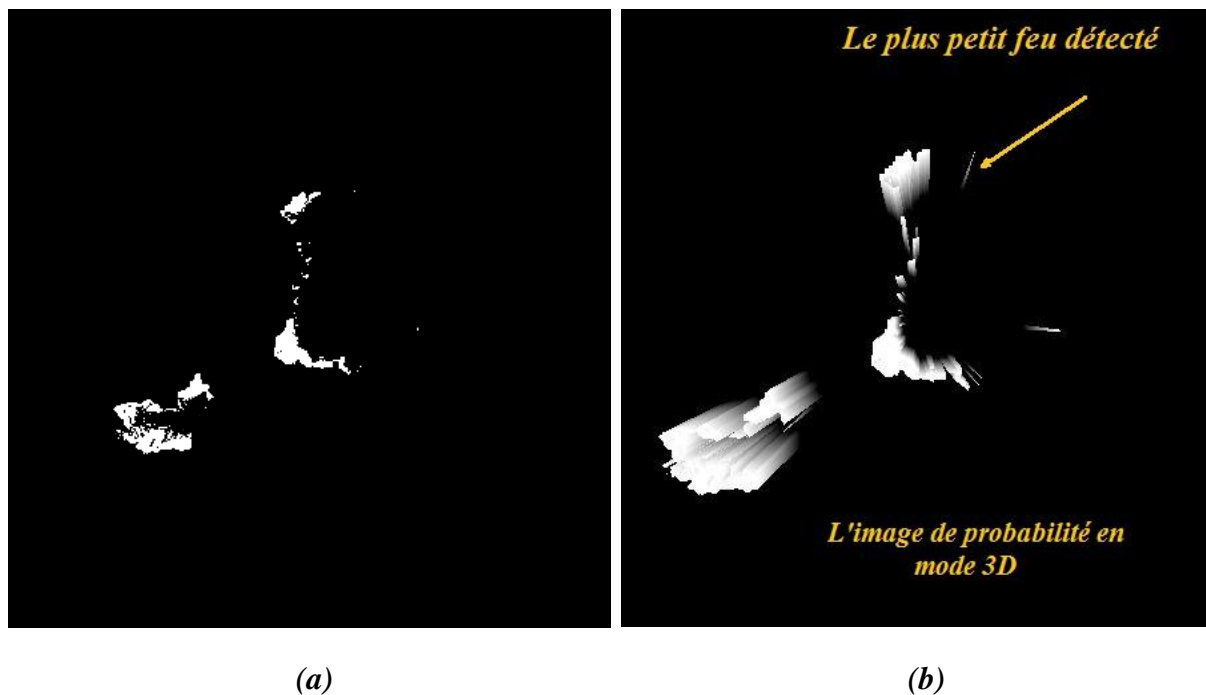


Figure 4.35 : (a) L'image de l'inverse de probabilité de la fig 4.1, (b) La même image en trois dimensions (3D)

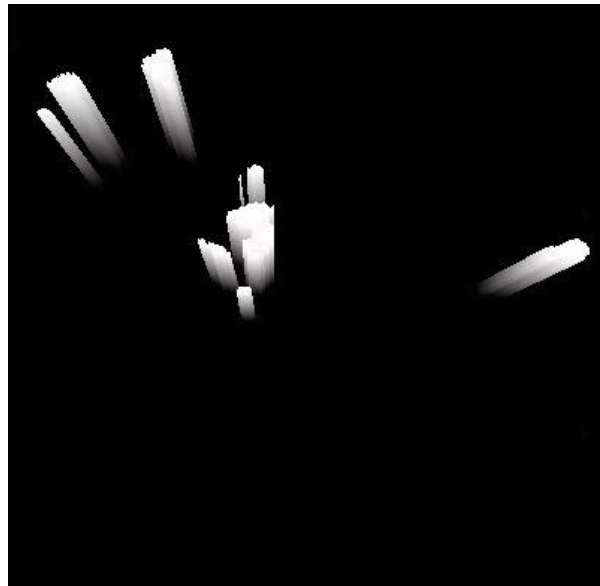
*(c)**(d)*

Figure 4.36 : *(c)* L'image de l'inverse de probabilité de la fig 4.19 *(d)* La même image en trois dimensions (3D).

Les résultats obtenus par cette méthode sont une amélioration de la méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance, donc, la comparaison des résultats est toujours faite afin d'évaluer et s'assurer que les résultats obtenus sont acceptables. L'objectif de ce travail est de développer des algorithmes pour une détection précoce et non pas de remplacer un algorithme par un autre, la figure ci-dessous montre l'efficacité de l'algorithme par rapport aux résultats obtenus par la méthode précédente [65] et la méthode présentée par Lafarge [3,4].



Figure 4.37 : (04) Quatre nouveaux feux de forêt ont été détectés par cet algorithme par rapport aux résultats de la méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance avant d'être développés.

Parmi les avantages de cette méthode, on peut en citer deux. Le premier avantage est l'utilisation d'une seule image, donc à partir de cette dernière, on peut identifier le feu. Le deuxième avantage est le modèle Gaussien, ce dernier permet de comparer la théorie à l'expérimental.

Dans cette méthode, nous avons caractérisé l'image par un modèle mathématique (modèle Gaussien) après avoir effectué quelques prétraitements sur l'image, ensuite nous avons calculé la probabilité d'appartenance de ces intervalles à leur modèle Gaussien parfait, ce dernier a été créé à partir des paramètres de l'image modélisée.

L'algorithme de la méthode développée a montré son efficacité en détectant quatre feux supplémentaires par rapport aux résultats obtenus précédemment, ces nouveaux feux détectés sont considérés comme un début du feu, donc l'objectif de cette méthode a été concrétisé en améliorant la détection précoce des feux de forêts.

Nous avons estimé l'inverse des probabilités appartenant aux processus stationnaires Gaussiens représentant l'image satellitaire réelle et nous les avons mis sous-forme d'image de

sorte que les événements rares, comme les incendies, apparaissent avec une plus grande intensité. Pour les deux méthodes de l'inverse de probabilité d'appartenance, nous avons dans un premier temps comparé l'image d'une région d'intérêt sans feu à la même après un incendie aura lieu. Et dans un deuxième temps, nous avons développé l'algorithme en utilisant seulement une seule image en comparant l'image modélisée avec son modèle Gaussien parfait.

L'inverse de probabilité est une procédure, pour observer la détection précoce des incendies de forêt, elle peut être, par conséquent, un bon support pour l'observation directe de l'image réelle. Ces deux méthodes peuvent être aussi appliquées pour une détection en temps réel des éruptions volcaniques en utilisant des images thermiques.

4.6.8 Conclusion

L'information spatiale doit être considérée comme un outil supplémentaire, et non pas un moyen de remplacer les moyens actuels de détection des feux [99]. La détection des feux avec des données acquises par le capteur ETM+ de Landsat présentée dans cette étude est peu coûteuse et permet de faire le suivi de la situation des feux de forêt [100, 101]. Entre autres, la détection des feux à l'aide d'images satellitaires permet de superviser les zones de protection restreinte. Les feux dans ces secteurs ne sont habituellement pas suivis et lorsqu'ils le sont, c'est qu'ils menacent des infrastructures ou des vies humaines. Bien que les méthodes de détection des feux de forêt à l'aide d'images satellitaires ne permettent pas de détecter tous les feux présents sur une zone forestière, elles peuvent, néanmoins, fournir une information plus précieuse aux responsables de la protection des forêts contre le feu [101].

Conclusion générale

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse englobent généralement deux domaines : le traitement de signal et le traitement d'image. Les techniques du traitement de signal nous ont permis d'utiliser tous les outils et les techniques d'analyse mathématique des signaux monodimensionnels. Cette représentation a été appliquée pour le traitement ligne par ligne de la matrice de l'image. Les techniques de traitement d'images ont été aussi utilisées dans le but d'améliorer leurs qualités ou d'en extraire de l'information (les contours, segmentation, etc.).

Les images satellitaires utilisées pour notre étude ont été fournies par les deux satellites LANDSAT et ASTER dont la résolution spatiale est de plus de 20 mètres. Les images des régions observées ont une couverture vaste et une fréquence d'enregistrement assez élevée, plus pratique pour la surveillance d'événements. L'intérêt d'utiliser une image de haute résolution est de permettre une détection précoce du feu. Le plus petit feu qu'il a été possible d'identifier par notre algorithme a été de moins d'un hectare. Les deux images ; l'image réelle fournie par les satellites et l'image de l'inverse de probabilité d'appartenance peuvent être utilisées pour réduire les fausses alarmes. Nous avons estimé l'inverse des probabilités appartenant aux processus stationnaires Gaussiens représentant l'image satellitaire réelle et nous les avons mis sous-forme d'image de sorte que les événements rares, comme les incendies, apparaissent avec une plus grande intensité. L'algorithme de la méthode ainsi développée, en l'occurrence de l'inverse de la probabilité d'appartenance, a montré son efficacité en détectant quatre feux supplémentaires, ces nouveaux feux détectés sont considérés comme un début du feu. Donc l'objectif de cette méthode pour améliorer la détection précoce des feux de forêts a bien été atteint.

L'inverse de probabilité est, donc, une procédure qui permet d'observer la détection précoce des incendies de forêt, elle peut être, par conséquent, un bon support pour l'observation directe de l'image réelle. Cette méthode peut être aussi appliquée à la détection en temps réel des éruptions volcaniques.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] M. FLANNIGAN, T. VONDER HAAR, "*Forest fire monitoring using NOAA satellite AVHRR*", Canadian Journal of Forest Research, 16: 975-982, 1996.
- [2] Den Breejen, E., Roos, M., Schutte, K., De Vries, J.S. & Winkel, H, "*Infrared measures of energy release and flame temperatures of forest fires*", Proceedings of third International Conference on Forest Fire Research, Luso (Portugal) pp. 517–532, 1998.
- [3] Lafarge, F., Descombes, X., Zerubia, J. & Mathieu, S, "*Forest fire detection by statistical analysis of rare events from thermal infrared images*", Traitement du Signal 24, 1–12, 2007a.
- [4] Lafarge, F., Descombes, X., Zerubia, J. & Mathieu, S, "*Forest Fire Detection Based on Gaussian Field Analysis*", European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Poznan, Poland, 2007b.
- [5] B. UGUR TOREYIN, Y. DEDEOGLU, A. ENIS CETIN, "*Wavelet based real-time smoke detection in video*", In Proc, European Signal Processing Conference, Antalya, Turquie, septembre 2005.
- [6] <http://rapidfire.sci.gsfc.nasa.gov/cgi-bin/imagery/firemaps.cgi> 09/09/2014.
- [7] Tableau extrait du rapport "European Forests" publié en 2008 par l'Agence Européenne de l'Environnement (EEA). Crédit image : EEA European Environment Agency (EEA) <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/figures/number-of-forest-fires-and-burnt-area-in-the-eu-mediterranean-countries> 09/09/2014.
- [8] FAO, "*Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture*", Éditeur : Évaluation des ressources forestières mondiales: rapport principal, Rome, 2002.
- [9] MEDDOUR-SAHAR O., BOUISSET C. et DERRIDJ A, "*La gestion du risque incendie de forêt en Algérie : des mesures curatives ou préventives*", 6 ème Conférence Internationale/ sur les Stratégies de Prévention des Incendies dans les Forêts d'Europe du Sud Bordeaux, Centre de Congrès, 2013.
- [10] Bilan des incendies élaboré par la Direction générale des forêts (DGF) <http://www.djazair50.dz/?Bilan-des-incendies-de-forets> 15/09/2014.
- [11] ALEXANDRIAN D, "*Inventaire anti-incendie nécessaire sur la section courante*", Options méditerranéennes. Série A, (2) : 121-131, 1995.
- [12] Alexandrian D & Gouiran M. "*Les causes d'incendie : levons le voile*", [archive]. Revue Forestière Française", S, fascicule thématique, Espaces forestiers et incendies, 1990.

- [13] TAZIEFF, H. "Catastrophes naturelles. Entretien avec Roland BECHMANN et Dominique", BARICHEFF, 1988
- [14] Robin, J. G., Carrega, P., & Fox, D. M., "*Modelling fire ignition in the Alpes-Maritimes department, france : A comparison*", Forest Ecology and Management, 2006.
- [15] Plan de Prévention des Risques naturels (P.P.R.) "*Recueil des démarches d'information et de communication lors de l'élaboration des P.P.R. MATE*" – Juillet 2000.
- [16] DONG W, "Comment faire participer toute la population à la prévention des *incendies de forêts*" :la politiques chinoises de la dernière décennie, 2003 <http://www.fao.org/docrep/003/x2095f/x2095f16.htm>. 4p. 01/10/2014.
- [17] Canakcioglu H. (Istanbul University, Turkey), "*Forest fires and fire problems in Turkey*" - Seminar on methods and equipment for the prevention of forest fires, 10 p. + annexes, (Valencia - Spain, 29 Sept. - 4 Oct.): 1986.
- [18] DDSIS Var., "*Les feux d'origine électrique dans le département du Var*". Infos DFCI, 40, p 5, 1998.
- [19] FAVRE P, "*Feux et forêts*", Forêt méditerranéenne. t. XIII, (1) : 31-40, 1992.
- [20] Alexandrian, D, "*Interventions anti-incendie nécessaires sur la section courante des autoroutes*", Les incendies de forêt en région méditerranéenne - Constitution et utilisation des bases de données, Montpellier (France), pp 121-131, 1993.
- [21] Leone, V., "*Causes socio-économiques des incendies de forêts dans la région de Bari (Pouilles, Italie)*", Revue Forestière Française, Numéro spécial Espaces forestiers et incendies, pp 332-336, 1990.
- [22] Pierre-Yves Colin, Marielle Jappiot, Anne Mariel, "Protection des forets contre l'incendie : Fiches techniques pour les pays du bassin mediterranéen", cahier FAO conservation 36, 2001.
- [23] Jonathan Margerit, "Modélisation et simulation numériques de la propagation de feux de forêts", Institut National Polytechnique de lorraine, 1998.
- [24] PYNE S.J, P.L. ANDREWS ET R.D. LA VEN, "*Introduction to Wildland Fire*", John Wiley & Sons, New-York, 769, 1996.
- [25] Trabaud L., "*Les feux de forêt*", Editions France Sélection, 278 p, 1989.
- [26] Direction de la Surveillance et de la Prévention des Risques "*Etude pour la réalisation d'une cartographie et d'un système d'information géographique sur les risques majeurs au Maroc*", Mission 1 identification des risques, Version 1, 2008
- [27] Rodriguez, J., Vos, F., Below, R. et al., "*Annual disaster statistical review 2008*": The numbers and trends Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, 2009.

- [28] Karim Saheb Etabaa, "*vers une modélisation spatio-temporelle de scènes en image satellitale*", école nationale des Sciences de l'informatique, thèse doctorat, université de Rennes1, novembre 2007.
- [29] ROBIN M, "*télédétection. Des satellites aux SIG*", coll Fac Géographie, Nathan Université, 2e édition 2002.
- [30] Girard, M.-C., et Girard C.M., "*traitement des données de télédétection*", Dunod, Paris, 529 p, 1999.
- [31] Bonn.F, Rochon.G, "*précis de télédétection: Application thématique*", Presse universitaire du Quebec/AUPELF. Volume2, 633 pages. 1996.
- [32] Régis Caloz et Claude collet, "*précis de télédétection : Traitement Numériques D'images de Télédétection*", Presse universitaire du Quebec/AUPELF. Volume3, 386 pages. 2001.
- [33] O. Zammit, X. Descombes et J. Zerubia, "*Unsupervised One-Class SVM Using a Watershed Algorithm and Hysteresis Thresholding to Detect Burnt Areas*", Pattern Recognition and Image Analysis 2008 (PRIA), Nijni Novgorod, Russie, Septembre 2008.
- [34] (J.O. du 11 décembre 1980), "*Journal Officiel N° 59 du jeudi 11 décembre 1980*".
- [35] JENSEN J.R., "*an Earth Resource Perspective*", *Remote Sensing of the Environment - (Second Edition)*. Pearson Prentice Hall, 592 p, 2007.
- [36] Centre canadien de télédétection (CCT).
- [37] Basic Principles of Remote Sensing B. C. Panda I.A.R.I., New Delhi – 110012.
- [38] LLIBOUTRY L, "*sciences géométriques et télédétection*", Masson, 1992.
- [39] CURRAN P.J, "*principles of Remote Sensing*", Longman, 1985.
- [40] Abdelghani Boudhar, "*télédétection du manteau neigeux et modélisation de la contribution des eaux de fonte des neiges aux débits des oueds du haut atlas de Marrakech*", Thèse de Doctorat de l' Université Cadi Ayyad, Maroc, 2009.
- [41] <http://e-cours.univparis1.fr/modules/uved/envcal/html/rayonnement/1rayonnement-electromagnetique/1-4-spectre-electromagnetique.html>.04/03/2014.
- [42] Bonn F., Rochon G., "*précis de Télédétection Principes et méthodes*", Presses de l'Université du Québec, – Vol. 1 / AUPELF, 485, 1993.
- [43] Guyot G, "*signatures spectrales des surfaces naturelles*", *Paradigme*, 178, 1989.
- [44] BOUREAU J.-G, "*manuel d'interprétation des photographies aériennes infrarouges*", Application aux milieux forestiers et naturels. Inventaire Forestier National, 268 p, 2008.
- [45] KING D.J, "*airborne remote sensing in forestry: sensors, analysis and applications*", *Forestry Chronicle* 76(6): 859-876, 2000.

- [46] The Fluorescence Line Imager, "*high-Resolution Imaging Spectroscopy Over Water and Land*", Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing, 1988, 273-278. - *Proceedings of the conference held. In Aussois (Modane), France. Edited by T.D. Guyenne and J.J. Hunt. ESA SP-287, 18-22 January, 1988.*
- [47] Carter G.A., Miller R.L., "*early detection of plant stress by digital imaging within narrow stress-sensitive waveband*", Remote sensing of environment, Vol. 50 (3),295-302, 1994.
- [48] CCT, "*Notions fondamentales de télédétection : un cours tutoriel*", Ressources naturelles Canada, Centre Canadien de Télédétection, Canada. 266 p, 2008 [http : //www. rncan.gc.ca/sciences-terre/limite-geographique/teledetection/fondements/1100](http://www.rncan.gc.ca/sciences-terre/limite-geographique/teledetection/fondements/1100). 04/04/2014.
- [49] Agence spatiale européenne <http://www.esa.int/ESA>.
- [50] Sian Lewis, "*la télédétection appliquée aux catastrophes naturelles : Faits et chiffres*", article de fond 11/11/2009.
- [51] CCT, "*Notions fondamentales de télédétection*", Centre Canadien de Télédétection, Canada, 2009 www.ccrs.nrcan.gc.ca.
- [52] 1) Patrick bogaert, "*Probabilités pour scientifiques et ingénieurs : Introduction au calcul des probabilités*", Louvain-la-neuve, Belgique, 402 p, 2005
- [53] Gérard Blanchet and Maurice Charbit, "*Digital Signal and Image Processing Using MATLAB (ISTE)* ", illustrated edition, 764 p, 2006.
- [54] Yadolah Dodge, "*Statistique - dictionnaire encyclopédique*", Springer - Verlag, 637 p, 2004.
- [55] Hwei. P, Hsu, Ph. D, "*Schaum's outline of theory and problems of probability*", random variables, and random processes / New York : McGraw-Hill, c1997, 320 p, 1996.
- [56] Casella, George; Berger, Roger L, "*Statistical Inference (2nd ed.)* ", Duxbury. ISBN 0-534-24312-6. Casella & Berger, p 102, 2001.
- [57] Patel, Jagdish K., and Campbell B, "*Read. Handbook of the Normal Distribution*", 2nd ed. New York: Marcel Dekker, 1982
- [58] Cover, Thomas M.; Thomas, Joy A, "*Elements of Information Theory*", John Wiley and Sons. p. 254, 2006.
- [59] Park, Sung Y.; Bera, Anil K, "*Maximum Entropy Autoregressive Conditional*", 2009.
- [60] Charles Miller Grinstead et James Laurie Snell, "*Introduction to probability*", American Mathematical Soc., 2e éd., 519 p, 1997.
- [61] Konstantin Protassov, "*Analyse statistique des données expérimentales*", EDP sciences, 148 p, 2002.

- [62] McPherson, Glen, "*Statistics in Scientific Investigation: Its Basis, Application and Interpretation*", Springer-Verlag. ISBN 0-387-97137-8. p 110, 1990.
- [63] Yagoubi, B. Benkraouda, S. and Bouziane, A, "*Use of Power Spectral Density Image to Support Early Forest Fire Direct Detection*", 13th WSEAS International Conference on Signal Processing, Computational Geometry and Artificial Vision, pp 20–22. Valancia, 2013.
- [64] Benkraouda, S. Yagoubi, B. and Bouziane, A, "*Forest fire detection using power spectral density image*", 2th ON Electronics, International Conference on Electronics, Electrical and Automatic (ICEEA'13), Algeria (Oran), 2013.
- [65] Souleyman Benkraouda, Benabdellah Yagoubi*, Mustapha Rebhi and Ahmed Bouziane, "*Belonging probability inverse image approach for forest fire detection*". African Journal of Ecology., Vol.52, pp 363-369 November 2013.
- [66] http://landsat.usgs.gov/gallery_view.php?category=orangeflag&thesort=pictureId.
02/02/2013
- [67] R. Gonzalez et R. Woods, "*Traitement numérique de l'image*" , Addison Wesley, pp 414-428, 1992.
- [68] Pratt, William K, "*Digital Image Processing*", 2e éd . New York: John Wiley & Sons, 1991.
- [69] Vernon Vision , Prentice-Hall, 1991, chap. 5.
- [70] Rashmi, Mukesh Kumar, and Rohini "*Saxena Algorithm and technique on various edge detection*" : a survey. Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ) Vol.4pp. 44–50, 2013.
- [71] Zhong, J. & Sclaro, S, "*Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust kalman flter*", In Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 44–50. 2003.
- [72] LE CAM L., "*The central limit theorem around 1935*", Statistical Science, 1 No.1, PP. 78-96, 1986.
- [73] Scharf, L.L, "*Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Times Series Analysis*", Addison–Wesley, New York, NY, 1991.
- [74] Krabs, W, "*Mathematical Foundations of Signal Theory*", Heldermann Verlag, Berlin, 1995.
- [75] Hwang, P.Y.C. & Brown, R.G, "*Introduction to Random Signals and APPLIED KALMAN FILTERING*": with Matlab Exercises and Solutions. 3rd edn. John Wiley sons, Inc., New York, NY, 1997.

- [76] Kay, S.M, "*Fundamentals of Statistical Signal Processing, Detection Theory*", vol. 2, Prentice–Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1998.
- [77] Yagoubi B, "A *geometric approach to a non stationary process*". Proceeding of the 2nd International Conference on Mathematical Models for Engineering Science (MMES'11), 2011.
- [78] Bracewell R., "*Fourier analysis and Imaging*". Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, 2003.
- [79] Zang, D. & Sommer G, "*Signal modeling for twodimensional image structures*". J. Vis. Commun. Image Represent. 18, 81–99, 2007.
- [80] Rice, S.O, "*Mathematical analysis of random noise*", Bell Sys. Tech. J., 24, 46–156, 1945.
- [81] Hida, T. & Hitsuda, M, "*Gaussian processes*", AMS, Providence, 1993.
- [82] Chan, S.C. & Zhou, Y, "*On the performance analysis of a class of transform-domain NLMS algorithms with Gaussian inputs and mixture Gaussian additive noise environment*", J. Signal Process. Syst. 61, 1–17, 2010.
- [83] Chang, K.-M. & Liu, S.-H. "*Gaussian noise filtering from ECG by Wiener filter and ensemble EMD*", J. Signal Process. Syst. 61, 249–264, 2010.
- [84] Nakamori, S, "*Design of RLS Wiener FIR filter using covariance information in linear discrete-time stochastic systems*", Digital Signal Process. 20, 1310. 2010.
- [85] Ollero, A., Arru'e, B.C., Mart'inez, J.R. & Murillo, J.J, "*Techniques for reducing false alarms in infrared forest-fire automatic detection systems*", Control Eng. Pract. 7, 123–131, 1999.
- [86] Dozier, J. "*A method for satellite identification of surface temperature fields of subpixels resolution*", Remote sensing of environment, 11:221-229, 1981.
- [87] Kennedy, P.J., Belward, A.S., et Grégoire, J.-M, "*An improved approach to fire monitoring in West Africa using AVHRR data*", International journal of remote sensing, 15:2235-2255, 1994.
- [88] Zherebtsov, G., Kokourov, V.D., Koshelev, V.V., and Min'ko, N.P, "*Use of NOAA AVHRR data to detect forest fires*", Earth observation and remote sensing, 13:783-787, 1996.
- [89] La Prévention des Feux de Forêt en Australie (http://www.unisdr.org/2000/campaign/PDF/Articulo_6_Australia_fre.pdf) 02/10/2014.
- [90] http://gds.aster.ersdac.jspacesystems.or.jp/gds_www2002/gallery_e/image_usu_e/usu_42_2_e/t101214sub2st414_e.html. 07/07/2014.

- [91] B. Yagoubi, S. Benkraouda, A. Bouziane, "*Belonging Probability Inverse Image Technique to Early Detection of Volcanic Eruption*", Joint Program Santorini Island, Greece, 18th International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers (CSCC '14). Volum I pp 326-329, July 17- 21, 2014.
- [92] W.K. PRATT, "*Digital Image Processing*", Wiley, 1991.
- [93] J.P. COCQUEREZ, S. PHILIPP, "*Analyse d'images : filtrage et segmentation*", editors Masson, 1995.
- [94] P. SPRENT, "*Applied nonparametric statistical methods*", Chapman and Hall, 1993.
- [95] SMIRNOV, N, "*Table for estimating the goordness of fit of empirical distributions*", Annals of Mathematical Statistics, pp 279 – 281, 19 — 1948
- [96] Miller, L. H, "*Table of Percentage Points of Kolmogorov Statistics*", Journal of the American Statistical Association, Vol. 51, No. 273, pp. 111–121, 1956.
- [97] Massey, F. J. "*The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit*", Journal of the American Statistical Association, Vol. 46, No. 253, pp. 68–78, March 1951.
- [98] SOKAL, R.R.; ROHLF, F.G, "*Biometry, 2nd ed. San Francisco*", Freeman. p.716, 1981.
- [99] Belward, A.S., Kennedy, P.J., et Grégoire, J.-M, "*The limations and potential of AVHRR GAC data for continental scale fires studies*", International journal of remote sensing, 15:2215-2234, 1994.
- [100] French, N.H.F., Kasischke, E.S., Bourgeau-Chavez, L.L., et Berry D, "*Mapping the location of wildfires in Alaskan boreal forests using AVHRR Imagery*", International journal of wildland fire, 5:55-61, 1995.
- [101] Kaufman, Y.J., Setzer, A., Justice, C, Tucker, C.J., Pereira, M.C., et Fung, I, "*Remote sensing of biomass burning in the tropics*", Fine in the tropical biota: ecosystem processes and global. 84:371-397, 1991.