

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 1 LA TÉLÉDÉTECTION ET LES CATASTROPHES NATURELLES ...	17
1.1 Télédétection et traitement de l'information	17
1.1.1 Représentation et structure d'une image numérique	18
1.1.2 Format d'enregistrement et format d'échange d'images.....	21
1.2 Choix du type d'images de télédétection	24
1.2.1 Mesures du RÉM et domaine de détection	24
1.2.2 Caractéristiques spectrales	27
1.2.3 Caractéristiques radiométriques.....	28
1.2.4 Caractéristiques spatiales.....	28
1.3 Principaux capteurs optiques pour l'extraction de routes	33
1.4 Prétraitement des données satellitaires.....	36
1.4.1 Corrections géométriques	37
1.4.2 Corrections radiométriques	38
1.4.3 Perturbations atmosphériques.....	38
1.4.4 Corrections atmosphériques.....	40
1.5 Chaîne de traitement dans le cadre d'une cartographie des catastrophes naturelles	41
1.5.1 Rôle d'un photointerprète	41
1.5.2 Chaîne de traitement et les intervenants lors d'une crise majeure.....	42
1.5.3 Risque majeur.....	45
1.6 Conclusion	46
CHAPITRE 2 L'ÉTAT DE L'ART DE L'EXTRACTION DE RÉSEAUX ROUTIERS	49
2.1 Définition et taxonomie des voies de communication.....	49
2.2 Étude sur la variabilité des routes et ses contraintes	50
2.3 Illustration des artefacts	51
2.4 Étude bibliographique des travaux sur l'extraction de routes.....	53
2.5 Travaux sur les images à haute et à très haute résolution spatiale	55
2.5.1 Informations radiométriques	55
2.5.2 Informations radiométriques, géométriques et données auxiliaires	61
2.5.3 Limite des méthodes et techniques d'extraction de routes.....	69
2.6 Conclusion	71
CHAPITRE 3 LES TECHNIQUES DE L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION	73
3.1 Généralités sur la théorie des signaux	74
3.2 Rappels mathématiques et définitions de base.....	77
3.3 Analyse de Fourier.....	79
3.3.1 Transformée de Fourier.....	79
3.3.2 Manque de localisation temporelle de l'analyse de Fourier	81

3.3.3	Fenêtrage : analyse temps/fréquence	83
3.3.4	Transformée de Fourier à fenêtre glissante	83
3.3.5	Propriétés de la transformée de la fenêtre glissante	85
3.3.6	Rappel sur l'analyse de Fourier	86
3.4	Analyse en ondelettes	88
3.4.1	Transformée en ondelettes	89
3.4.2	Fenêtre temps/fréquence	91
3.5	Rappel sur l'analyse de Fourier et les ondelettes	93
3.6	Lien entre les ondelettes et la multirésolution	93
3.7	Analyse multirésolution et les différentes techniques pyramidales.....	94
3.7.1	Système Visuel Humain	94
3.7.2	Principe de l'analyse multirésolution	95
3.7.3	Mise en pratique d'une analyse multirésolution en général	97
3.7.4	Pyramides laplaciennes et pyramide gaussiennes	99
3.7.5	Algorithme «à trous»	102
3.7.6	Propriétés du noyau gaussien discret	104
3.7.7	Transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle	105
3.7.8	Principe et fonctionnement des descripteurs SIFT	106
3.8	Bilan sur la multirésolution et l'extraction de caractéristiques	107
3.9	Conclusion	108
CHAPITRE 4 MÉTHODES D'EXTRACTION ET DE SUIVI DE ROUTES		109
4.1	Représentation de la connaissance et traitement de l'information incertaine	109
4.1.1	Logique propositionnelle et logique du premier ordre (Fitting (1996))...	110
4.1.2	Approches statistiques probabilistes	111
4.1.3	Logique floue (Dubois et Prade (1980))	112
4.1.4	Théorie des croyances (Dempster (2008) Shafer (1976)).....	112
4.1.5	Graphe et recherche d'une solution optimale	113
4.2	Vers une proposition de modèle de route pour notre étude	115
4.3	Protocole expérimental et organigramme méthodologique	117
4.3.1	Représentation pyramidale : génération des images multispectrales dans l'espace d'échelles	118
4.3.1.1	Décomposition, filtrage et recomposition	120
4.3.2	Algorithme d'extraction, de suivi de route et d'évaluation quantitative ..	123
4.3.2.1	Opérateurs aveugles de recherche de routes : chapeau haut- de-forme.....	124
4.3.2.2	Opérateurs aveugles de recherche de routes : opérateur de Duda	124
4.3.2.3	Algorithme d'extraction de routes : technique de l'angle spec- tral	127
4.3.3	Opérateur de suivi de route : programmation dynamique	134
4.3.4	Opérateur de suivi de route : filtre de Kalman	135
4.3.4.1	Biais et variance	136
4.3.4.2	Pourquoi le filtre de Kalman ?.....	137

4.3.4.3	Bilan et limites du filtre de Kalman classique	140
4.3.4.4	Modélisation du problème de suivi de route.....	140
4.3.4.5	Espace d'observation	146
4.3.4.6	Suivi d'un seul bord de la route	147
4.3.4.7	Bilan partiel sur le filtre de Kalman étendu	152
4.3.4.8	Choix du vecteur d'observation et validation des observations	153
4.3.4.9	Méthode de sélection de l'observation.....	155
4.3.4.10	Validation des estimations.....	158
4.3.4.11	Fusion des processus des deux bords de la route.....	158
4.3.4.12	Initialisation des paramètres et des matrices	159
4.3.5	Projection et évaluation	161
4.3.5.1	Projection sélective	162
4.3.5.2	Évaluation quantitative	163
4.4	Conclusion	170
CHAPITRE 5 RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX		171
5.1	Description des sites d'étude et des données	171
5.1.1	Justification de l'emploi des images	171
5.1.2	Les paramètres expérimentaux.....	172
5.2	Évaluation des trois séries d'images	175
5.2.1	Première image : scène rurale.....	176
5.2.1.1	Évaluation qualitative.....	176
5.2.1.2	Évaluation quantitative	178
5.2.2	Deuxième image : scène périurbaine	180
5.2.2.1	Évaluation qualitative.....	180
5.2.2.2	Évaluation quantitative	183
5.2.3	Troisième image : scène urbaine sinistrée d'Haïti	184
5.2.3.1	Évaluation qualitative.....	184
5.2.3.2	Évaluation quantitative	187
5.3	Conclusion	189
CHAPITRE 6 ANALYSE ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS		191
6.1	Fiabilité de la référence manuelle.....	191
6.2	Base de données de référence	192
6.3	Variabilité typologique de la route	193
6.4	Évaluation localisée.....	193
6.5	Similarité de signature et pixel de référence.....	194
6.6	Rehaussement	195
CONCLUSION GÉNÉRALE		197
ANNEXE I	GRAPHES COMPARATIFS EN FONCTION DU NOYAU	201
ANNEXE II	ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE RURALE	205

ANNEXE III	ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE PÉRIURBAINE.....	207
ANNEXE IV	ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE D'HAÏTI	209
BIBLIOGRAPHIE	210

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 0.1	Acquisition d'images : fenêtres atmosphériques et conditions optimales ... 8
Tableau 1.1	Vue d'ensemble des formats utilisés dans le projet 24
Tableau 1.2	Caractéristiques intrinsèque des capteurs 26
Tableau 1.3	Les satellites à très haute résolution spatiale 34
Tableau 2.1	La nomenclature et la taxonomie des voies de communication 50
Tableau 2.2	Les variabilités et les contraintes radiométriques de la route..... 51
Tableau 2.3	Classification des techniques et des méthodes d'extraction de routes 55
Tableau 4.1	Caractéristiques de la route par rapport à son environnement..... 116
Tableau 4.2	Masque horizontal de l'opérateur de Duda..... 126
Tableau 4.3	Masque horizontal droite de l'opérateur de Duda 126
Tableau 5.1	Quelques paramètres d'extraction de route 174
Tableau 6.1	Largeurs en mètres et la correspondance en pixels des rues..... 194

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Scène, échantillonnage et quantification Illustration tirée du centre canadien de télédétection-CCT.....	2
Figure 0.2	Extraction de caractéristiques d'intérêt dans le domaine de la vision artificielle.....	3
Figure 0.3	Problèmes d'échelle, illustration tirée de Google/ DigitalGlobe	4
Figure 0.4	Résolution spatiale à la même taille d'image illustration tirée de Gonzalez et Woods (2008)	5
Figure 0.5	Principe de formation de l'image radar	8
Figure 0.6	Prise de vue oblique : image radar et sa représentation schématique. Illustration tirée du centre canadien de télédétection-CCT	9
Figure 0.7	Éventuelles erreurs géométriques causées par les variations de relief.....	10
Figure 0.8	Satellites géostationnaire et héliosynchrone. Image propriété de Google/DigitalGlobe	12
Figure 1.1	Méthode de travail en télédétection	18
Figure 1.2	Image optique multispectrale fournie par le satellite.....	19
Figure 1.3	Nuance entre les ton de gris Illustration tirée de Gonzalez et Woods (2008)	20
Figure 1.4	Résolution de ton de gris série d'images tirées de Gonzalez et Woods (2008)	21
Figure 1.5	Courbes de réflectance en fonction de la période d'acquisition tirée de Bonn et Rochon (1992)	22
Figure 1.6	Principales fenêtres atmosphériques du RÉM	25
Figure 1.7	Courbe de réflectance.....	26
Figure 1.8	Notion d'échelle, illustration tirée de Cavayas (2008)	30
Figure 1.9	Divers capteurs à résolutions différentes, illustration tirée de Cavayas (2008).....	30

Figure 1.10	Réflexion diffuse et spéculaire	39
Figure 1.11	Effet de l'atmosphère sur la mesure radiométrique image tirée de Tanré (1986).....	39
Figure 1.12	Démarche adoptée par le photointerprète	42
Figure 1.13	Processus d'activation de la charte en cas de crise majeure	43
Figure 1.14	Scénario avec trois produits d'intérêt en relief image tirée du rapport EXITER	44
Figure 1.15	Images satellites avant et après le Tsunami du Japon en 2011 image propriété de Google, DigitalGlobe	44
Figure 2.1	Artéfacts et occlusions	52
Figure 2.2	Problème de l'angle de visé	52
Figure 2.3	Effets stéréoscopiques donnant une vue de la base et de la façade des édifices	53
Figure 2.4	Les nuages sont des éléments perturbateurs importants	53
Figure 2.5	Profil de l'image et ses dérivées premières et seconde d'un contour	57
Figure 3.1	Application de la T.F sur signal non bruité $s(t)$ illustration tirée de Morgan (2001)	82
Figure 3.2	Fenêtrage temps/fréquence de la STFT illustration tirée de Morgan (2001) .	85
Figure 3.3	Illustration du phénomène « <i>temps-fréquence</i> » de la transformée en ondelettes, illustration tirée de Morgan (2001)	91
Figure 3.4	Modèle pyramidal.....	99
Figure 3.5	Algorithme de Burt tiré de Burt et Adelson (1983)	100
Figure 3.6	Algorithme de Crowley tiré de Crowley et Stern (1984).....	101
Figure 3.7	Algorithme de Chehikian tiré de Chehikian (1992)	102
Figure 4.1	Organigramme global de notre chaîne de traitement.....	117
Figure 4.2	Représentation trapézoïdale d'images multispectrales	119
Figure 4.3	Processus de filtrage sur une image multispectrale tiré de Spiric (2011) ...	120

Figure 4.4	Exemple de traitement multiéchelles par octaves tiré de Spiric (2011)	122
Figure 4.5	Principe de l'opérateur Chapeau Haut-de-forme en une dimension	125
Figure 4.6	Principe de l'opérateur Chapeau Haut-de-forme en une dimension	127
Figure 4.7	Calcul de l'angle spectral.....	129
Figure 4.8	Sélection de la direction de la route inspirée de Christophe et Inglada (2007)	131
Figure 4.9	Détecteur de ligne basé sur le gradient tiré de Lacroix et Acheroy (1998)..	132
Figure 4.10	Algorithme d'extraction de routes d'OTB tiré de Christophe et Inglada (2007)	133
Figure 4.11	Simplification et jonction de segments de routes tiré de (Christophe et Inglada, 2007)	133
Figure 4.12	Les différentes étapes du processus de Kalman	146
Figure 4.13	Suivi de route par l'algorithme de Kalman étendu	154
Figure 4.14	Processus de projection en boucle	163
Figure 4.15	Exemple de projection du niveau 2 au niveau 1 tiré de Spiric (2011)	164
Figure 4.16	Projection sélective par le critère de recouvrement	165
Figure 4.17	Processus d'évaluation.....	166
Figure 4.18	Recomposition des couleurs.....	167
Figure 5.1	Localisation de la région d'étude sinistrée.....	171
Figure 5.2	Les images rurale, urbaine et haïti avec leurs pixels de références images tirées respectivement de la base d'images d'OTB et du satellite Quickbird	173
Figure 5.3	Images multispectrales Quickbird et leurs routes de référence	173
Figure 5.4	Routes extraites de l'image rurale par l'AS + AMR	177
Figure 5.5	Résultat final du suivi route à partir de l'image rurale	178
Figure 5.6	Résultat final superposé sur l'image originale rurale.....	179
Figure 5.7	Évolution des métriques pour l'image rurale	180

Figure 5.8	Comparaison des quantités de pixels extraites de l'image rurale	181
Figure 5.9	Routes extraites de l'image péri-urbaine par l'AS + AMR	182
Figure 5.10	Résultat final du suivi route à partir de l'image péri-urbaine	182
Figure 5.11	Résultat final superposé sur l'image originale péri-urbaine	183
Figure 5.12	Évolution des métriques pour l'image péri-urbaine	183
Figure 5.13	Comparaison des quantités de pixels extraites de l'image péri-urbaine	184
Figure 5.14	Routes extraites de l'image sinistrée d'Haïti par l'AS + AMR	185
Figure 5.15	Résultat final du suivi route à partir de l'image sinistrée d'Haïti	186
Figure 5.16	Résultat final superposé sur l'image originale sinistrée d'Haïti	186
Figure 5.17	Évolution des métriques pour l'image sinistrée d'Haïti	188
Figure 5.18	Comparaison des quantités de pixels extraites de l'image sinistrée d'Haïti.	188

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AF	Analyse de Fourier
AMR	Analyse Multirésolution
AS	Angle Spectral
ASE	Agence Spatiale Européenne
ASC	Agence Spatiale Canadienne
AT	Algorithme à Trous
CCD	Charge Coupled Device
CCT	Centre canadienne de télédétection
CEOS	Committee on Earth Observation Satellites
CHF	Chapeau Haut-de-forme
CIECM	Charte Internationale 'Espace et Catastrophes Majeures'
CoC	Centre de Competence
CONAE	Agence Spatiale Argentine
CNES	Centre Nationale d'étude spatiale
DLR	Centre aerospatial Allemande
DoG	Différence de Gaussienne (Difference of Gaussian)
DST	Dempster Shafer Theory
ÉM	Électromagnétique
ENST	École Nationale Supérieure de Télécommunication de Paris
ERE	Élément de Résolution Effective

ERS	European Remote Sensing
ÉTS	École de Technologie Supérieure
FA	Fausses alarmes
FLTK	Fast Light Toolkit
FK	Filtre de Kalman
FKÉ	Filtre de Kalman Étendu
GDAL	Geospatial Data Abstraction Library
GDPA	Gradient Direction Profil Analysis
GPS	Global Position System
HDF	Hierarchical Data Format
HRS	Haute Résolution Spatiale
HRG	High Resolution Geometric
HRV	Haute Résolution dans le visible
HSP	Hyperspectrale
IROC	Infrarouge à Ondes Courtes
IRS	Indian Remote Sensing
IRT	Infrarouge thermique
ISRO	Organisation Indienne de Recherche
ITK	Insight Segmentation and Registration Toolkit
JAXA	Agence Japonnaise d'exploration
LIVIA	Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle

MLP	Perceptron Multicouche
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MRT	Modis reprojection Tool
MSP	Multispectrale
NG	Niveau de Gris
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OÉM	Onde Électromagnétique
OTB	Orfeo Toolbox
PAN	Panchromatique
PG	Pyramide Gaussienne
PIR	Proche Infrarouge
PL	Pyramide Laplacienne
PRARE	Precision Range an Range-Rate Equipment
RADAR	RADio Detection And Ranging
RÉM	Rayonnement électromagnétique
ROC	Receiving Operating Characteristic
RS	Résolution spatiale
RVB	Format représentation couleur en trois bandes (Rouge, Vert, Bleu)
5S	Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire
6S	Second Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire
SIFT	Scale Invariant Feature Transform

XXVIII

SIG	Système d'information Geographique
SORM	Self-Organisation Road Maps
SPOT	Satellite Probatoire d'observation de la Terre
STFT	Short Time Fourier Transform
TF	Transformée de Fourier
TFI	Transformée de Fourier Inverse
THRS	Très Haute Résolution Spatiale
TM	Thematic Mapper
TO	Transformée en Ondelette
TOC	Transformée en Ondelette Continue
TSI	Traitement du Signal et Image
VIS	Visible

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

d	Distance de liaison de segment (en pixel)
r	Pixel de référence dans le calcul de l'angle spectral
p	Pixel courant dans le calcul de l'angle spectral
M	Nombre de bandes dans le calcul de l'angle spectral
σ	Sigma : écart-type du noyau Gaussien
VP	Vrai positif
FP	Faux positif
FN	Faux négatif
VN	Vrai négatif
FA	Fausses alarmes
EC	Erreur de commission
EO	Erreur d'omission
TC	Taux de commission
TO	Taux d'omission
$R_{recouvrement}$	Taux de recouvrement
$P_{precision}$	Taux de précision
$Q_{qualite}$	Degré de qualité
$N_{CorrExt}$	Nombre de pixels correctement extraits
N_{TotExt}	Nombre total de pixels extraits
N_{Ref}	Nombre de pixels de référence

x	Vecteur d'état
\hat{x}	Estimé associé au vecteur d'état
z	Vecteur de mesure ou d'observation
\hat{z}	Estimé associé au vecteur d'observation
f	Matrice de transition de l'étape $(k - 1)$ à k
h	Opérateur linéaire de mesure ou d'observation
v_i	Bruit d'évolution du système, blanc Gaussien
Q_x	Matrice de covariance associée à v_i
w_i	Erreur sur les mesures, blanc Gaussien
R_z	Matrice de covariance associée à w_i
P	Matrice de covariance de l'erreur d'estimation
F	Matrice jacobienne de la transformation f
H	Matrice jacobienne de la transformation h
S	Matrice de covariance sur l'erreur de prédiction de l'observation
W	Gain de Kalman
MCF	Matrice de covariance de l'état fusionné
dL	Amplitude du mouvement lors du suivi de route
l	Demi-largeur de la route considérée
δ	Seuil pour l'arrêt de la poursuite de la route
ε	Valeur attribuée en fonction du bord de route considéré
θ	Direction locale de la route

$\dot{\theta}(k)$	Changement de direction locale de la route
γ_Q	Paramètre de changement locale de direction pour le système
γ_R	Paramètre de changement locale de direction pour l'observation

Rapport-Gratuit.com

INTRODUCTION

Contexte d'étude

La télédétection se définit comme l'acquisition à distance d'informations sur des objets terrestres ou phénomènes observés sans contact physique par des capteurs sous forme de données images ou chiffrées (Bonn et Rochon (1992)). Tout individu observe la nature ou un texte de livre grâce à ses yeux qui décodent ces surfaces et ensuite leur attribuent une signification ou un sens. Pour ce qui est de l'observation de la Terre, nous utiliserons différents appareils de mesure (appareils photo, radars, spectromètres) montés sur différentes plates-formes (avions, satellites). L'usage des images de la télédétection est idéal pour couvrir une plus large surface en cas de besoin, et ce, de manière répétitive (ce qui ne pourrait pas être réalisé par des mesures de terrain).

Avec la télédétection, on peut déduire des mesures et d'autres informations difficiles à obtenir directement à cause de sa large couverture d'une zone d'étude ou d'une zone sinistrée. Par exemple, connaissant l'angle du Soleil au moment de l'acquisition de l'image, l'ombre portée d'un bâtiment nous renseigne sur sa hauteur. En télédétection, les scènes observées sont représentées par les images numériques sous forme de matrice composée d'un nombre limité d'éléments appelés pixels avec des valeurs discrètes quantifiables par le ton de gris (voir la figure 0.1). Les demandes d'observation d'un plus grand territoire avec une meilleure précision se font sentir de plus en plus. Avec l'avènement des images de THRS, l'extraction des structures linéaires, en particulier des routes, est facilitée et permet une meilleure identification des différentes voies de communication. Cependant, cette précision a un prix. Elle génère du bruit dû au capteur, au contexte urbain ou à des artefacts (effet d'ombre, reflets, présence de voitures, couverture ou présence d'arbres, etc.) qui rendent difficile l'extraction. Par ailleurs, les routes, les stationnements, les pistes d'aéroport et certains toits de bâtiments couverts avec les mêmes revêtements nous donneront une même signature spectrale sur une image satellitaire, mais distinguables par leur forme respective.

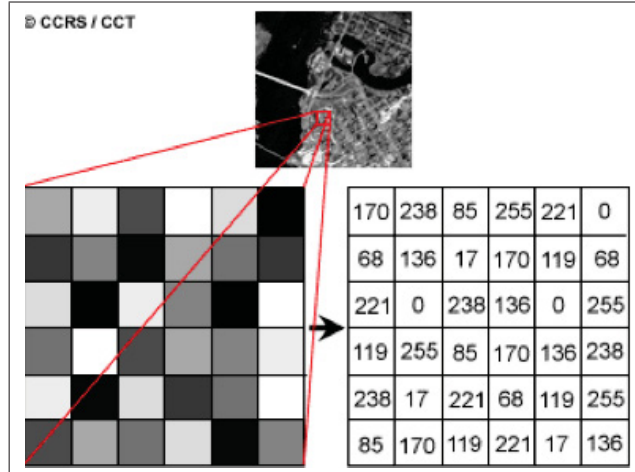


Figure 0.1 Scène, échantillonnage et quantification
Illustration tirée du centre canadien de télédétection-CCT

Le but de l'extraction de l'information d'une scène dans la vision artificielle est de prendre une décision. Le traitement et l'analyse d'images que nous abordons dans notre étude peuvent s'appliquer à tous les champs techniques catégorisés selon la source d'énergie (spectre électromagnétique, acoustique, ultrasonique, électronique, etc.) qui les illuminent. Les sources couramment utilisées sont du domaine de l'électromagnétique surtout le visible, l'infrarouge et les rayons-X. Le domaine d'application (voir la figure 0.2) de l'extraction des réseaux linéaires est varié (test médico-légal, les techniques policières, inspections manufacturier, médical, etc.). L'extraction de ces informations nécessite différentes méthodes et techniques bien appropriées.

Certaines applications axées sur les grandes étendues de surface telles que l'inventaire, la planification de l'occupation du sol dans les grandes villes ou encore la gestion des voies de communication lors d'une catastrophe naturelle s'effectuaient avec des méthodes classiques faisant appel à des photointerprètes. Par contre, lors des catastrophes majeures, le temps d'intervention, l'évaluation des dégâts et la planification des secours à apporter à la population sont rendus quasiment impossibles, car certaines voies de communication demeurent inutilisables. D'où l'exigence d'une rapide mise en place de la cartographie automatique des zones accessibles en vue d'une gestion efficace de la crise pour l'acheminement de l'aide aux sinistrés.

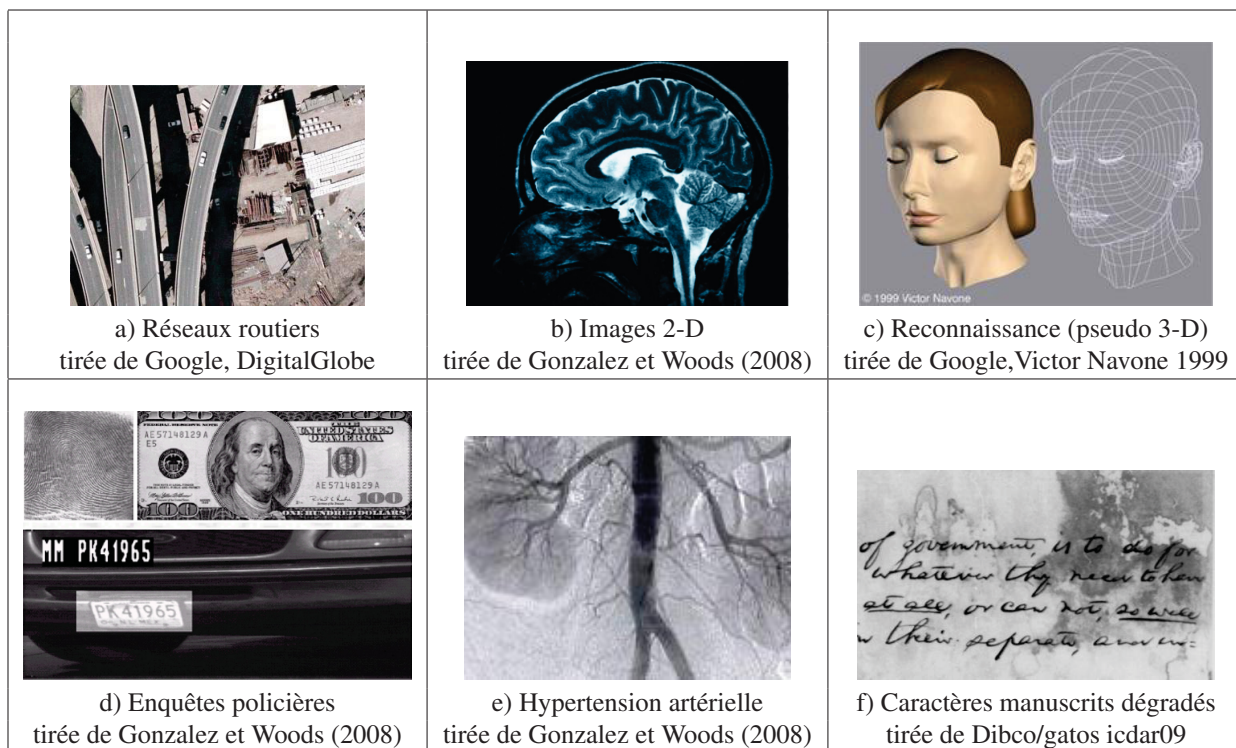


Figure 0.2 Extraction de caractéristiques d'intérêt dans le domaine de la vision artificielle

Malgré la disponibilité des images grâce à la charte internationale «*Espaces et Catastrophes Majeures*» (CIECM), l'identification et l'extraction des structures linéaires, en particulier des routes, font face à certaines difficultés. Ces problèmes sont liés à la variabilité et aux contraintes radiométriques de la route. En effet, les caractéristiques intrinsèques (revêtement des routes), l'environnement immédiat des routes (présence d'artefacts et occlusions) et les conditions d'acquisition des images en sont les causes primaires. L'utilisation plus ou moins contraignante de ces dernières occasionne souvent de fausses détections lors de l'affectation des pixels à la classe «*route*». Notre objectif premier est de réduire considérablement ces aléas afin d'optimiser l'extraction et le suivi de routes.

L'extraction des routes à partir des images de satellites est basée sur l'identification et l'interprétation de leurs caractéristiques. Les caractéristiques descriptives sont dépendantes du type et de la variabilité de données (images optiques et radars) qui ensuite imposeront la technique appropriée en fonction de l'objectif.

Généralement, les structures contenues dans une image possèdent des grandeurs différentes. La taille du voisinage où l'on calcule le contraste est fonction de la dimension de ces structures (routes, ponts, infrastructures...voies de communication). Donc l'existence d'une résolution unique adaptée à toutes les entités présentes est à écarter. On choisit donc d'analyser les structures de façon progressive en utilisant une représentation multirésolution. Cette approche permettra une analyse hiérarchique de l'information contenue dans l'image. Dans cette approche multiéchelle, le noyau analyseur doit accéder à toute la série d'images représentant la même scène à des résolutions différentes. Les objets à différents niveaux d'échelle caractérisent alors les différentes structures physiques présentes effectivement dans l'image originale. À faible résolution seront présentes les entités correspondant aux structures à grande échelle avec de larges structures (figure 0.3). À la figure 0.4, on observe et distingue la même taille, une étale de fleur échantillonnée à différentes résolutions spatiales. On observe une dégradation de la netteté de la fleur au fur et à mesure que le nombre de pixels diminue. Les méthodes d'extraction peuvent se décomposer en trois classes : extraction globale «*road finding*», suivi de route «*road tracking*» et reconstruction de réseau «*road linking*». Dans le cadre de notre



Figure 0.3 Problèmes d'échelle, illustration tirée de Google/ DigitalGlobe

travail, nous essayerons de valider l'étape de reconstruction du réseau routier avec l'analyse multirésolution (AMR) à partir des images satellitaires. Ensuite, une stratégie d'optimisation avec la recherche du chemin optimal avec le filtre de Kalman étendu (FKÉ) sera appliquée sur les images résultantes de l'extraction de routes par une modification de l'algorithme de Christophe et Inglada (2007).

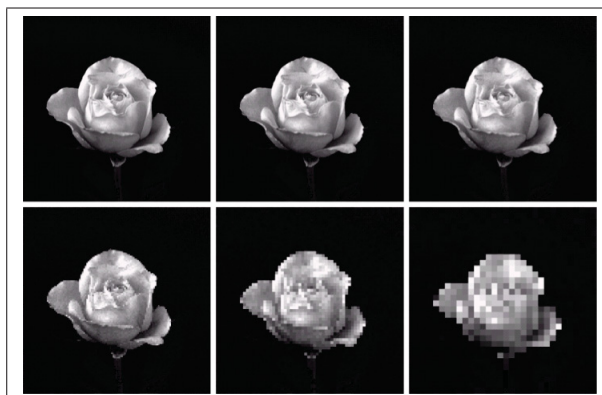


Figure 0.4 Résolution spatiale à la même taille d'image
illustration tirée de Gonzalez et Woods (2008)

Dans cette chaîne de traitement, la qualité de l'extraction se mesurera non pas en termes de la précision, mais plutôt en termes d'exhaustivité et de limitation des fausses alarmes (FA). En somme, notre objectif général est de minimiser les erreurs de commission (EC) ou (FA) et les erreurs d'omission (EO) ou (*oubliées*) en réduisant les discontinuités des segments de routes. Éventuellement, évaluer la performance de l'extraction (*route et non-route*) par des métriques statistiques.

Objectif

L'objectif général de ce mémoire est la mise en oeuvre d'une méthode de détection et de suivi du réseau routier à partir des images satellitaires en milieu urbain.

Sous-objectifs

- optimiser le temps de production des cartes de dommages et le temps d'intervention des secours ;
- réduction des fausses alarmes et les routes oubliées ;
- raccorder des segments de routes et les courbures prononcées.

Hypothèses de recherche à vérifier

Dans le cadre de ce mémoire, trois hypothèses sont formulées :

- l'AMR est-elle performante pour la détection des graphes de routes dans une image bruitée tout en améliorant de façon significative le résultat de l'extraction de routes ?
- l'AMR inspirée de Lowe (2004) peut-elle se généraliser sur diverses scènes avec d'autres types de capteurs ?
- l'emploi du FKÉ améliore-t-il efficacement l'extraction et le suivi des graphes de routes ?

Contributions attendues

- nouvelle approche de coopération d'algorithmes d'extraction et de suivi de routes sur différentes zones d'intérêt à partir des images satellitaires multispectrales à THRS (très haute résolution spatiale) ;
- aide aux photo-interprètes dans la production d'une cartographie des routes endommagées et intactes en réduisant de façon significative le taux d'omission (TO) et le taux de commission (TC) ;
- amélioration du filtre de Kalman étendu par l'ajout d'un terme pour le changement local de direction (virage).

Utilisation des images optiques à THRS versus images radar ?

La cartographie d'un phénomène ou d'une application telle que la mise à jour du réseau routier est effectuée par l'interprétation d'image avec l'apport des mesures de terrain. Ce travail fastidieux demande beaucoup d'énergie, beaucoup de travail collectif. Dans le cadre d'une catastrophe majeure, l'étendue des dégâts, l'accessibilité aux zones sinistrées pour apporter les secours à la population et l'identification des infrastructures opérationnelles d'une part et d'autre part la rapidité d'intervention sont primordiales. D'où la nécessité d'automatiser ou d'assister la saisie des routes à partir des images satellitaires. La disponibilité d'images satellites à THRS apporte une plus-value à l'étude du milieu urbain et sa cartographie (Puissant et

Weber (2004)). La grande plage de couverture d'une zone d'étude donnée confère aux images satellitaires un atout majeur pour circonscrire l'étendue d'un dégât ou d'une catastrophe majeure.

L'acquisition des photographies aériennes à basses altitudes est souvent employée, pour des raisons suivantes :

- ingénieurs sont souvent éloignés du périmètre de traitement des données images, donc l'accès aux images leur permet d'apprécier la scène d'étude ;
- problèmes administratifs (obtenir l'autorisation de survol, refus à cause du secret de défense) ;
- problème d'accès et d'acquisition d'images (en cas de conflits de guerre) ;
- grande superficie des infrastructures détruites lors d'une catastrophe majeure.

Pour ce qui est des images RADAR (RADIo Detection And Ranging), les capteurs des satellites radars opèrent avec leur propre énergie jour et nuit indépendamment de l'illumination du Soleil, et ce, pour diverses conditions atmosphériques (nuage, brume, poussière, etc.). Ces conditions relatives à l'acquisition d'images sont présentées dans le tableau 1. Le principe de formation des données radars en données images est présenté à la figure 0.5. Une antenne embarquée à bord d'un avion ou satellite émet une série d'ondes électromagnétique (OÉM) dans la bande micro-onde puis collecte les échos renvoyés par la cible au sol. L'antenne joue les deux rôles d'émission et de réception grâce à un dispositif de commutation entre les deux modes. Le mode d'acquisition se fait de manière inclinée et non perpendiculaire pour éviter de confondre la réponse de deux points symétriques. L'écho (*amplitude et phase*) du radar véhicule deux informations capitales, la portée de l'objet, appelé aussi cible, et sa réflectivité radar. La distance séparant le capteur et la cible est la portée de la cible. Celle-ci est calculée par le temps que met le signal radar pour parcourir le trajet aller-retour. Ainsi la distance sera proportionnelle à ce temps et à la vitesse de la lumière. Par ailleurs, la réflectivité radar mesure l'énergie réfléchie par la cible. En effet, l'interaction de l'énergie électromagnétique émise avec la surface illuminée est influencée par la nature des objets observés (rugosité de surface, épaisseur de surface,

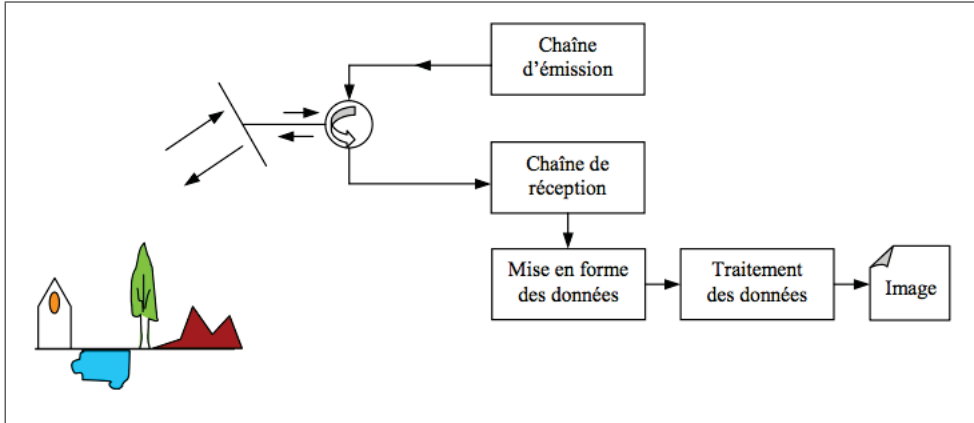


Figure 0.5 Principe de formation de l'image radar

Tableau 1 Acquisition d'images : fenêtres atmosphériques et conditions optimales

Fenêtres atmosphériques	Longueur d'onde	Jour	Nuit	Brune	Nuages	Neige et Pluie
Visible	0,4-0,7 μm	✓	(-)	(+)	(-)	(-)
Proche Infrarouge	0,7-1,5 μm	✓	(-)	(+)	(-)	(-)
Infrarouge a ondes courtes	1,5-1,7 μm	✓	(-)	✓	(-)	(-)
Infrarouge a ondes courtes	2,2-2,7 μm	✓	(-)	✓	(-)	(-)
Infrarouge thermique	8-13 μm	✓	✓	✓	(-)	(-)
Micro-ondes	1cm- 1m	✓	✓	✓	✓	(+)

✓ Condition favorable ; (-) Détection impossible ; (+) Détection sous certaines conditions

etc.) et par des paramètres d'acquisitions (polarisation, angle d'incidence, angle d'orientation du satellite et direction de visée, etc.) propres au capteur. Ce qui fait que tous les objets ne réfléchissent pas les ondes radar avec la même efficacité. Celle-ci est d'autant plus élevée que le pouvoir réflecteur de cette cible est grand. La mesure du radar est complétée par la combinaison des polarisations linéaires horizontales (H) et verticales (V) en termes d'amplitude et de phase. Ce qui apporte des informations utiles sur les propriétés de la surface observée. Ces capteurs radars émettent dans plusieurs bandes spécifiques. Ainsi, on peut recenser certains satellites radar comme suit :

- la bande L (1-2 GHz) du satellite radar japonais JAXA utilisé pour le contrôle et la surveillance aérienne ;
- la bande X (8-12 GHz) du satellite Allemand TERRASAR-X est plus apte pour la météorologie, la résolution moyenne de cartographie et la surveillance au sol des aéroports ;
- la bande C (4-8 GHz) du satellite canadien RADARSAT est un compromis entre les bandes L et X.

Une conséquence de l'utilisation de ce type d'imagerie est la sensibilité du capteur à l'interférence des ondes rétrodiffusées inhérente à la cohésion du signal RADAR. La formation de chaque pixel est le résultat de l'interférence (somme cohérente) des échos renvoyés par les diffuseurs constituant la cible. Elle peut être constructive (addition) ou destructive (soustraction) en fonction des valeurs des phases relatives de ces échos. Les pixels pour lesquels l'interférence est destructive apparaissent sombres tandis que ceux pour lesquels l'interférence est constructive apparaîtront clairs. Cette notion d'interférence confère une apparence bruitée à l'image : c'est l'effet de chatoiement. Les ombres radars sont représentées par des zones noires d'où l'on ne peut tirer aucune information. Ce phénomène est bien illustré par la figure 0.6. La partie ombragée du côté droit de l'image radar est représentée en rouge. En plus de ce phénomène

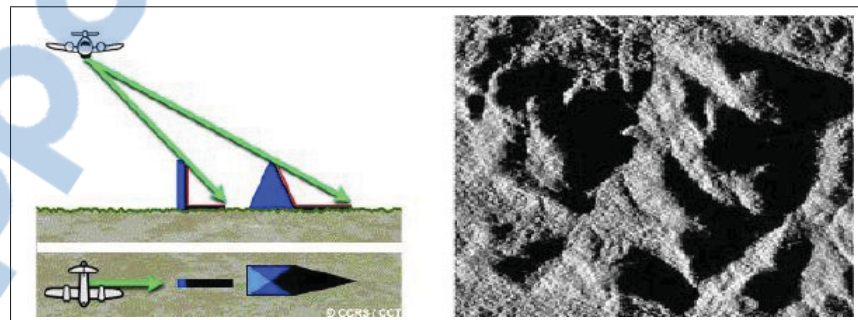


Figure 0.6 Prise de vue oblique : image radar et sa représentation schématique.
Illustration tirée du centre canadien de télédétection-CCT

s'ajoutent les effets liés au relief terrestre. Ces erreurs géométriques constituent un handicap plus ou moins important pour l'imagerie radar dans l'interprétation des scènes sur la figure 0.7, le segment 1-2 et le segment 2-3 présentent les mêmes longueurs avec des pentes d'inclinaison

différentes. Du fait de la position du satellite (côté gauche), le segment 1-2 sera représenté par un plus petit nombre d'échantillons (colline raccourcie) que le segment 2-3 (colline étirée). Ce phénomène de raccourcissement ou d'étirement (*forshortening*) se présente lorsque l'angle incident du faisceau radar diffère de l'angle droit (90°). Cette compression de l'information radiométrique rétrodiffusée des zones situées face au capteur radar peut être corrigée à l'aide d'une carte topographique. Par contre, si l'angle incident du faisceau est inférieur à celui de la pente locale, le sommet de la colline (segment 4-3) sera imagé avant la base parce que la distance du sommet est plus vite atteinte que cette dernière. On parle du phénomène de basculement (*layover*) de l'information rétro-diffusée par le capteur radar. Sur l'image radar, ces pixels de haute intensité paraîtront très brillants sur l'image. Une correction de cette anomalie est rendue possible grâce aussi à une carte topographique.

Un autre aspect de l'inconvénient à l'utilisation du capteur radar est le phénomène d'ombre qui se caractérise par des zones non éclairées par le faisceau radar. L'absence d'information rétro-diffusée d'une pente opposée au signal radar (segment 3-5) sera observée comme des points noirs dans l'image radar. Malgré quelques inconvénients présentés par les capteurs de

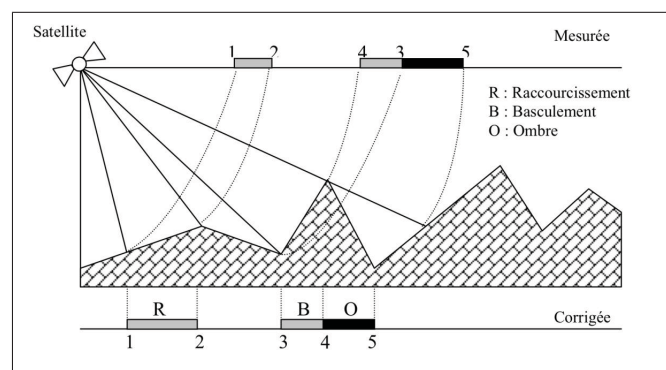


Figure 0.7 Éventuelles erreurs géométriques causées par les variations de relief

type radar tels que les chatoiements, l'aspect «*sel-poivre*», ombres radars, les repliements et les distorsions obliques, le RADAR demeure un excellent instrument favorable à la détection de cible à toutes les conditions météorologiques (voir le tableau 1). Les auteurs (Tupin *et al.*

(1998) ; Pigeon *et al.* (1999) ; Caves *et al.* (1992)) ont proposé différentes techniques réalisées avec des images radars d'ERS-1 pour l'extraction des routes.

L'utilisation de tous les différents capteurs imageurs (optiques et radars) est rendue possible grâce à des satellites qui gravitent autour de la Terre. Ces satellites possèdent une énergie cinétique suffisamment élevée pour compenser la force gravitationnelle exercée par la Terre. Plus elles sont à basse altitude, plus leur vitesse doit être grande pour échapper à cette force de gravité. En fonction du type d'observation souhaité et des zones d'intérêt, des orbites (trajectoire suivie par la masse du satellite autour d'un astre comme la Terre) seront choisies. En fonction des besoins, les satellites sont lancés avec des paramètres d'altitude et d'orbitale (voir la figure 0.8).

Les satellites ayant une orbite géostationnaire sont situés à une haute altitude (36 000 km) de la Terre au dessus de l'équateur et tournent à la même vitesse que celle-ci et demeurent en permanence fixes à la verticale de la même zone d'intérêt. Ces orbites géostationnaires donnent l'impression d'être stationnaires parce qu'elles possèdent la même vitesse que celle de la Terre. Elles sont généralement utilisées pour les applications météorologiques (Météosat, GOES, etc.), mais également pour la télécommunication.

Les satellites ayant une orbite quasi polaire ont aussi une orbite héliosynchrone. Elles sont situés à basse altitude (entre 300 kilomètres et 1500 kilomètres). Leurs orbites tournent pratiquement du nord au sud ou vice-versa en observant toujours la région d'intérêt du globe terrestre à la même heure locale solaire. Ce sont les satellites héliosynchrones qui intéressent les chercheurs et ingénieurs dans le domaine des catastrophes majeures, pour plusieurs raisons entre autres :

- étendue de la superficie des dégâts occasionnés par un désastre naturel ;
- couverture de la totalité du globe terrestre avec les zones de chevauchement entre deux fauchées adjacentes ;
- passage au nadir (la verticale au dessous du satellite) en observant toujours une même région d'intérêt à la même heure locale et bénéficie d'un fort éclairage du soleil pour

une saison particulière, ce qui constitue un facteur important. Par exemple, la mesure de l'ampleur d'une inondation ou la surveillance de la dispersion d'un déversement d'hydrocarbure ;

- possibilité d'orienter et de modifier l'angle de visé du satellite sur une zone spécifique lors de passage du satellite pour les satellites nouvellement mis en orbite.³

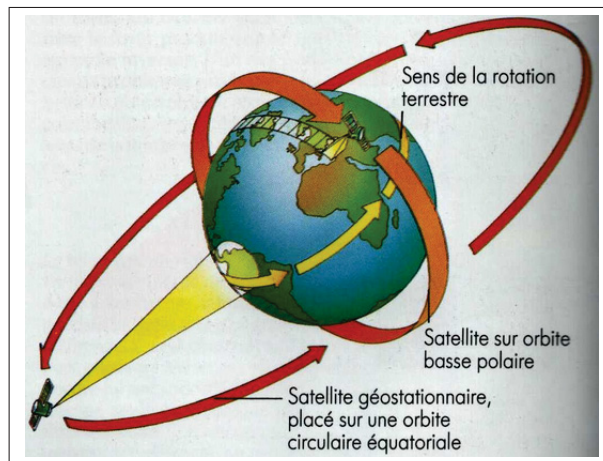


Figure 0.8 Satellites géostationnaire et héliosynchrone.
Image propriété de Google/DigitalGlobe

Pour la validation de notre méthodologie, nous devons prendre en considération certains types de routes à partir des images. Pour cela, nous présentons quelques types de routes rencontrés dans les images en fonction des villes et des continents avant de porter notre choix sur l'un d'entre eux :

- images nord-américaines : réseaux routiers quadrangulaires et plats (sans relief apparent) ;
- images européennes et asiatiques : réseaux routiers avec des trames serrées et tortueuses ;
- images des zones sinistrées : routes coupées et ponts cassés.

3. Il faut distinguer le cycle de passage (cycle orbital) qui est le temps nécessaire pour le retour du satellite sur le même point d'intérêt avec le temps de revisite où nous pouvons observer la scène plusieurs fois avant et après le cycle orbital avec les capteurs orientables.

Dans un premier temps, les tests seront faits sur certaines régions n'ayant pas subi de dégât en infrastructure (les deux images européennes rurale et péri-urbaine issues de la bibliothèque d'images d'OTB) et en deuxième temps sur une ville sinistrée en milieu urbain dense (Port-au-Prince, Haïti). D'une part, ces zones d'intérêt ont été préférées, car elles renferment certains éléments caractéristiques à mettre en évidence pour l'analyse et l'interprétation des résultats afin d'atteindre nos objectifs et répondre aux hypothèses de recherche posées et d'autre part, dans un souci de comparaison avec la littérature et les travaux antérieurs effectués dans le cadre du dit projet.

Pourquoi l'AMR ?

Cette approche a pour but de combler un vide dans l'étude de l'extraction de routes à partir d'images satellitaires à THRS. En effet, plusieurs algorithmes d'extraction de routes sont soit complets ou soit modulaires par rapport à la chaîne de traitement de l'extraction d'information dans une image numérique. Chaque algorithme présente des avantages et des limites sur plusieurs aspects :

- contexte d'application (rural, périurbain, urbain) ;
- caractéristiques pertinentes à extraire (linéique ou surfacique) ;
- jonction des segments ou vectorisation ;
- réduction des FA, etc.

Notre objectif premier est de réduire considérablement les FA et d'optimiser la vectorisation (le suivi de la route). Nous avons jugé bon de corriger cet aléa et d'apporter notre contribution à la communauté dans ce domaine. Cette approche basée sur l'AMR présente au moins quatre aspects importants :

- le filtre passe-bas employé par l'AMR adoucit les hautes fréquences et l'analyse d'image à plusieurs résolutions par l'architecture pyramidale permet le raffinement de cette analyse et diminue l'effet du bruit de numérisation ;
- le traitement de l'information de façon simultanée : l'AMR traite un grand nombre d'informations en peu de temps (le nombre d'opérations nécessaire). Ce gain de temps est justifié par le sous-échantillonnage de l'image qui réduit l'espace mémoire occupé ;
- la possibilité de parallélisme (traitement individuel et indépendant de chaque niveau). Ainsi chaque niveau d'images résultantes est traité de façon simultanée sans interférer aux calculs des autres niveaux ;
- la récursivité qui fait qu'elle se définit par elle-même (une image contenant des images similaires, successives et hiérarchisées), d'où la notion d'architecture pyramidale.

L'analyse visuelle est vue comme un *zoom* arrière qui permet de distinguer et mettre en relief les éléments physiques présents (les routes) dans l'image de la pleine résolution à la basse résolution tout en supprimant les éléments inutiles (artefacts et occlusions). Voici donc sommairement quelques avantages de l'utilisation de l'AMR à partir d'images satellitaires. Nous développerons davantage cette technique dans les chapitres ultérieurs.

Pour réaliser ce travail, un plan de présentation a été établi.

Présentation de ce mémoire

Ce document s'organise en six principaux chapitres. Nous introduisons ce mémoire avec une vue d'ensemble du contexte d'étude et son objet. Cette étape introductive sera le lieu de justification de certains des choix opérés et les techniques à employer.

Le survol sur la télédétection sera exposé au **chapitre 1**. Nous passerons en revue les différents capteurs sans oublier la notion de résolution spatiale et spectrale, et ce, depuis le processus d'acquisition des images jusqu'à la production de la carte thématique en passant par leur traitement et leur interprétation pour une application de cartographie d'occupation de sol.

Le chapitre 2 commence par une nomenclature de la route, ses variabilités intrinsèques et les différents éléments d'occlusion sur diverses zones d'intérêts. Nous exposerons une synthèse bibliographique des méthodes et techniques d'extraction de routes. Ensuite, nous analyserons les causes des échecs de ces dernières, mais également leurs aspects prometteurs pour justifier notre approche.

Le chapitre 3 sera consacré aux techniques de l'analyse multirésolution d'une image. Un rappel sera fait depuis la transformée de Fourier jusqu'à la transformée en ondelettes en passant par des techniques d'interpolation. Après avoir défini les termes importants, nous comparerons les différentes approches pyramidales en AMR avec la technique SIFT (*Scale Invariant Feature Transformation*). Nous justifierons l'emploi du noyau gaussien avec le SIFT pour notre étude.

Le chapitre 4 sera le lieu d'une étude sur les différents opérateurs de recherche de routes à travers les images satellitaires. Nous procéderons à une vue d'ensemble des opérateurs aveugles

de routes jusqu'aux opérateurs de suivi de routes. Nous élaborerons en détails les deux techniques : angle spectral et le filtre de Kalman étendu retenues dans le cadre de notre étude. L'explication détaillée de notre approche méthodologique y sera exposée. Nous expliquerons chaque étape et la pertinence de l'emploi de chaque technique dans le processus d'extraction de routes et également dans la réduction des fausses alarmes (routes ajoutées) et des routes omises à partir des images. Le filtre de Kalman sera employé pour l'optimisation des graphes dans le suivi de routes. Un point d'honneur sera mis sur l'évaluation des résultats. En effet, l'évaluation d'un système est capitale, car pour espérer obtenir un bon taux de fiabilité, cela exige en contrepartie une évaluation quantitative pour filtrer les erreurs, même si cela ne nous affranchit pas de ces dernières. La technique du *masque* sera utilisée à l'aide de vecteurs de routes de référence superposée aux graphes de routes des images résultantes pour obtenir le nombre de pixels mis en jeu et ensuite apprécier la performance de la détectabilité des routes quantitativement et qualitativement dans le processus de projection des images jusqu'à la pleine résolution spatiale.

Le chapitre 5 sera le lieu d'application de notre approche sur différentes zones d'intérêt. Nous comparerons différents résultats obtenus suivant un cadre expérimental bien établi. Les résultats seront présentés et commentés. Ensuite, une analyse et interprétation sur nos résultats dans le **chapitre 6** nous conduira à élaborer une **conclusion** qui fera ressortir les grandes lignes du mémoire qui clôturera ce document par des recommandations sur des travaux futurs.

CHAPITRE 1

LA TÉLÉDÉTECTION ET LES CATASTROPHES NATURELLES

1.1 Télédétection et traitement de l'information

La télédétection peut être définie comme étant l'acquisition et le stockage d'information sur l'environnement et les objets terrestres par le biais de mesures du rayonnement électromagnétique (RÉM) provenant de ces objets eux-mêmes, sans contact physique (à distance). En télédétection, toute cible nécessite d'être illuminée par une source d'énergie avant de pouvoir procéder au traitement et à l'interprétation de ladite cible. Deux sortes d'interaction se produisent durant le trajet de la source d'énergie vers la cible d'une part et d'autre part de la cible vers les capteurs. Ces interactions sont fonction des caractéristiques du RÉM, des propriétés de la surface de la cible et aussi des propriétés atmosphériques.

Les capteurs montés à bord des plates-formes aériennes ou spatiales ne mesurent que les RÉM de la cible d'intérêt codifié dans un format lisible par l'intermédiaire des ordinateurs. Cette énergie diffusée ou émise est enregistrée par les capteurs. c'est ainsi que les données images aéroportées sont analysées par les photointerprètes avant leurs possible intégration dans les systèmes d'informations géographiques (S.I.G.). Quant aux images stallitaires, elles sont enregistrées dans les plates formes terrestres en données numériques avant de subir des prétraitements (correction géométriques, radiométriques et atmosphériques) et des améliorations (filtrage, rehaussement, etc.) avant l'intervention des photointerprètes (voir figure 1.1). Également, après les différentes corrections géométriques et atmosphériques, on peut procéder par la classification des occupations du sol via les outils informatiques et statistiques ou extraire des paramètres physiques caractéristiques de la surface terrestre que l'on va lier les mesures de réflectance ou de températures de brillance à des grandeurs physiques ou biophysiques (humidité, température, albédéo, indice de végétation, etc.).

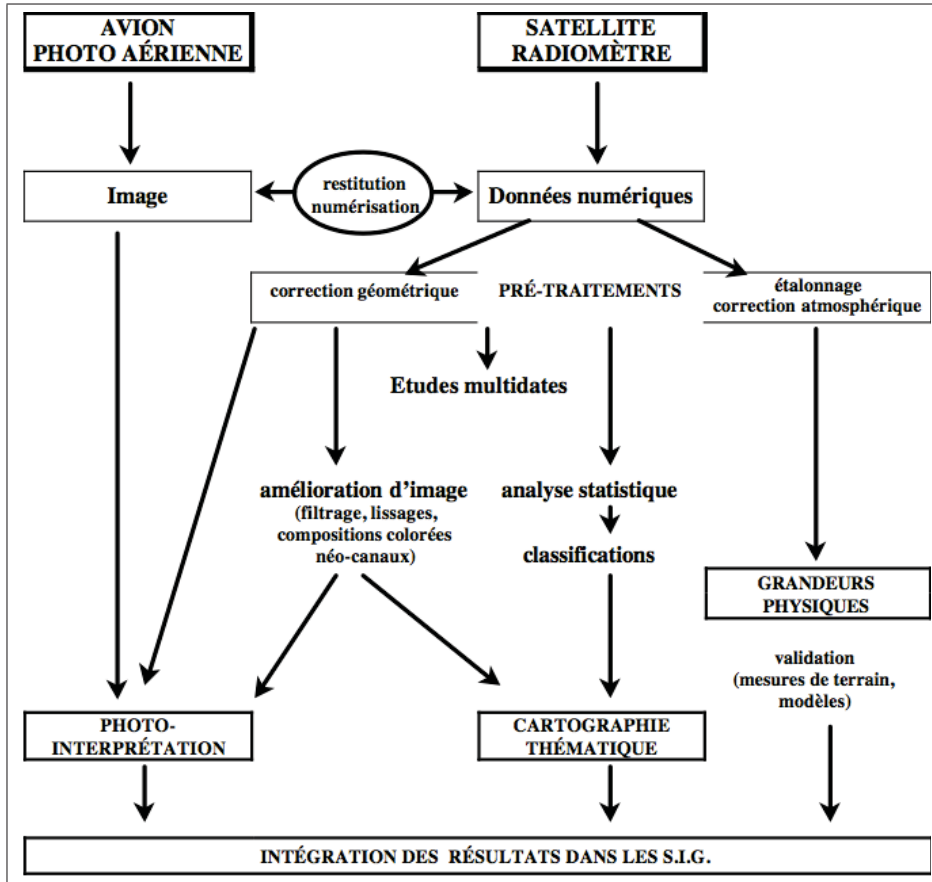


Figure 1.1 Méthode de travail en télédétection

1.1.1 Représentation et structure d'une image numérique

Une image est constituée d'un ensemble de points élémentaires appelés pixels «*picture element*». Le pixel représente ainsi une grandeur physique, la luminance ou la réflectance. Cette luminance n'est rien d'autre que l'énergie spectrale émise alors que la réflectance est cette énergie réfléchiée par unité de surface du sol en direction du capteur.

L'image est présentée sous forme de fichier à l'utilisateur via le fournisseur de l'image. En effet, l'image est divisée en deux parties distinctes : l'en-tête (les informations sur l'image) et la matrice numérique (contenu de l'image) n lignes et m colonnes. L'en-tête peut contenir des informations utiles à l'utilisateur à savoir :

- la résolution spectrale, spatiale et radiométrique ;
- les caractéristiques du capteur ;
- la date d'acquisition de l'image ;
- l'orbite du satellite.

C'est après transformation (tables de transcodage) que nous obtenons une image de données. Une fois l'image affichée ou imprimée, nous pouvons l'analyser selon les principes de l'interprétation manu-visuelle. En appliquant des principes mathématiques et statistiques appropriés, nous pouvons également la traiter par ordinateur.

Les capteurs des différents satellites optiques peuvent fournir une image MSP constituée de plusieurs bandes dont la résolution est fonction de la subdivision de la largeur des barrettes CCD «*Charge-Coupled Device*». Ainsi, les images panchromatiques mono-canal présentent une grande largeur de leur barrette. Cela leur confère une très grande résolution. La nature du

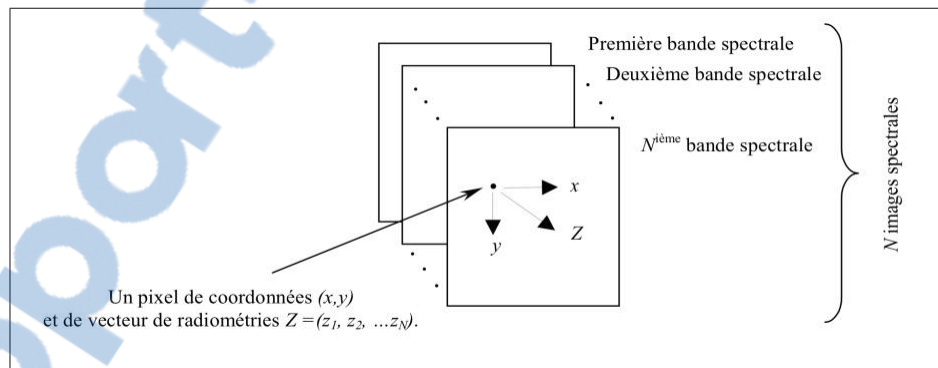


Figure 1.2 Image optique multispectrale fournie par le satellite

signal capté est d'abord analogique (*continu*), puis converti en numérique (*discrète*). Un pixel possède une valeur qui peut être une valeur scalaire, ou un vecteur représentant une couleur (trois composantes ou plus), voir la figure 1.2.

Les images dites en « *noir et blanc* » sont constituées de pixels binaires noirs ou blancs représentés par un bit ($1\text{bit} = 2^1 = 2$), soit deux possibilités (0 ou 1). Par contre, les images en

NG sont représentées par des valeurs scalaires codées généralement sur 8 bits dont l'intervalle varie entre 0 (noir) et 255 (blanc).

La luminosité de chaque pixel est représentée par une valeur numérique (NG). Le nombre maximum de niveaux d'intervalle disponible dépend du nombre de bits utilisés pour représenter l'intensité enregistrée. Ainsi, la limitation du nombre de valeurs dégrade la qualité de l'image. Par contre, une augmentation de celui-ci occupera plus d'espace de mémoire et la rendra plus volumineuse. Un compromis serait de trouver un juste milieu pour respecter les contraintes et les objectifs à atteindre sans altérer la qualité de l'image et réduire le temps de traitement de l'image. Pour illustrer nos dires, prenons un pixel codé sur 8 bits (1 octet), nous disposerons de

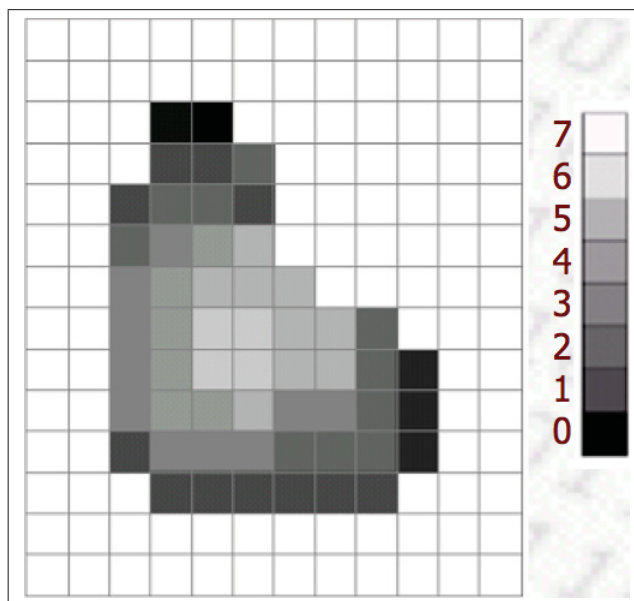


Figure 1.3 Nuance entre les ton de gris
Illustration tirée de Gonzalez et Woods (2008)

$2^8 = 256$ NG. Les images radars et les images médicales sont codées en 16 bits ($2^{16} = 65536$ NG) soit 256 fois plus pour un espace mémoire deux fois plus grand. Si l'on compare un pixel à 2 bits à un pixel codé sur 8 bits, on observera d'énormes différences dans le nombre de détails (figure 1.3 et 1.4).

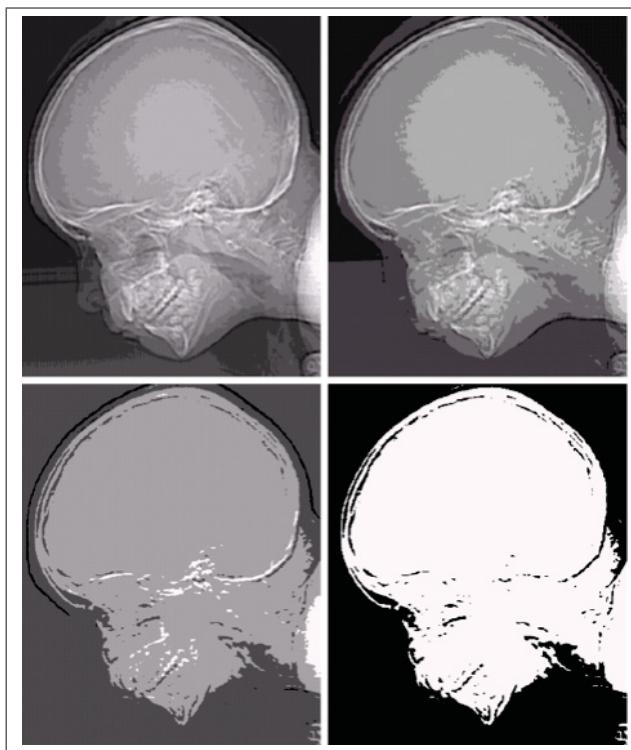


Figure 1.4 Résolution de ton de gris
série d'images tirées de Gonzalez et Woods (2008)

1.1.2 Format d'enregistrement et format d'échange d'images

Les images de télédétection sont acquises et stockées sur des supports de différents formats. Avant de parler de l'enregistrement proprement dit, nous allons expliquer le mode d'acquisition. Lorsque les capteurs d'images sont embarqués dans des satellites de télédétection, ils peuvent contenir une ou plusieurs bandes spectrales, alors les images ainsi acquises sont dites monobandes ou multibandes.

Chaque image obtenue par chaque bande spectrale est appelée canal ou bande spectrale. C'est le cas avec le satellite américain LANDSAT qui possède six bandes spectrales de TM1 à TM6 pour plusieurs thématiques d'intérêt ou encore le satellite français SPOT qui utilise les trois bandes multispectrales XS1 couvrant 0,50 à 0,59 m (vert), la bande XS2 couvrant 0,61 à 0,68 m (rouge) et la bande XS3 couvrant 0,79 à 0,89 m (proche infrarouge) pour ne citer que ceux-là.

La prise d'une même zone d'intérêt avec plusieurs canaux offre une plus value ou encore des informations complémentaires enrichissantes en fonction de la période d'acquisition, car un objet peut être plus sensible à une longueur d'onde qu'un autre et vice-versa (voir la figure 1.5). Dans les périodes de l'aurore et du crépuscule, les températures de surface des différents matériaux deviennent basses. Par contre, en pleine journée, plus précisément à midi, la température de surface des roches et du sol se distingue plus nettement de celle des végétaux, de l'eau et des terrains humides. Les températures des végétaux ont tendance à être similaires à celle de l'eau. D'où l'intérêt de l'emploi d'une multitude de bandes spectrales pour acquérir plus de renseignements sur une zone d'étude si cela est possible. La diversité des formats d'image a

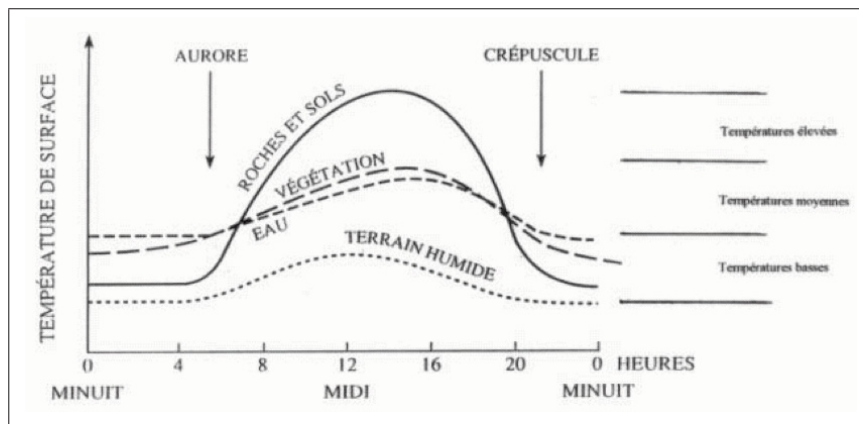


Figure 1.5 Courbes de réflectance en fonction de la période d'acquisition tirée de Bonn et Rochon (1992)

pour but de répondre de façon optimale à des besoins particuliers. De ce fait, plusieurs formats standard ont vu le jour. Mais, depuis plusieurs années les fournisseurs d'images de télédétection structurent leurs fichiers-images transférés chez l'utilisateur selon des standards internationaux. Certains formats propriétaires (.raw) sont difficilement lisibles avec d'autres logiciels alors que d'autres formats (.bmp, .gif, .tiff, .geotiff, .jpeg, .png, etc.) se sont vus imposés et servent de standard en matière d'échange de données d'images entre utilisateurs. Certains logiciels commerciaux de traitement d'images contiennent des modules pouvant traduire une multitude de formats selon leurs propres spécifications d'archivage d'images. C'est le cas de l'équipe du

département de traitement d'images de TELECOM ParisTech qui utilise un format spécifique pour la manipulation et l'archivage des images ¹.

Certains outils tels que MRT (Modis Reprojection Tool) disponible gratuitement, permettent de lire les données au format HDF, extraire les canaux d'intérêt et les régions désirées à partir des coordonnées géographiques ainsi que des transformations dans différents systèmes de projection et définir un autre format en sortie. Pour notre étude, ce qui nous a guidé est le critère de compression sans perte d'informations. De ce fait, nous emploierons les formats *.tiff*, *.geotiff* pour les logiciels Matlab et Orfeo Toolbox (OTB). Aussi, si nécessaire nous emploierons le format (*.raw*) pour le logiciel PCI-géomatica. La plupart des images que nous utiliserons seront des formats avec compression pour gérer le stockage de grandes tailles de données à manipuler. Les formats tels que *.tiff*, *.geotiff* et *.jpeg* seront considérés. Parmi ceux-ci, les formats (*.tiff* et *.jpeg*) seront l'un des plus prisé dû au fait que la plupart des images de crises majeures peuvent être téléchargées sur la toile (*web*) pour nos utilisations. Pour information, le format *.jpeg2000* vient à juste nommé comme complément de *.jpeg* pour résoudre certains problèmes auxquels étaient confronté le format *.jpeg* (internet, appareils photos, scanners, images satellitaires, imagerie médicale, etc.).

Pour les images optiques et radars de *.jpeg2000* doivent traiter les images au fur et à mesure de la réception des lignes de l'image sans avoir à les stocker avant de procéder à la compression. Le rapport *compression/distorsion* de *.jpeg2000* est supérieur à celui de *.jpeg*. Les deux critères majeurs qui retiendront notre attention seront la capacité de stockage et le taux de perte d'information dans le choix des formats d'images. Ce tour d'horizon effectué sur les différents formats est juste pour indiquer au lecteur les différents champs d'applications possibles de ceux-ci dans le cadre du traitement d'images. Notre projet est basé certes sur le traitement des images numériques en général, mais en particulier sur les images satellitaires. Au vu de ce qui précède, les qualités recherchées dans le cadre de notre étude sont plutôt la qualité de l'image et l'espace mémoire nécessaire pour son stockage. En somme, un bon compromis

1. L'équipe a commencé à utiliser son propre format il y a 30 ans de cela où il n'existait pas de standard. Une image est archivée avec deux fichiers : une image en NG-8 bits avec l'extension *.ima* d'une part et d'autre part, des données auxiliaires en ASCII (American Standard Code for Information Interchange) avec l'extension *.dim*. Ces images sont très faciles d'utilisation, car elle n'est pas comprimée.

Tableau 1.1 Vue d'ensemble des formats utilisés dans le projet

	Compression avec perte d'info	Compression sans perte d'info
Tiff	-	✓
Gif	-	✓
Png	-	✓
Jpeg	✓	-
Jpeg2000	✓	-

entre un bon taux de compression (*moins de perte d'informations*) de l'image et une meilleure qualité visuelle des éléments d'intérêt pour leur manipulation. C'est ainsi que le tableau 1.1 ci-dessus nous montre bien les différents formats d'images tels que *tiff*, *gif*, *png* qui représentent un intérêt pour notre étude à cause de leurs propriétés (compression sans perte d'information).

1.2 Choix du type d'images de télédétection

Le choix de l'image appropriée est fonction de plusieurs paramètres : la nature de l'objet à extraire, l'application et le but de l'application. Ces indices seront déterminants pour les caractéristiques du capteur afin que les photointerprètes soient confortables dans leurs tâches. Les éléments de base du capteur jouent un rôle important dans le choix judicieux de l'image. Les capteurs sont conçus en fonction de l'absorption du RÉM.

1.2.1 Mesures du RÉM et domaine de détection

Les capteurs des satellites ou des avions aéroportés mesurent des RÉM et leur interaction avec la matière peut différer d'une façon significative. En effet, le RÉM est une énergie générée par deux sortes de source : l'une naturelle (soleil) et l'autre artificielle (*laser ou radar*). Ainsi, la quantité importante d'énergie mesurée, appelée flux du RÉM, est nécessaire pour créer une image utile de l'objet observé. Le RÉM est composé d'un champ électrique et d'un champ magnétique perpendiculaires entre eux. Le champ électrique est lui-même perpendiculaire à la direction de propagation du rayonnement. Les deux champs se déplacent à la vitesse de la

lumière. Le spectre ÉM s'étend des courtes longueurs d'onde (*gamma*, *rayon X*) aux grandes longueurs d'onde (micro-ondes, ondes radio).

La télédétection utilise plusieurs régions du spectre. Le champ de détection est restreint à cause de la diffusion intense du rayonnement solaire et d'une forte absorption du RÉM à des longueurs d'ondes spécifiques par l'atmosphère. Ce champ restreint pour la détection est une partie du spectre électromagnétique appelée *fenêtre atmosphérique* et agit comme un filtre où des images du rayonnement solaire réfléchi ou émi opèrent (voir la figure 1.6) : VIS (*visible*, ce que nos yeux décèlent), PIR (*proche infrarouge*) et deux autres fenêtres IROC (*infrarouge à ondes courtes*). En mesurant l'énergie réfléchi ou émise par la cible dans une variété de

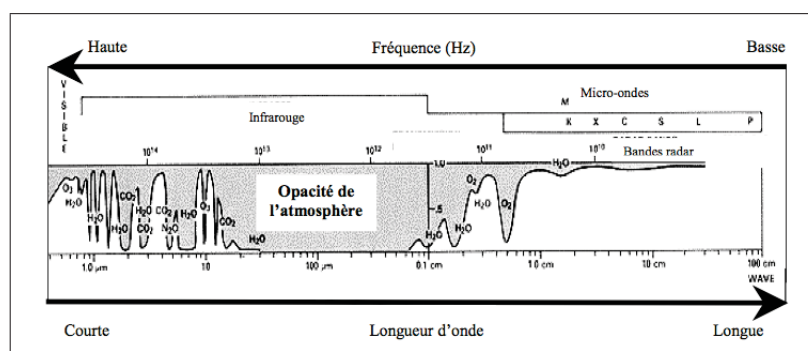


Figure 1.6 Principales fenêtres atmosphériques du RÉM

longueurs d'onde, on arrive à constituer une signature spectrale pour une cible donnée (voir la figure 1.7). On observe à travers la courbe de réflectance que l'eau se déplace vers les grandes longueurs d'onde, même si elle absorbe les grandes longueurs d'onde du RÉM du VIS et du PIR. Cela peut s'expliquer par le fait que les sédiments en suspension réduisent la transmission et augmentent la réflexion, d'où l'aspect brillant de l'eau dans ces conditions. En général, on a tendance à confondre ou à considérer que l'eau possède la même nature et propriété dans diverses conditions. En effet, il faut distinguer l'eau claire (*peu profonde*) de l'eau turbide (*contenant des sédiments en suspension*). On sait par ailleurs que la chlorophylle, une molécule qu'on retrouve à l'intérieur des feuilles vertes, absorbe fortement les longueurs d'onde du rouge et du bleu, mais réfléchit le vert. Ce qui nous amène à dire que l'eau et la végétation

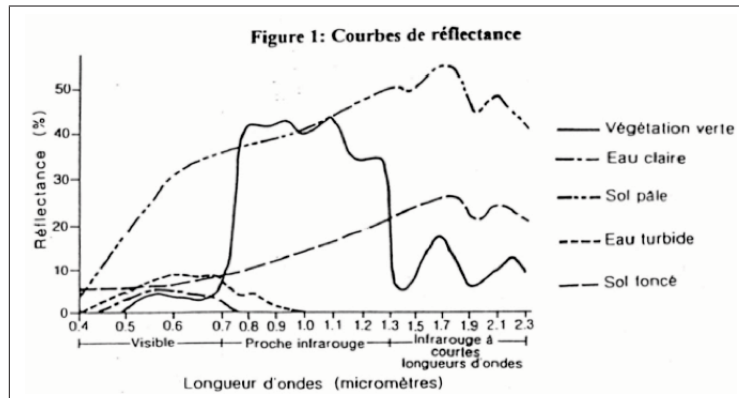


Figure 1.7 Courbe de réflectance

peuvent avoir une signature spectrale pratiquement similaire (voir la figure 1.7) aux longueurs d'onde du RÉM du VIS (0,5 à 0,7 μm), mais distinguable dans l'infrarouge thermique (IRT) à partir de 0,7 μm .

La comparaison de différentes signatures permet certes une nette distinction selon les longueurs d'onde, mais dépend fortement de plusieurs paramètres. En effet, la signature spectrale peut varier pour la même cible, aussi bien dans le temps que dans l'espace, ce qui peut biaiser l'interprétation des différents phénomènes (voir la figure 1.5).

Tableau 1.2 Caractéristiques intrinsèque des capteurs

Les éléments de base des capteurs	
Système optique	Détermine la géométrie de l'image (taille, forme), angle de prise de vue
Filtre spectral	Définit les bandes spectrales dans lesquels on enregistre l'énergie recue
Détecteur	dont la sensibilité conditionne les résolutions spectrales et radiométrie
Caractéristiques des données collectées	
Résolution spatiale	Taille au sol des pixels, étendue des images
Résolution spectrale	Largeur des bandes spectrales détectées
Résolution temporelle	Intervalle entre les prises de vue d'un même lieu

1.2.2 Caractéristiques spectrales

La résolution spectrale est interprétée comme étant le rayonnement émis, réfléchi ou diffusé par un objet qui fournit des informations sur les caractéristiques de la matière dont la nature dépend fortement de la longueur d'onde. Chaque objet observé possède une *empreinte* caractérisée par une signature spectrale. Une signature spectrale est définie par une courbe de réflectance (*pourcentage d'énergie réfléchie*) de l'objet en fonction de la longueur d'onde.

Ainsi, la mesure des propriétés du rayonnement observé de l'objet est fonction de la configuration du capteur dans sa capacité à intercepter une partie du champ électromagnétique au travers des bandes spectrales.

La résolution spectrale est la capacité d'un capteur à utiliser de «*petites fenêtres*» de longueurs d'onde pour distinguer les objets d'intérêts par rapport à la plage de longueur d'onde du spectre ÉM. Plus ces dites «fenêtres» sont étroites, plus fine est la résolution spectrale. La combinaison des bandes spectrales les plus appropriées pourra mieux discriminer les signatures spectrales des matériaux ou des phénomènes terrestres. Les images numériques formées par les RÉM solaires réfléchies selon **une seule large bande** spectrale ou canal couvrant une bonne partie (0,4 à 0,7 μm) du spectre du VIS et dans plusieurs cas du PIR sont appelées panchromatiques². Cette propriété offre l'avantage d'une meilleure résolution spatiale à cause de l'énergie d'éclairage plus dense. Pour compenser la faible résolution spatiale des images MSP, l'on se sert de la technique de fusion «*pansharpening*». Cela est un bon compromis de combinaison des informations spatiales et spectrales d'une même scène pour raffiner la résolution spatiale de l'information MSP associée.

Lorsque le flux magnétique est mesuré dans plusieurs bandes spectrales en simultané on parle de *multispectrales* (MSP) ou *hyper-spectrales* (HSP)³. Certains capteurs MSP possèdent une bande panchromatique (PAN) et acquièrent les images dans les deux modes simultanément.

2. Les images panchromatiques couvrent l'ensemble des RÉM associé au spectre du visible sur une seule bande pour offrir une meilleure résolution spatiale.

3. nous observons trois niveaux de résolution spectrale, *faible résolution spectrale* (3 bandes ou moins) ; MSP : *moyenne résolution spectrale* (3 à 15 bandes) ; HSP : *haute résolution spectrale* (une centaine de bandes).

Par contre, celles qui en possèdent 15 et plus, de résolution spectrale plus fine (grande plage de fréquences) sont appelées *hyperspectrales* (HSP).

1.2.3 Caractéristiques radiométriques

Elles sont définies par la profondeur du pixel, c'est-à-dire la différence du NG entre deux pixels ou encore par le rapport *signal/bruit*. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences d'intensité. Le niveau de gris d'une image couvrant une plage de brillance définit la résolution radiométrique du capteur. Le NG permet de discriminer deux objets de brillance voisine. Le nombre maximum de niveaux d'intensité disponible est fonction du nombre de bits utilisés pour représenter l'intensité enregistrée. La gamme dynamique du capteur pour représenter plusieurs niveaux d'éclairement est soit 8, 12 ou 16 bits. Les données recueillies sont enregistrées et affichées en tons de gris disponibles. On peut constater une grande différence dans le nombre de détails pour discriminer les objets selon le capteur employé et les objectifs. En effet, on est confronté à un problème de dualité. On voudrait plus de détails avec une grande qualité visuelle d'une part et d'autre part obtenir des images moins volumineuses. Avec un nombre élevé de bits, la nuance et le contraste sont remarquables et peuvent faire la différence. Ainsi, cette différence de niveau de bits donne un bon contraste aux images du satellite SPOT par rapport aux images IRS (Indian Remote Sensing Satellite) pour l'extraction des structures dans une image en particulier des routes d'avec son environnement hétérogène.

1.2.4 Caractéristiques spatiales

Elles sont définies par la taille du pixel au sol. Selon la littérature et des recherches sur l'Internet, une règle empirique indique qu'il faudrait que l'objet observé ait une taille au moins quatre fois plus grande que celle du pixel de l'image pour qu'on puisse le détecter. En l'absence d'interactions atmosphériques, la représentation d'une route est intimement liée à sa taille et à la valeur du pixel représentatif de cette route.

En somme, les caractéristiques spatiales sont les capacités du capteur à distinguer deux objets voisins⁴. Cependant, certaines conditions d'acquisitions peuvent faire la différence. Ainsi, les images acquises à la même résolution spatiale par deux capteurs différents peuvent présenter des nuances de gris par leurs capacités à restituer la forme des objets. La période d'acquisition et l'angle de visé de ces deux capteurs peuvent en être l'une des causes. Cela est aussi vrai que cette différenciation spatiale est fonction de plusieurs facteurs (angle de visée du capteur, hauteur de la plate forme, taille et caractéristiques du capteur, etc.).

En fonction de la résolution du capteur et de son angle de visée, la représentation visuelle peut varier. Certains éléments peuvent être mis en relief ou bien localisés par rapport à d'autres. On parle de l'effet d'échelle. L'un de nos buts est de pouvoir représenter une scène de catastrophe avec la plus grande simplicité de localisation des structures linéaires telles que les routes à partir d'une image satellitaire.

En cartographie, la représentation graphique d'une scène peut être considérée comme un modèle simplifié de la réalité. La carte est caractérisée par deux entités : la localisation et les attributs (observation ou mesure) d'un objet donné tels que le réseau routiers, la température, le sol, etc. Le modèle réduit et la réalité sont intimement liés par une relation qualifiée d'échelle cartographique.

La notion d'échelle peut se définir comme le rapport entre la distance que l'on mesure sur une image ou une carte, et la distance correspondante au sol et s'illustre comme suit : lorsque le dénominateur est grand, c'est-à-dire le rapport devient petit (par exemple 1 :900 000), on parle de cartes à petite échelle, tandis que les cartes pour lesquelles ce rapport est plus grand (exemple 1 :9 000) sont des cartes à grande échelle. Avec une carte à grande échelle on observe les structures de grandes dimensions et aussi les détails fins (voir la figure 1.8). L'exemple sur la figure 1.8 pouvant s'interpréter comme toute route prise au sol distant de 900 000 cm (9 km) en réalité est représentée par une route distante de 1 cm sur la carte, où un centimètre sur la carte représente en réalité 9 km. La dimension de l'objet à détecter doit être supérieure

4. On observe trois niveaux de résolution spatiale : *résolution spatiale élevée* (0,6 m à 4 m), *résolution spatiale moyenne* (4 m à 30 m), *résolution spatiale faible* (30 m à 1000 m).

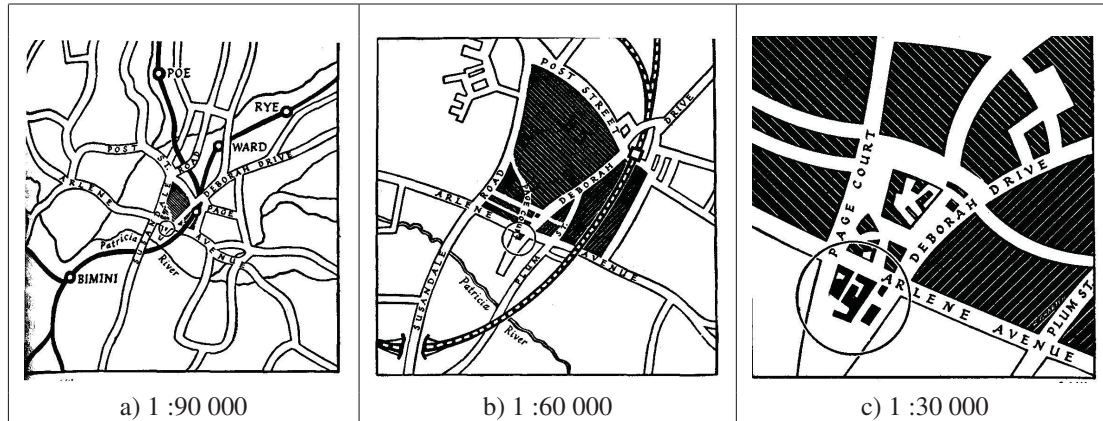


Figure 1.8 Notion d'échelle, illustration tirée de Cavayas (2008)

ou égale à celle de la cellule de résolution spatiale sinon la détection sera difficile. Pour une simple détection, la taille du pixel peut être plus grande que celle de la route à condition que le contraste de cette dernière avec son environnement immédiat soit suffisant. Ainsi, une route de 8 mètres de largeur peut être localisée dans un pixel de 20 mètres de côté. Elle sera détectée, mais pas bien localisée. Une vue d'ensemble de différents capteurs à différentes résolutions spatiales illustre bien ce phénomène (voir la figure 1.9). Une taille appropriée du pixel sera

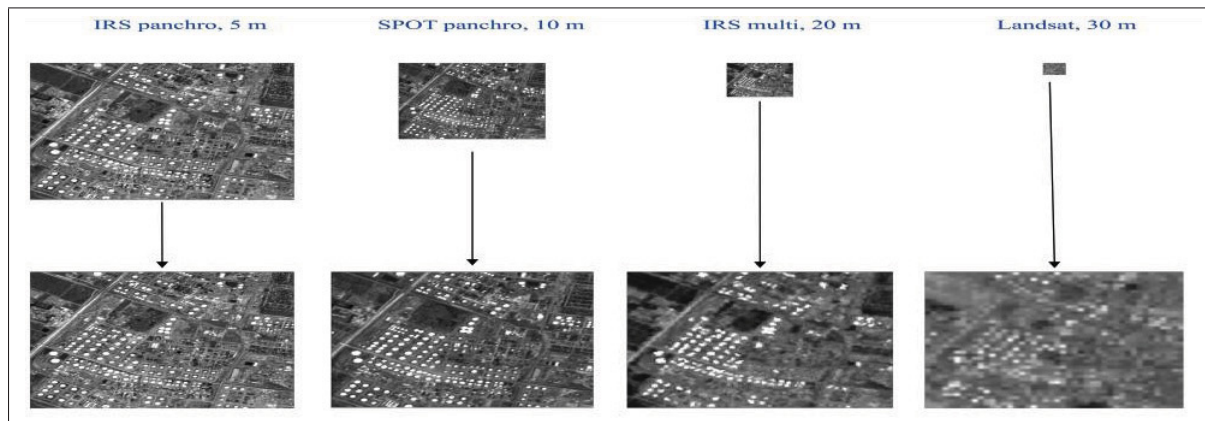


Figure 1.9 Divers capteurs à résolutions différentes, illustration tirée de Cavayas (2008)

nécessaire pour l'identification de la route. Pour les structures surfaciques : pour un pixel de 20 mètres de côté, une route large de 20 à 25 mètres nous indiquera qu'il s'agit d'une voie avec

bordure (doubles voies). La réduction de la taille du pixel permet d'obtenir un grand nombre de «*pixels-routes*» pour l'identification de la route.

Avec l'approche de la multiéchelle qui peut être vue comme un *zoom avant* ou un *zoom arrière*, on arrive à analyser plusieurs objets à partir d'une image, par exemple les différents segments de routes.

Si les photographies aériennes sont considérées comme étant des images à THRS alors les satellites tels que IKONOS (1 *mètre de résolution*) sont considérés comme étant des images à THRS également (Toutin et Gray (2000)). On déduit que les autres satellites comme SPOT/PAN (5 *mètres de résolution*), RADARSAT en mode fin (8 *mètres de résolution*) et SPOT/XS (20 *mètres de résolution*) est considéré comme étant de HRS. Il faut rappeler que le satellite canadien RADARSAT2 possède un mode Spotlight (projecteur) à 1 *mètre*, ce qui le place dans la catégorie THRS pour ce mode.

Dans le passé, un des avantages à utiliser des images satellites comparativement aux photographies aériennes était dû au fait que les images satellitaires sont produites dans un format numérique qui les rendait manipulables par ordinateur pour des inventaires automatiques (Hoffer *et al.* (1986)). Les photographies aériennes sont préalablement scannées (balayées) pour le format numérique afin de procéder aux manipulations. Mais de nos jours, toutes les photographies aériennes sont pratiquement numériques. Une fois l'image numérique obtenue, elle est rehaussée par l'ordinateur pour en faire un produit d'interprétation ou de classification par des algorithmes de décision qui permettra ensuite l'étiquetage des routes à partir des valeurs de radiance (Hoffer *et al.* (1986)). L'étendue des zones sinistrées à cartographier et les multiples bandes spectrales des capteurs sont entre autres autant d'avantages pour les images satellitaires par rapport aux photographies aériennes.

Pour certaines régions situées en terrains accidentés (par exemple les montagnes Rocheuses), il faudrait patienter plusieurs mois avant d'obtenir des conditions correctes pour une prise de

photographie aérienne. On parle de résolution temporelle, le temps qui s'écoule entre deux observations. On observe trois niveaux de résolution temporelle.⁵

D'autre part, en milieu urbain, il sera souhaitable d'avoir une haute résolution spatiale et une moins bonne résolution spectrale (mode panchromatique) (pour le Développement de la Télé-détection Aérospatiale (1995)). Cela se justifie par une forte hétérogénéité entre les signatures de la route et celles de son voisinage immédiat. On pourrait également augmenter la résolution spatiale en procédant par des méthodes de fusion des canaux multispectraux avec l'injection d'informations à HRS provenant du canal panchromatique (Wald (2002) ; Ranchin *et al.* (2003)). Certaines bandes spectrales apportent des informations supplémentaires pour discriminer les objets sur l'image.

Dans le cadre spécifique d'une catastrophe majeure qui nécessite l'activation de la Charte internationale, la production d'une cartographie rapide des zones sinistrées est primordiale. Pour cette application spécifique, les caractéristiques recherchées sont :

- une grande fréquence d'observation des régions affectées ;
- une résolution spatiale élevée ;
- une résolution spectrale moins élevée.

Les caractéristiques liées à la faiblesse des résolutions spatiales peuvent être comblées par des techniques de fusion en utilisant les hautes résolutions spectrales citées plus haut. Mais, il faut cependant admettre que ces précautions à prendre pour le choix de l'image demeurent toujours fonction de l'application. Les résolutions spatiales et les résolutions spectrales des systèmes de télédétection imposent des limitations en pratique. En pratique, la résolution spectrale est associée à une moyenne ou une faible résolution spatiale et vice-versa. La recherche d'un meilleur compromis est souhaitable. Car pour discriminer les infrastructures de communication telles que les routes avec leurs environnements immédiats (très forte hétérogénéité entre les signaux spectraux) sur le terrain des opérations, nous aurons fort besoin d'une très haute résolution

5. *résolution élevée* : 1 à 3 jours ; *résolution moyenne* : 4 à 16 jours ; *résolution faible* : plus de 16 jours.

spatiale. Cela sera aussi profitable de considérer la résolution spatiale pour avoir une idée sur l'ampleur des dégâts ou de localiser d'autres structures d'intérêt, après un désastre naturel. Pour notre étude, les opérateurs de recherche de routes à partir des images satellitaires parviennent à détecter dans un milieu hétérogène les routes d'avec leur environnement immédiat. Puisque nous voulions circonscrire l'ensemble des routes sinistrées, une image de très haute résolution spatiale serait mieux indiquée pour notre étude.

Selon Inglada et Giros (2004), pour améliorer le temps de réponse qui est en général de 48 heures en cas de catastrophe majeure à partir d'une image, il est souhaitable d'employer une résolution spatiale minimale de l'ordre de 10 mètres couplés avec des informations multispectrales. Cette résolution spatiale minimale de l'ordre de 10 mètres offre un avantage d'observation sans ambiguïté d'infrastructures développées par l'homme. En plus, les bandes RVB sont adaptées et appropriées pour l'analyse des infrastructures créés par les architectes.

L'analyse d'une scène en imagerie aérienne ou satellitaire a pour objectif de décrire le contenu et la structure de celle-ci sous plusieurs aspects : *géométrique, topologique et sémantique*. En général, l'acquisition de données pour la constitution d'une base de données à des fins de traitement exige des satellites performants. La plupart des satellites accessibles pour la couverture des dégâts des infrastructures et la détection de routes sont détaillés ci-dessous.

1.3 Principaux capteurs optiques pour l'extraction de routes

Il existe plusieurs satellites à très haute résolution spatiale en orbite. Pour notre étude, nous nous baserons sur quelques-uns. Le tableau 1.3 nous donne une idée succincte des capteurs sélectionnés dans le cadre de notre étude. Nous allons définir et comparer plus en détail des capteurs de HRS et des capteurs de THRS pour montrer non seulement la prouesse de l'évolution depuis les premiers lancement des satellites, mais la plus-value des capteurs de THRS. On remarque que les satellites présentés dans le tableau 1.3 sont tous sous-métriques à part le satellite SPOT avec une résolution entre 5 mètres et 2,5 mètres.

Système LANDSAT. Les différents capteurs de LANDSAT (USA) sont en orbite depuis 1972 (Landsat MSS : MultiSpectral Scanner) et fut l'un des tout premiers satellites pouvant fournir

Tableau 1.3 Les satellites à très haute résolution spatiale

	Mise en orbite	Altitude	Fauchée	Bande Panchromatique	Bande Multispectrale
IKONOS (Usa)	24 Sept. 1999	681 km	11,3 km	1 m-0,81 m	4 m-3,2 m
SPOT (France)	3 Mai 2002	822 km	60 km	2,5 m-5 m	10 m-20 m
QUICBIRD (Usa)	18 Oct. 2001	450 km	16,5 km	0,60 m-0,61 m	2,4m-2,44m
GEOEYES (Usa)	6 Sept. 2008	684 km	100 km	0,5 m-0,41 m	2 m-1,65 m

des images du globe terrestre sur une base régulière et prévisible. Ils sont initialement conçus pour la discrimination de la végétation et l'occupation du sol et non pour la cartographie. Les trois premiers capteurs qui peuvent nous intéresser sont situés à 900 km avec une répétitivité de 16 jours croisant l'équateur le matin afin de profiter de l'illumination optimale du soleil. Ensuite, le satellite Américain Landsat TM5 possède six bandes spectrales du visible et de l'infrarouge (proche, moyen) de 30 mètres de résolution au sol et une bande de l'infrarouge thermique de 120 mètres de résolution au sol. Actuellement, le satellite Landsat TM7 possède 8 bandes spectrales dont six bandes de résolution 30 mètres au sol, une bande thermique de 120 mètres de résolution au sol et une bande panchromatique de 15 mètres de résolution au sol.

Système SPOT. Le système SPOT (Français) mis en orbite en 1970 et 1986 sur une orbite *héliosynchrone* polaire avec une altitude de 830 km et une répétitivité de 26 jours croise l'équateur vers 10 h 30. Le CNES (France) en collaboration avec la Suède et la Belgique a lancé successivement SPOT 1, SPOT 2 et SPOT 3, respectivement en 1990, 1993 et 1998. Ces derniers sont munis d'instrument HRV (haute résolution dans le VIS) fournissant une image dans la bande PAN et trois images dans le Rouge, Vert et PIR. En 1998, le Spot 4 est lancé avec un HRG (*High Resolution Geometric*) qui fournit des images de 5 mètres de résolution. Le dernier satellite SPOT5 lancé dans la nuit du 3 au 4 mai 2002 possède en plus des caractéristiques des quatre premiers, un instrument HRS (*High Resolution Sterescopy*). L'instrument HRS est destiné à l'imagerie stéréoscopique pour construire des modèles numériques de terrain (MNT) bénéfiques pour la cartographie urbaine et autres applications similaires. Ce capteur fonctionne en mode stéréoscopique avec deux inclinaisons, une de visée oblique et l'autre en visée avant-

arrière qui lui octroie un avantage sans précédent sur les autres capteurs d'autres satellites avec une fauchée de 60 km (couverture journalière) de la quasi-totalité des terres émergées. De plus avec une résolution de 2,5 mètres en mode panchromatique, 10 mètres en mode multispectral (visible et proche infrarouge) et 20 mètres dans la bande infrarouge moyen, il opère aussi bien simultanément ou indépendamment en mode panchromatique ou en mode multibande.

Système IRS. La série de satellites IRS combine les caractéristiques des deux précédents capteurs TM de Landsat et HRV de SPOT. En plus, l'IRS-1 C a trois capteurs : une caméra de haute résolution à une bande (PAN), le LISS-III (*Linear Imaging Self-scanning Sensor*) et un capteur à deux bandes WIFS (*Wide Field Sensor*) de faible résolution.

Système QUICKBIRD. Le satellite Quickbird 2 de Digital Globe (USA) a été lancé en orbite quasipolaire héliosynchrone le 18 octobre 2001 avec une fauchée de 16,5 km au nadir. Il est l'un des meilleurs de sa génération pour les satellites commerciaux en termes de largeur de bande, capacité de stockage à bord et de résolution spatiale. Avec un seul passage, le système est capable de couvrir une très grande superficie. Il a un temps de revisite de 1 à 3,5 jours avec une altitude de 450 km et une inclinaison de 98 degrés. Son avancée technologie, qui lui confère un très grand degré de précision pour sa géoréférenciation, lui permet de collecter des images en deux modes : des images MSP de 2,4 m de résolution et des images PAN de 0,60 m de résolution spatiale.

Système GEOEYES. L'un des satellites les plus récents est lancé le 6 septembre 2008 aux États-Unis à 681 km en orbite quasi-polaire héliosynchrone avec 60 degrés d'inclinaison. Ce satellite commercial fournit des images à très hautes résolutions spatiales de 0,41 m et 1,65 m pour le mode PAN et le mode MSP. Mais une loi américaine interdit l'utilisation de ces très hautes résolutions spatiales à des fins commerciales. Cependant, l'agence met à disposition des résolutions de 0,50 m et 2 m respectivement pour le mode panchromatique et le mode multispectral. Nous pouvons également observer l'utilisation de ces images à travers *Google Earth et Google Maps* sur le Web.

Système IKONOS. Les images IKONOS sont des produits de GeoEyes. Il a été le premier satellite très haute résolution spatiale de Washington D.C. lancé en orbite polaire héliosynchrone en 1999 à 681 km d'altitude. Il offre des images panchromatiques d'une résolution de 1 mètre et des images multispectrales de 4 mètres de résolution spatiale.

La majeure partie des images issues des capteurs doivent subir des pré-traitements avant leur utilisation compte tenu des perturbations atmosphériques et des distorsions géométriques.

1.4 Prétraitement des données satellitaires

Il existe trois types de correction de données satellitaires indispensables afin de permettre des comparaisons des images temporelles (multidates), mais aussi une meilleure compatibilité avec les documents existants (cartes topographiques). Il faudra définir les transformations et les techniques nécessaires pour l'obtention du produit final qu'est la carte thématique. Dans cette optique, il faut distinguer les différentes corrections à apporter aux images satellitaires (SPOT, LANDSAT, IKONOS, ASTER, QUICKBIRD...) : corrections géométriques, corrections radiométriques et corrections atmosphériques. Les différentes images subissent des prétraitements de base (la géoréférentiation) avant d'effectuer les corrections ci-mentionnées. Ainsi, les niveaux de pré-traitement d'une scène SPOT sont :

- *niveau 1A* : égalisation des détecteurs dans chaque bande spectrale ;
- *niveau 1B* : correction radiométrique et géométrique des déformations systématiques introduites par la plate forme ;
- *niveau 2A* : correction géométrique pour restituer la scène dans une projection géographique donnée sans points d'appui ou points de contrôle ;⁶
- *niveau 2B* : idem au niveau 2A avec l'intervention des points d'appui qui lui confèrent plus de précision ;
- *niveau 3* : idem comme le niveau 2B, mais cette fois-ci, il tient compte des modèles numériques de terrain pour mieux apprécier l'altitude approchée en chaque point.

6. Les points de contrôle sont des éléments planimétriques dont les coordonnées sont connues sur l'image (ligne, colonne) et selon le système de coordonnées utilisé comme référence.

1.4.1 Corrections géométriques

La précision de la correction géométrique a une grande influence sur les étapes ultérieures de l'analyse qui nécessitent une mise en correspondance ou une superposition parfaite des images. Le but est de corriger les distorsions géométriques de l'image dont les sources sont diverses. Mais il faut reconnaître que cela s'avère presque impossible d'obtenir une correction idéale à cause de multiples sources d'erreurs qui entraînent des déformations spatiales et provoquent en plus des distorsions géométriques aux images. Une information altérée par l'ensemble de ces facteurs peut induire la fonction de transfert spatialement. Les sources d'erreurs peuvent être catégorisées selon 3 diverses origines :

- le milieu d'observation (rotation et courbure de la terre, effets topographiques) ;
- les erreurs de mesure (largeur du champ de vision, angle d'incidence ;
- les mouvements de la plate-forme (variation de l'altitude, de la latitude et de la vitesse ;

Il n'y a pas de méthode standard. Le choix d'une méthode de correction géométrique appropriée dépend fortement des critères liés aux objectifs fixés et aux informations disponibles sur le site d'étude. Selon la source et l'origine de la distorsion, on peut proposer quelques approches pour la correction des distorsions géométrique.

La méthode d'orthorectification⁷ tient compte des paramètres relatifs au satellite et du modèle numérique d'altitude (Toutin et Carbonneau (1992)). On intègre plusieurs paramètres dans un modèle mathématique qui tient compte de la réalité physique lors de la formation de l'image.

La méthode de régression polynomiale est basée sur une relation mathématique entre les coordonnées d'un ensemble de points de l'image brute (points d'appui) et les coordonnées réelles de ces points sur le terrain. Le plus souvent, on prend les intersections des infrastructures fixes (routes, bâtiments, rivières, chemin de fer, etc.) sur une carte topographique comme référence.

7. *L'ortho-rectification* est une méthode de rectification ou de correction géométrique des images à cause des aberrations du capteur entraînant des distorsions non linéaires de l'image et aussi des déformations géométriques provoquées par la rotondité et le relief de la terre. On sait que l'image est de nature bidimensionnelle et n'est qu'une projection sur un plan de la réalité tridimensionnelle. On essaie d'emmener l'image à l'étude, la plus conforme à la réalité du terrain par des fonctions mathématiques.

1.4.2 Corrections radiométriques

Les corrections radiométriques concernent les données brutes. Le but est d'apporter une amélioration sur la qualité des données par une réduction du bruit (par exemple les effets atmosphériques liés à la diffusion, l'absorption et le bruit des scanners) contenu dans celles-ci. Mais souvent, les corrections relatives au capteur sont normalement déjà effectuées par les centres d'acquisition des données images. Ces effets sont variables dans le temps et dans l'espace, d'où l'utilisation de modèles physiques de l'atmosphère ou de mesures au sol où à chaque capteur correspondent des corrections radiométriques particulières. Plusieurs logiciels de traitement d'images satellitaires, par exemple le logiciel de traitement *PCI Geomatica*, prennent en compte automatiquement les informations issues des capteurs.

1.4.3 Perturbations atmosphériques

Depuis l'espace, nous observons la surface terrestre à travers les interactions du rayonnement solaire avec l'élément ciblé. On sait également qu'il existe des échanges entre le rayonnement électromagnétique et le milieu gazeux. Pour dire qu'il n'y a pas que le RÉM qui arrive tout seul au capteur, d'autres facteurs sont à prendre en considération, par exemple les aérosols (particules, liquides ou solides, en suspension dans l'atmosphère et les gaz tels l'oxygène (O_2), l'ozone (O_3), la vapeur d'eau (H_2O) et le dioxyde de carbone (CO_2) (voir la figure 1.11). Mais l'atmosphère n'est pas un mur entier qui empêcherait tous les échanges possibles. On peut parler à certains endroits de la présence de filtres qui bloquent ou qui laissent passer certains rayonnements spécifiques. Ces filtres peuvent être des fenêtres de transparence de l'atmosphère terrestre qui sont des régions du spectre ÉM (électromagnétique) dépourvues d'absorption, qui laissent passer des RÉM de la matière ciblée (voir la figure 1.6). Malgré ce fait, on ne peut affirmer que cent pour cent de la transmission est atteint. Il faudra mettre cela au compte de la diffraction de la lumière qui heurte une molécule ou une particule (poussière, fumée, gouttelettes d'eau) et se divise en une infinité de rayons dans toutes les directions (voir la figure 1.10). Le degré de déviation est fonction de plusieurs paramètres tels que les longueurs d'onde, la densité des molécules et des particules, l'épaisseur de l'atmosphère qu'ils doivent franchir.

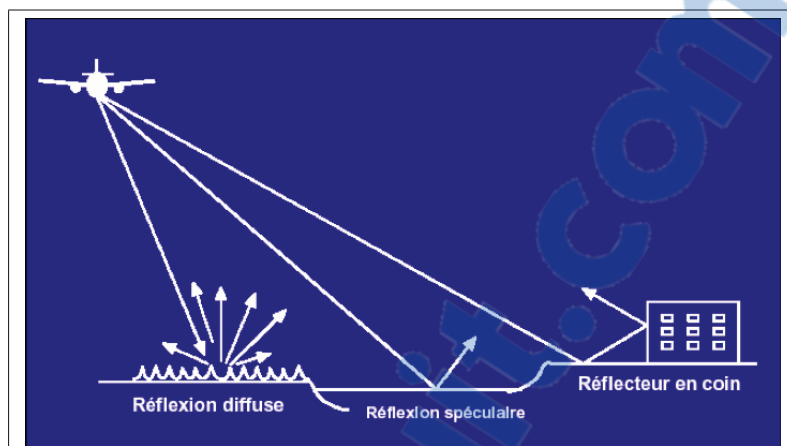


Figure 1.10 Réflexion diffuse et spéculaire

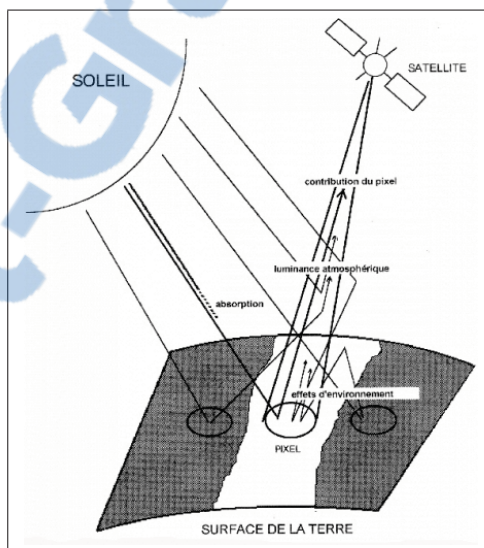


Figure 1.11 Effet de l'atmosphère sur la mesure radiométrique image tirée de Tanré (1986)

Il faut rappeler que les perturbations atmosphériques sur le RÉM portent sur la réfraction (la distorsion géométrique du trajet des OÉM due à des variations de l'indice de réfraction) : l'absorption, la diffusion et l'émission propre.

Le phénomène d'absorption est fonction de la longueur d'onde utilisée et aussi du type de molécules et de leurs propriétés respectives. Plus l'épaisseur de l'atmosphère traversée par

le rayonnement solaire est grande, plus le rayonnement solaire direct est faible. Quant à la diffusion, elle concerne particulièrement l'action des molécules et particules sur les longueurs d'onde en augmentant la réflectance.

Les capteurs opérant dans le domaine spectral de l'émission solaire (longueurs d'onde de 0,2 à 0,4 micromètre) sont des radiomètres qui mesurent la luminance réfléchiée par l'ensemble «*terre + atmosphère*» éclairé par le Soleil. Même en atmosphère non nuageuse, le signal radiométrique est fonction de la réflectance de la surface terrestre et des effets atmosphériques au cours des deux trajets (descendant vers la surface et ascendant vers le Soleil). On remarque que la luminance ne fournit pas une information de la surface, mais plutôt un signal composite. Il devient nécessaire de corriger au maximum pour recouvrir une grande partie du signal utile. L'objet des corrections atmosphériques est d'extraire de ce signal une information indépendante des effets de l'atmosphère sur la surface d'étude.

1.4.4 Corrections atmosphériques

On déduit de ce qui précède que l'influence de l'atmosphère sur les RÉM porte sur plusieurs facteurs entre autres : l'absorption, la diffusion et l'émission propre de la matière. La diffusion est assujettie à l'action des molécules et des particules sur les différentes longueurs d'onde. Cette même diffusion se partage en deux diffusions distinctes (la diffusion de Rayleigh et la diffusion de Mie)⁸ par rapport à la grosseur des molécules et particules dispersées dans l'atmosphère. Une solution serait de penser à une modélisation pour corriger les estimations de la luminance à partir de certains modèles types de composition de l'atmosphère et des propriétés optiques qui en résultent. En pratique, l'on se sert du logiciel amélioré 6S (Second Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire) du logiciel 5S qui est un modèle de simulation d'un signal mesuré par le capteur visant une cible, de réflectance connue à travers l'atmosphère non-nuageuse dans les conditions réalistes (données atmosphériques, géométriques, spectrales définies et la nature de la surface). Ce logiciel permet entre autres d'évaluer l'importance des

8. La diffusion par des molécules gazeuses, dont la dimension est très faible par rapport à la longueur d'onde est une diffusion de type Rayleigh, i.e isotrope, propagation égale dans toutes les directions. En opposition, la diffusion des particules et aérosols dont la dimension est égale à celle de la longueur d'onde, est anisotrope, i.e le changement de direction de propagation se fait de façon préférentielle, on parle de diffusion de Mie.

effets atmosphériques sur les images satellitaires et de les corriger partiellement. Le 6S est un modèle physique qui tente de résoudre un problème direct alors que la correction des effets d'atmosphère est une problématique de type inverse qui calcule la réflectance de la surface connaissant le signal satellitaire.

Après les prétraitements des images acquises, les photointerprètes peuvent, avec leurs expertises respectives dans un domaine bien précis, se résoudre à analyser et interpréter les zones sinistrées et apporter une aide capitale aux équipes de secouristes.

1.5 Chaîne de traitement dans le cadre d'une cartographie des catastrophes naturelles

1.5.1 Rôle d'un photointerprète

Certes, le photointerprète fait appel à un jugement subjectif à cause de l'appréciation qualitative qu'il use lorsqu'il effectue sa tâche, mais ce travail a une connotation scientifique vu la rigueur scientifique et le cadre expérimental qu'il s'impose dans l'exercice de sa fonction. Le modèle perceptuel peut se définir de la manière suivante :

Modèle perceptuel = informations + expériences + connaissances

Le photointerprète doit évaluer la limite des techniques d'analyse d'images à employer et les moyens mis à sa disposition d'une part et d'autre part avoir une expertise dans le domaine d'application sans oublier une connaissance (*savoir-faire*).

Selon Carré (1979), les critères de base que s'impose le photointerprète sont classés en deux catégories distinctes par ordre croissant, l'une directe (*ton/couleur, taille, forme, texture*) et l'autre indirecte (*hauteur, ombre, site, association de formes*). On peut résumer le processus de la photointerprétation par la figure 1.12 : Il doit avoir un sens d'observation pour distinguer un élément pris parmi son entourage immédiat et apprécier son occurrence sur la photographie. L'objet sera identifiable par ressemblance avec des objets connus comme tels :

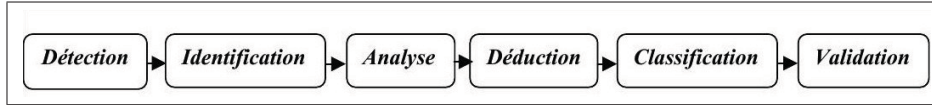


Figure 1.12 Démarche adoptée par le photointerprète

- regrouper les éléments de même nature et en déduire la présence d'autres objets non observables sur la photo de par son expertise et son savoir-faire ;
- décrire et discriminer les objets par des méthodes et techniques (modèle mathématique, statistique, syntaxique) de la vision par ordinateur si possible ;
- effectuer un contrôle sur le terrain pour identifier et faire correspondre des éléments non connus afin de les valider.

1.5.2 Chaîne de traitement et les intervenants lors d'une crise majeure

Les agences spatiales européennes (ESA) et le CNES ont fondé la Charte des catastrophes en juillet 1999 à Vienne et ont été rejointes par d'autres agences telles que l'agence spatiale canadienne (ASC) en 2000, l'Américaine NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) et l'organisation indienne de recherche (ISRO) en 2001, l'agence spatiale argentine (CONAE) en 2003 et l'agence japonaise d'exploration (JAXA) en 2005. Ensuite, plusieurs pays possédant des satellites ont adhéré à la Charte tels que les USA, l'Algérie, le Nigéria, la Turquie, les Royaume-Unis, la Chine, l'Allemagne, la Corée du Sud, etc.).

Lors d'une catastrophe majeure (*cyclones, tornade, feu de forêt, tremblement de terre, inondation, accident technologique, tsunami, etc.*), les utilisateurs autorisés, tels que les organismes de protection civile, de sécurité, de sauvetage ou un membre de la Charte, ont en leur possession un numéro confidentiel pour les services offerts dans le cadre de la Charte. Ces services sont entre autres, la mobilisation des ressources spatiales et terriennes (RADARSAT, LANDSAT, SPOT, etc.) des agences membres de la Charte afin d'obtenir des données et de l'information sur une catastrophe (Bessis *et al.* (2004)). Ensuite, le chef de projet coordonne les informations et s'assure que le tout fonctionne adéquatement. Par la suite, il donne son feu vert à un organisme de valeur ajoutée afin de procéder aux traitements et à l'analyse des régions d'intérêt

pour livraison aux intéressés ou aux utilisateurs finaux. Un ingénieur d’astreinte est fourni par un pays membre de manière tournante, qui a une obligation professionnelle de disponibilité pour les urgences. Son rôle principal est de répondre aux d’urgences en produisant un plan d’acquisition des images, ensuite de rentrer en contact avec le gestionnaire de projet nommé par la Charte et les personnes ressources. La figure 1.13, illustre bien tout le processus de l’activation de la Charte internationale jusqu’au demandeur. Une équipe de chercheurs de Té-

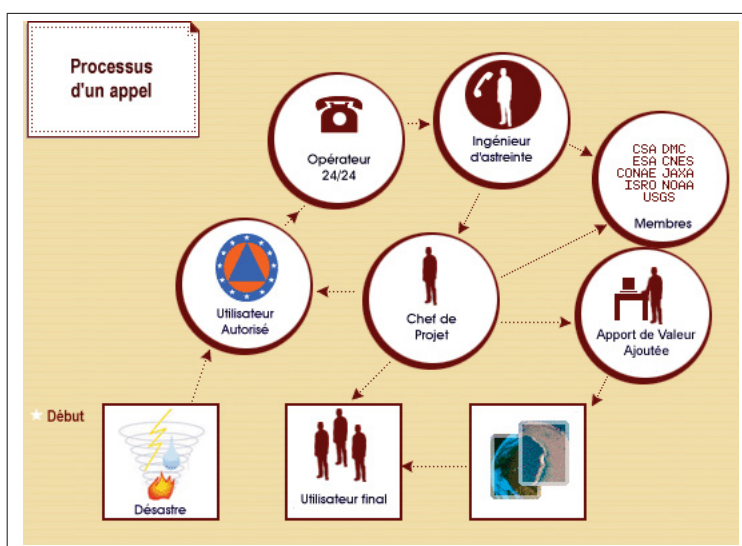


Figure 1.13 Processus d’activation de la charte en cas de crise majeure

lécom ParisTech en collaboration avec le centre national d’étude spatiale (CNES) et le centre aérospatial allemande (DLR) ont fait une étude sur les catastrophes majeures (par exemple le tremblement de terre) dont les objectifs étaient d’évaluer les capacités des algorithmes du centre de compétence (CoC) sur une image optique sub-métrique d’une part et d’autre part, des outils capables de détecter les infrastructures opérationnelles et non opérationnelles. La figure 1.14 donne un aperçu de la carte des différents besoins et un scénario détaillé des infrastructures endommagées. Leur rapport technique (Campedel *et al.* (2011)) de recherche a mis en relief trois produits d’intérêt : le zonage (identification de différentes régions de bâti en zone urbaine), comptage du bâti (localisation de bâti) et qualification des dommages (différents types de dommages sur le bâti et les réseaux ainsi que le degré d’usure).

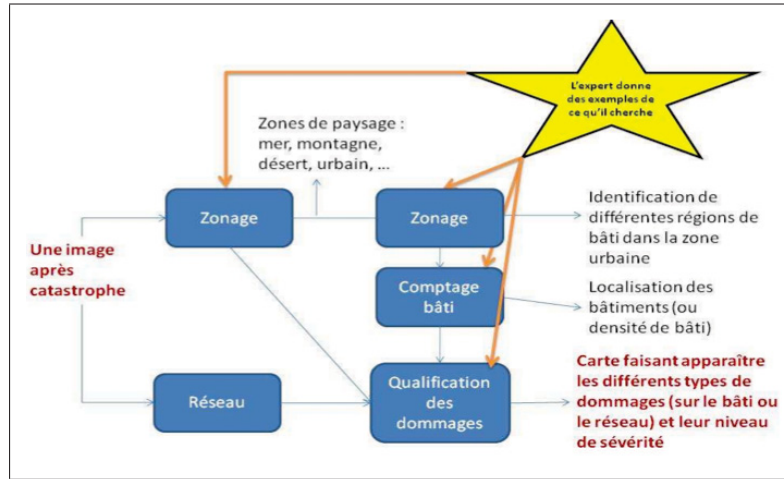


Figure 1.14 Scénario avec trois produits d'intérêt en relief image tirée du rapport EXITER



Figure 1.15 Images satellites avant et après le Tsunami du Japon en 2011 image propriété de Google, DigitalGlobe

Suite au tsunami qui a ravagé la côte près de la métropole de Sendai (au nord de Tokyo) en mars 2011, voici deux photographies de lieux (figure 1.15) prises avant et après la catastrophe. On observe les ponts brisés et immergés sans oublier aussi des parcelles de terrain et les routes quasiment immergées. On observe un changement visuel important entre les deux images. Certaines zones de l'image sont complètement inondées. Les maisons résidentielles ne sont pas en reste. Les images satellitaires nous donnent une information utile sur l'état des infrastructures opérationnelles et non opérationnelles.

Les informations relatives à la détection et l'extraction semi-automatique du réseau routier seront d'un atout capital pour la rapidité de prise de décision par les secouristes.

1.5.3 Risque majeur

Lorsqu'un évènement potentiellement dangereux, appelé aléa, peut survenir dans une zone où des enjeux humains, économiques ou environnementaux sont présents, il devient un risque. Le risque constitue donc une potentialité ou une éventualité. Il ne se réalise qu'à travers l'évènement accidentel, c'est-à-dire à travers la réunion et la conjonction d'un certain nombre de circonstances qui permettent, ensuite, le développement et la propagation de phénomènes permettant au danger de s'exprimer, en donnant lieu d'abord à l'apparition d'effets et ensuite en portant atteinte à un (ou plusieurs) élément (s) vulnérable (s).⁹. Un danger peut être défini comme étant un système possédant tous les facteurs pouvant conduire à un accident potentiel.

Aléa + Enjeux = Risque

Les différents créneaux du risque demandent une sécurité des personnes et des biens. L'utilisation de certains outils avancés des techniques issues de la télédétection peut prévenir des évènements malheureux ou des accidents. Il faut également une meilleure synergie entre les éléments de base du risque et une bonne connaissance des outils pour y faire face. L'approche du risque doit être vue globalement dans son ensemble pour mieux cerner tous les contours :

- la prévention (connaissance du risque) ;
- la protection (alerte, plan de secours, gestion du risque) ;
- l'informatisation des méthodes et la formation des techniciens dans la maîtrise des outils de télédétection et système d'information géographique.

Il n'existe presque plus de différence entre les risques naturels (*avalanche, incendie de forêt, inondation, glissement de terrain, séisme, volcan, etc.*) et les risques technologiques (*incen-*

9. Définition donnée par le glossaire technique des risques technologiques en annexes de la circulaire du 7 octobre 2005 relative aux installations classées, MEDD/DPPR, 2005, n°DPPR/SEI2/MM-05-0316.

die, explosion, nucléaire, fuite d'hydrocarbure, biologique, rupture de barrage, etc.). En effet, la notion du risque d'origine naturelle n'est plus accommodante, car presque tout provient de l'initiative plus ou moins grande de l'implication de l'humain en amont. Les conséquences des changements climatiques, les glissements de terrain, la fréquence et l'amplitude des phénomènes météorologiques, les inondations, etc. sont toutes des actions de l'homme même si la nature elle-même ajoute sa modeste part (vitesse du vent et la foudre) quelques fois.

Le degré de risque varie en fonction du degré de l'urbanisation, de la déforestation, de la *végétalisation*. Le risque peut déboucher sur une catastrophe si et seulement si le nombre de victimes, le coût important des dégâts matériels et des impacts sur l'environnement sont d'une grande ampleur. Dans ce cas-ci, nous parlerons de risque majeur. (Tazieff (1983)) donne une définition suivante : « Le risque majeur, c'est la menace sur l'homme et son environnement direct, sur les installations, la menace dont la gravité est telle que la société se trouve absolument dépassée par l'immensité du désastre »

En milieu urbain, les conséquences lors d'un tremblement de Terre exceptionnel sont destructives. Les infrastructures de communications sont rendues non opérationnelles. Les études scientifiques sur un phénomène de catastrophe majeure ne commencent à voir le jour en milieu urbain qu'après l'évaluation des côtés financiers qu'il engendre et des accidents mortels qu'il provoque. Mais avant d'entamer cette estimation financière ou une étude approfondie sur une telle crise majeure, il faut penser sauver des vies. Une évaluation des voies de communication aidera les secouristes à circonscrire le fléau et apporter une assistance aux sinistrés dans un laps de temps court grâce aux outils de télédétection.

1.6 Conclusion

De nos jours, les crises majeures sont observées sur de grandes superficies, sans tenir compte des frontières ou des états concernés. Pour appréhender et circonscrire le fléau (inondations, tremblement de terre, etc.) le concours d'experts en la matière avec l'utilisation des images satellitaires provenant de plusieurs capteurs à différentes résolutions spatiales et de diverses agences spatiales est plus que nécessaire. Pour une plus grande efficacité des secours aux si-

nistrés, la semi-automatisation de la tâche des photointerprètes pourra faire changer la donne en termes de gain en temps.

CHAPITRE 2

L'ÉTAT DE L'ART DE L'EXTRACTION DE RÉSEAUX ROUTIERS

L'extraction de structures linéiques à partir des images satellitaires fait l'objet de recherches depuis plusieurs années. Beaucoup de chercheurs ont développé des techniques et méthodes pour cette problématique. En effet, la tâche est immense vu la quantité de données à stocker, à manipuler et à gérer. Le front d'urbanisation avance à pas de géant, ce qui exige une mise à jour des cartes existantes dans des délais raisonnables. La croissance exponentielle des nouveaux capteurs augmente la difficulté de caractériser et d'extraire les routes vu leurs variabilités. Il existe une pléiade de travaux sur la détection de structures linéaires, qu'il n'est pas possible de tous énumérer. Nous donnerons une vue de l'ensemble des travaux dans le domaine.

Dans ce chapitre, nous présenterons une synthèse de revue bibliographique sur un grand nombre de travaux effectués sur l'extraction des routes. En premier lieu, nous exposerons un ensemble des différentes méthodes et techniques employées en décrivant leurs principes et leurs fonctionnements, ainsi que leurs applications respectives en tenant compte des différents contextes d'application. En deuxième lieu, nous présenterons les causes de leurs échecs et succès respectifs et proposerons une approche de résolution à ces limites constatées.

2.1 Définition et taxonomie des voies de communication

La variabilité typologique de la rue ou de la route est aussi un problème en soi. En effet, les voies de communication, en général, si elles sont présentes peuvent être soit en construction ou abandonnées, ce qui peut présenter un problème quant à la détection de l'asphalte (la matière de couverture de la route). Parlant de voies de communication, les voies ferrées, les traverses, les ponts couverts ou non, les passerelles, les tunnels, les digues, les talus de remblai ou encore les murs antibruits, etc., sont les éléments visibles et perturbateurs pour la détection et l'extraction des routes. Il nous faut établir une nomenclature exhaustive de la route afin d'appréhender tous ses aspects distinctifs des autres éléments différents des routes (*des non-routes*). Les tronçons

du graphe routier sont répartis en général en trois grandes catégories suivant leur nature (voir le tableau 2.1) :

Tableau 2.1 La nomenclature et la taxonomie des voies de communication

	revêtement	utilité
Autoroute	bitume ou béton	chaussée réservée à la circulation rapide aucun croisement au même niveau
Route	principale ou secondaire ou étroite	bordée de bâtiments dans une agglomération
	couvert (bitume ou béton) ou dépourvue de revêtement	
Chemin Intérêt local en milieu rural et importance secondaire par rapport à la route	carrossable (pavé ou non pavé) ou non carrossable	permet la circulation de véhicules accessible aux piétons, cyclistes, skieurs et petits véhicules de plaisance motorisés

2.2 Étude sur la variabilité des routes et ses contraintes

Avant cette prouesse technologique, l'extraction des routes dans la littérature portait sur les images satellitaires dont la résolution spatiale des images était au mieux de 10 m où les lignes étaient d'épaisseur compris entre 1 et 3 pixels. Seulement les routes principales (autoroutes, boulevards) étaient visibles et les routes secondaires étaient non visibles ou étaient fragmentées dans l'image.

La très haute résolution spatiale, les routes sont vu comme un ruban (une surface versus ligne) avec une épaisseur de plus 3 pixels dans les images. Donc, cela ajoute une révision et adaptation des méthodes d'extraction de route à partir des images satellitaires qui constitue un défis dans le domaine de l'analyse d'images.

Par le principe de l'action et de la réaction, l'amélioration de la résolution spatiale certes permet une bonne détection et une meilleure extraction des différentes voies de communication, mais engendrera une augmentation significative du bruit dans l'image de sortie. Cela rendra du coup la procédure d'extraction encore plus difficile. La présence des voitures (entourées par des

cercles dans l'image de la figure 2.1), le pont et son ombre sur l'image vont certainement perturber l'extraction automatique des routes.

Il y a bien d'autres artefacts qui présentent des radiométries similaires à celles des rues avec un contraste très élevé par rapport à leur environnement immédiat.

Tableau 2.2 Les variabilités et les contraintes radiométriques de la route

variabilité	contraintes et caractéristiques
intrinsèque	<i>revêtement</i> (asphalte, gravier, béton) et son degré d'usure ; <i>poussière</i> des pneus influe sur la radiométrie ; <i>routes sombres</i> : revêtement refait ou usagé ; <i>routes claires</i> : pas de revêtement.
typologiques dans un contexte environnementale	<i>occlusions</i> : véhicules, ombres portées, marquage au sol <i>arbres en bordure et nuages</i> (voir la figure 2.4) <i>homogénéité</i> : stationnement, aéroports, toitures d'immeubles ; <i>routes européennes et asiatiques</i> : en trames serrées et tortueuses ; <i>routes des villes nord-américaines</i> : en grille ou quadrangulaires.
mode d'acquisition	<i>météorologie</i> : rôle important dû à sa nature instable ; <i>perturbations</i> : neige, verglas, chaussé humide, aérosols ou nuages ; <i>date et heure</i> de prise des images optiques ; <i>effet stéréoscopique</i> : angle de prise de vue (voir la figure 2.3)

2.3 Illustration des artefacts

Les artefacts tels les marquages au sol, la bande piétonne, la présence des voitures, les arbres en bordure de la route, les ombres portées des bâtiments, les aérosols (la poussière), la juxtaposition des ponts, les feuilles mortes, la neige, le verglas, etc. influencent beaucoup la radiométrie (voir la figure 2.1). En effet, l'augmentation de la résolution des capteurs engendre du bruit qui sera un obstacle majeur au processus d'extraction automatique. Certains bâtiments et/ou leurs toitures, de même que les surfaces bitumées (stationnements, aéroports) présentant des radiométries similaires à celle des routes ont un contraste important avec leur environnement immédiat.



Figure 2.1 Artéfacts et occlusions

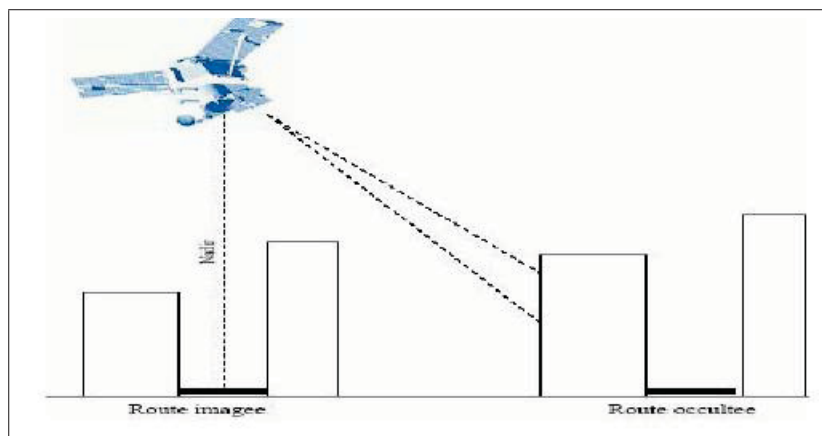


Figure 2.2 Problème de l'angle de visé

La figure 2.1 illustre bien le problème de l'angle de vue. Le nadir est la prise de vue à la verticale. Sur ladite figure 2.1, on constate aisément les conséquences d'une prise de vue oblique. Des édifices ainsi que leurs ombres portées occultent une partie de la rue. Ces perturbations sont à considérer lors du processus de détection pour l'extraction de rues dans l'image, car les parties masquées sont difficilement détectables et localisables par l'humain à moins d'avoir des connaissances a priori sur la scène étudiée.

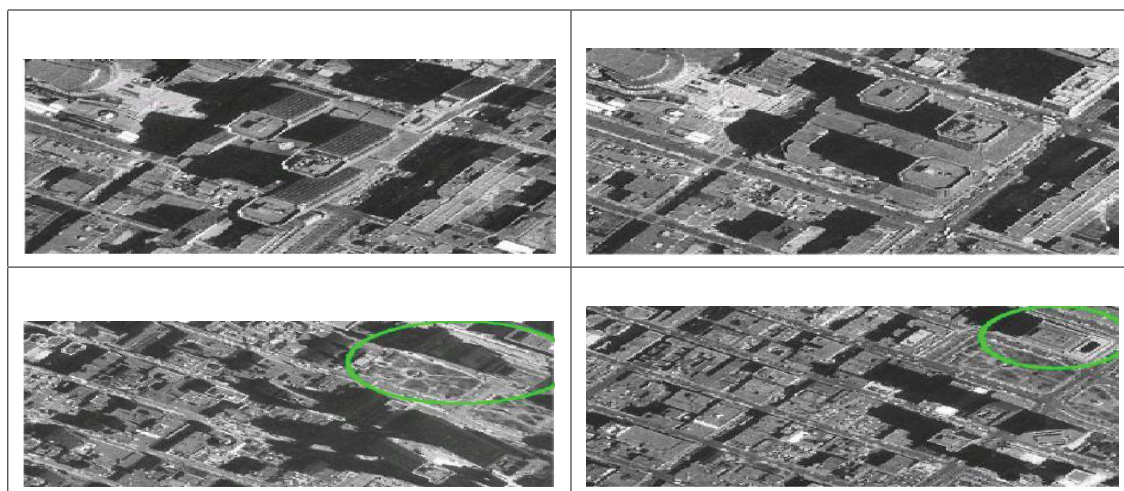


Figure 2.3 Effets stéréoscopiques donnant une vue de la base et de la façade des édifices

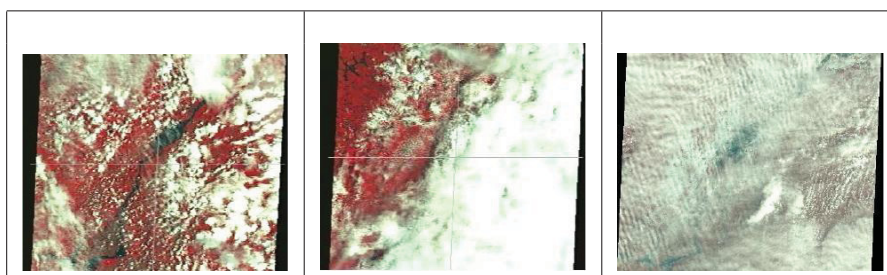


Figure 2.4 Les nuages sont des éléments perturbateurs importants

2.4 Étude bibliographique des travaux sur l'extraction de routes

La plupart des travaux dans la littérature traitant de l'extraction des réseaux routiers peuvent être classés selon différentes nomenclatures toutes aussi bien justifiées les unes que les autres. Généralement, ces techniques d'extraction de routes sont catégorisées par des méthodes semi-automatiques ou automatiques. Et la dernière catégorie est scindée en deux groupes : les méthodes locales et les méthodes globales (Wang *et al.* (1996)). Nous parlons de semi-automatique dans la mesure où l'opérateur intervient à un degré plus ou moins élevé. Cette technique nécessite des informations sur la position de la route (point de départ ou initialisation pour un autre algorithme).

Malgré l'intervention humaine, souffrant d'une part de subjectivité, ces techniques présentent un meilleur taux sur la qualité d'extraction en termes de FA. Bien que certains auteurs suggèrent un processus automatique de détection de points d'amorces dans le seul but de réduire l'apport de l'opérateur dans la chaîne de traitement, il serait difficile de s'affranchir complètement de cette intervention. Encore une fois, le degré d'intervention doit être quantifié de minime pour être considéré comme automatique. Car nous estimons que compte tenu des erreurs de détection et de recalage, il serait possible d'envisager une automatisation modulaire de l'ensemble du processus. Et ensuite, entreprendre une évolution vers l'automatisation complète de la chaîne. Mais toutefois dans le produit final (la cartographie de la route) nécessitera au minimum un apport modeste de l'opérateur à notre avis.

La méthode automatique dite locale utilise l'information spectrale du voisinage immédiat du pixel courant. Les opérateurs employés se basent sur la variation locale d'intensité (discontinuité brusque du niveau de gris) dans une image. Elle ne tient compte uniquement que de l'information radiométrique.

Contrairement aux méthodes locales, les méthodes globales d'extraction considèrent plus qu'une information locale. En plus de l'information radiométrique, elles y ajoutent de l'information supplémentaire (spatiale, géométrique et données auxiliaires). Nous remarquons que la nomenclature pourrait bien être catégorisée en deux groupes voir tableau 2.3 où les deux principales techniques sont en italique :

- informations radiométriques ;
- informations radiométriques, géométriques et données auxiliaires.

En somme, l'on pourrait regrouper cette nomenclature en deux étapes distinctes. Une détection locale qui consisterait à la simple recherche des points susceptibles d'être des points de contours ou de routes et l'autre étape, une détection globale *suivi de contours* ou *suivi de routes* reliant ces points pour l'obtention des contours et lignes dans l'image tout en supprimant les FA (les parasites).

Tableau 2.3 Classification des techniques et des méthodes d'extraction de routes

Informations employées	Techniques correspondantes
<i>radiométrie détection de lignes</i>	opérateurs de discontinuité-convolution spectrale morphologie mathématique - analyse mathématique du profil
<i>radiométrie, géométrie suivi de routes</i>	AMR - recherche tabou algorithme génétique - données cartographiques chaîne de Markov - réseaux de neurones système d'interprétation- <i>filtre de Kalman</i> algorithme dynamique - suivi par homogénéité transformée de Hough - contours actifs
<i>radiométrie, géométrie et données auxiliaires approche multisources</i>	apport de données cartographiques, système d'interprétation, extraction 3D.

2.5 Travaux sur les images à haute et à très haute résolution spatiale

Dans ces différents résumés de l'état de l'art, on prendra en considération la nature des différents types d'images (optique, radar) à résolutions différentes avec une bande spectrale minimale (PAN, MSP ou HSP), car l'ensemble des travaux porte soit sur les images optiques (LANDSAT, SPOT, IRS, QUICKBIRD, etc.), soit sur les images radars (RADARSAT). Et nous savons d'autre part que pour l'activation de la Charte internationale : Espace et catastrophes majeures, le bureau de coordination doit disposer de toutes les ressources possibles (images et moyens) pour pouvoir circonscrire la zone sinistrée et apporter sa contribution à la logistique déployée ou à déployer. Le chef de projet et son équipe doivent être en mesure de développer et traiter toutes sortes d'images de toute zone du globe terrestre parvenant à eux pour procéder et traiter les informations utiles à temps. D'où l'importance de la diversité de capteurs à différentes résolutions de toute zone terrestre.

2.5.1 Informations radiométriques

La détection et l'extraction de lignes consistent à la recherche dans toute l'image des pixels-routes ou des zones présentant les principales caractéristiques d'une route ou de toute autre structure linéique (*rivière, chemin de fer, lignes électriques*). Vu le caractère local du traitement pour l'extraction de lignes, ces algorithmes sont sensibles au bruit, en particulier dans les

images à haute résolution spatiale. Même si ces algorithmes ne peuvent garantir l'exhaustivité ou la non-présence de FA, ils ont l'avantage de servir de pré-traitements à d'autres algorithmes d'extraction de lignes leur permettant d'extraire des zones ayant une probabilité plus ou moins élevée d'appartenir à l'objet à l'étude telle que la route.

Opérateur de discontinuité. La procédure de gradient est classique en traitement d'image pour mettre en évidence la présence de routes. Elle répond à des variations locales d'intensité dans une image tout en permettant leur rehaussement. Cette approche a été proposée par Wang et Howarth (1987) pour l'extraction de routes dans une image LANDSAT. En effet, le gradient est défini pour chaque pixel d'une image numérique. Le gradient est un vecteur défini par son amplitude et sa direction. Cette amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré.

Pour la détection de discontinuité, il existe une multitude de procédés. Cependant, la plupart se résument en deux grandes catégories : *le gradient et le laplacien*. L'approche gradient détecte les contours en recherchant le maximum et le minimum dans la première dérivée de l'image par la fonction $f'(x)$ tandis que l'approche laplacienne recherche des passages par zéro dans la deuxième dérivée de l'image par la fonction $f''(x)$ pour retrouver des contours (voir figure 2.5).

Analyse mathématique du profil du gradient. La démarche appelée (GDPA), *Gradient Direction Profil Analysis* est proposée par les auteurs Wang *et al.* (1992). Le principe de cette approche consiste à estimer le profil perpendiculaire à la direction d'une route par une fonction polynomiale de degré deux et détecter les pixels répondant aux valeurs extrêmes d'une telle fonction. Pour ce faire, on estime en premier lieu, l'orientation de la pente maximale du gradient en calculant la direction maximale du gradient pour tout pixel centré dans une fenêtre 3x3 ou 5x5 en fonction de la taille de l'image étudiée. Et cette direction sera choisie comme orientation de la pente maximale.

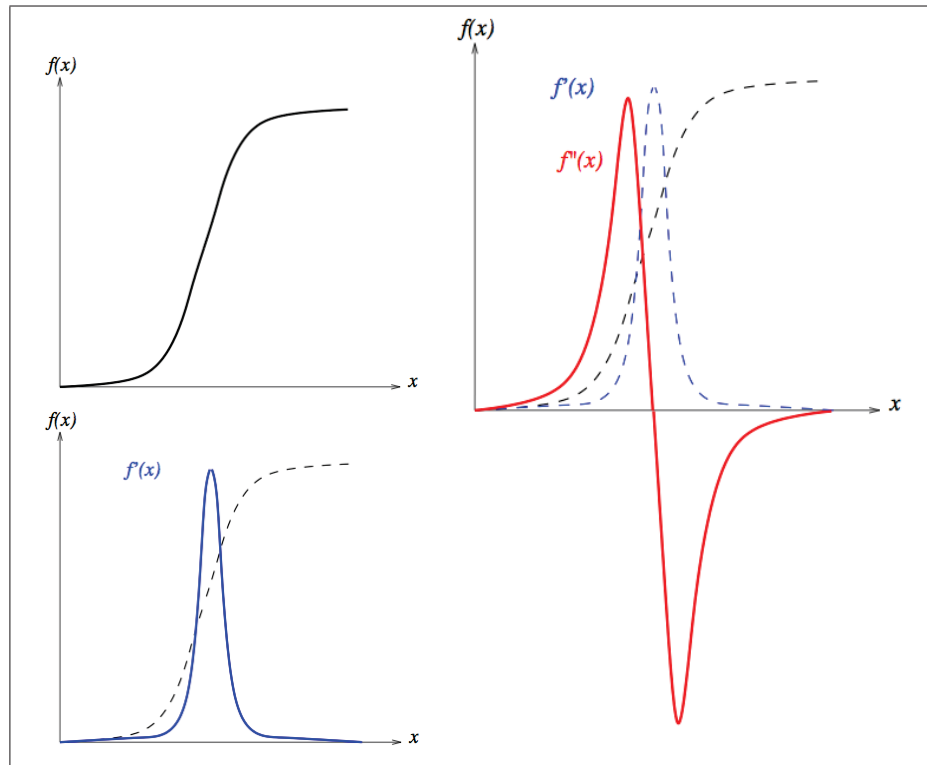


Figure 2.5 Profil de l'image et ses dérivées premières et seconde d'un contour

Si un segment *route* passe à travers le pixel central, alors la direction de profil radiométrique de la route sera perpendiculaire à la ligne d'orientation de la route.

On estime une fonction polynomiale qui épouse la direction du profil.

$$f(x) = b_0 + b_1x + b_2x^2$$

Les coefficients déterminants (b_0, b_1 et b_2) de ladite fonction sont estimés par la méthode des moindres carrés. Ainsi, tout pixel de l'image est candidat à une route si et seulement si les conditions ci-dessous sont rencontrées : soient K_1 et K_2 les paramètres délimitant la taille de la fenêtre locale (exemple : $K_1=1$ et $K_2=3$ ou $K_1=1$ et $K_2=5$) et x_0 représentant le pixel courant de la fonction polynomiale $f(x)$, K la courbure de la ligne sur le pixel central (x_0) et T une constante positive (seuil).

Un pixel appartient à la route si et seulement si :

- $K_1 < x_0 < K_2$ [pixel courant appartient à cet intervalle]
- $f'(x_0) = b_1x + 2b_2x_0$ [dérivée première de la fonction en ce point est nulle]
- $f''(x_0) = 2b_2 < 0$ [dérivée seconde de la fonction en ce point est négative]
- $K(x_0) = \frac{|f''(x_0)|}{(1+f'(x_0)^{3/2})} > T$ (seuil) [la courbure en ce point est supérieure à un seuil positif]

Cette méthode a été expérimentée et améliorée par Wang et Liu (1994), toujours pour l'extraction de routes à partir des images satellitaires MSP. L'apport de l'information provenant des différentes bandes spectrales a permis d'améliorer les résultats de l'extraction du réseau routier. L'identification du canal où se trouvent principalement les routes est mieux rehaussée et cela a été rendu possible par le biais et la combinaison des opérateurs arithmétiques (multiplication et division) que l'auteur a employés. Ils ont montré que la qualité des routes extraites avec l'information émanant de plusieurs bandes spectrales est meilleure par rapport aux images contenant une seule bande spectrale (PAN).

Morphologie mathématique. La morphologie mathématique est une technique réalisée sur une image binaire qui consiste à filtrer ou partitionner les objets dans un but de représentation ou de modélisation. Basée sur le principe de la théorie des ensembles, elle traite et manipule l'image binaire par le biais d'un objet prédéfini appelé élément structurant et un certain nombre d'opérations complexes comme l'érosion et la dilatation et également des opérations mathématiques ensemblistes (union, intersection et complémentarité). Cette méthode analyse les liens existants entre un objet et son voisinage immédiat. L'élément structurant balaie toute l'image de manière que son origine soit centré sur un des pixels de l'image. Le choix de l'élément structurant est fonction des différentes formes recherchées dans l'image étudiée. Plusieurs auteurs ont utilisé la morphologie mathématique pour l'extraction des caractéristiques linéaires Destival et LeMen (1986) ; O'brien (1989) ; Karathanassi *et al.* (1999) ; Tripathi *et al.* (2000).

Serendero (2011) utilise des outils de la morphologie mathématique pour une détection locale des routes brillantes par rapport à leur voisinage à partir d'image satellitaire SPOT panchromatique par l'opération dite du *chapeau Haut-de-forme* (CHF) suivie d'un seuillage pour obtenir une image binaire de pixels candidats au réseau routier. Le CHF est considéré comme un opérateur de recherche de routes entre autres...

Le principe du CHF est le suivant : on effectue une ouverture (érosion suivie d'une dilatation) ou une fermeture (dilatation suivie d'une érosion)¹ en fonction du but recherché, soit l'extraction des pics ou des vallées d'intensité de l'image. Destival (1986) propose une détection des routes en deux parties à partir d'une image SPOT : binarisation suivie de la reconstitution des éléments de la route. La binarisation consiste à extraire de l'image originale une image binaire (noir et blanc) sur laquelle figurent les pixels-routes ou des pixels susceptibles d'appartenir au réseau routier. Avec l'hypothèse selon laquelle les pixels routes sont plus clairs que leur voisinage immédiat, il effectue une opération d'ouverture. Cette opération d'ouverture supprimera les éléments clairs extraits de l'image qui seront extraits par la soustraction. C'est à dire l'image résultante est soustraite de l'image originale pour obtenir une nouvelle image où seuls les pics sont présents. Bien que la taille et la forme de l'élément structurant permettent une meilleure sélection des primitives extraites, le résultat reste bruité. La reconstitution des structures routières se fera avec l'image binaire des pixels routes en chaînant ces derniers et en éliminant les chaînes de courte longueur par le biais d'une opération de *squelettisation*² itérée «t» fois par l'élément structurant. L'auteur a soulevé trois inconvénients majeurs :

- le temps de calcul (plusieurs opérations de morphologie pour chaque pixel de l'image) ;
- le manque d'automatisation accroît considérablement l'intervention de l'utilisateur ;
- trop de règles pour la reconstitution (*suivi*) des structures routières ;

1. Soit une image binaire avec $fond=0$ et $objet=1$. L'élément structurant *glisse* sur les bords (intérieurs, extérieurs) des objets et transforme sur son passage : Des pixels d'*objet* en pixels de *fond* [érosion] d'une part et d'autre part, des pixels de *fond* en pixels d'*objet* [dilatation]. [Ouverture = érosion + dilatation]; [fermeture=dilatation+érosion]

2. L'intérêt d'une telle transformation est la détection de réseaux routiers entre autres. Elle permet d'affiner les lignes sur l'image et faciliter les étapes ultérieures. L'opération de *squelettisation* est obtenue par un amincissement répété jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de modification.

Convolution spectrale. Le deuxième opérateur de recherche de route est l'opérateur de Duda proposé par Duda *et al.* (1973). Cet opérateur spécifique a pour but d'extraire les éléments linéaires d'épaisseur inférieure à trois pixels à partir des images satellitaires. Les auteurs définissent cet opérateur par quatre masques à convoluer avec l'image correspondant à des structures linéaires de trois pixels de long et les pixels voisins associés dans quatre directions possibles.

Des scores sont calculés pour chaque masque mesurant conjointement l'homogénéité du niveau de gris le long de la structure et le contraste avec le voisinage. Le score maximal est assigné au pixel central du masque courant. Cet opérateur demeure sensible à l'orientation de la route et aux faibles contrastes avec l'environnement immédiat. Ainsi, cet opérateur détecte les profils de type contour simple, et donc génère un nombre important de FA (détectations incomplètes).

Huber et Lang (2001) améliorent l'opérateur de Duda en modifiant le masque et la fonction de score de cet opérateur pour une adaptation aux images radars à synthèse d'ouverture haute résolution. En effet, les pixels du masque sont remplacés par des sous blocs et un pixel de l'image reçoit un score élevé dès lors que la partie centrale du masque est uniforme et les pixels voisins contrastés. Ainsi, le résultat de l'opérateur est constitué de pixels candidats pour la route. Une technique de contour actif est employée pour maximiser la recherche de la route. La technique de contour actif sera abordée dans les prochaines sections.

Haverkamp (2002) fait appel à plusieurs sources d'informations pour la détection de routes à partir des images à haute haute résolution IKONOS. Un masque de végétation est employé pour réduire et affiner la recherche des pixels candidats pour la route. Un profil de texture homogène est calculé pour chaque pixel grâce au calcul de la variance sur des fenêtres rectangulaires sur une grande longueur, et ce, dans différentes directions possibles. Chaque pixel route se verra assigner une faible variance. Le nombre de vallée dans le profil et l'orientation sont des critères à sauvegarder pour le regroupement des pixels correspondants à des routes.

2.5.2 Informations radiométriques, géométriques et données auxiliaires

Typiquement, sur une même route dans l'image, on peut extraire la portion de route située entre deux pixels choisis par l'utilisateur. Mais certains algorithmes nécessitent de spécifier une solution initiale, proche de la route recherchée, comme dans les travaux de Van Cleynenbreugel *et al.* (1991). Les conditions initiales pour le point de départ peuvent être faites automatiquement ou manuellement pour le suivi de route.

Les méthodes de suivi de ligne consistent à «suivre» la route en comparant ses caractéristiques avec un modèle théorique (souvent par corrélation des profils radiométriques de la route le long de son axe principal). Ces algorithmes de suivi nécessitent des amorces (souvent un point et la direction de la rue). Ces méthodes de suivi utilisent la programmation dynamique afin d'optimiser une fonction coût, ce qui revient tout simplement à la recherche d'un chemin optimal dans un graphe de lignes.

Optimisation combinatoire. Fischler *et al.* (1981) ont développé un algorithme basé sur une optimisation combinatoire pour détecter les routes. Un graphe valué (où on associe à chaque arc une valeur supérieure ou égale à zéro appelée poids) est associé à l'image ou une partie de l'image. À chaque pixel, on fait correspondre un noeud et un arc relie deux noeuds si et seulement si les deux pixels correspondants sont voisins (dans une fenêtre de 3x3 pixels). Une route est modélisée par un chemin dans ce graphe et on lui associe un coût, défini comme étant la somme des valeurs associées aux noeuds qui composent ce chemin. Ces valeurs sont obtenues par une méthode locale qui combine un détecteur de contour et la méthode de Duda (Duda *et al.* (1973)). Mais cet algorithme ne prend pas en compte la courbure. En s'inspirant des travaux de Fischler *et al.* (1981), Zerubia et Merlet (1993) modifient l'algorithme de détection pour l'adapter aux contraintes de courbures de la route. Le potentiel n'est plus défini en un seul point, mais plutôt sur un ensemble de points voisins. Ainsi, ce potentiel est défini comme étant la somme de trois termes correspondants au niveau de gris, au contraste et à la courbure.

Approche multirésolution. Avec l'avènement de la haute résolution des capteurs, il nous est rendu possible d'observer avec précision certains éléments très petits et d'en extraire des struc-

tures très fines à partir des images satellitaires. Mais cette prouesse technologique a un prix. Cette précision rend la tâche d'extraction complexe à cause du bruit inhérent à la zone d'étude (présence d'arbres à proximité des routes, véhicules sur la chaussée, ombres portées, marquages au sol, etc.) et vient s'ajouter le bruit du capteur. Plusieurs auteurs proposent l'utilisation de l'AMR pour réduire le bruit à basse résolution spatiale et mieux localiser l'élément à extraire à la HRS (Baumgartner *et al.* (1999); Heipke *et al.* (1995); Laptev *et al.* (2000); Couloigner et Ranchin (2000)).

Heipke *et al.* (1995) utilisent une approche multirésolution basée sur deux types de résolution différents, l'un de basses résolutions et l'autre de hautes résolutions. Avec la basse résolution, le modèle de route a une largeur de 3 à 5 pixels. Le but premier est d'extraire les lignes centrales d'un pixel de large avec cette basse résolution. Pour que cela soit effectif, ils sous-échantillonnent l'image originale par un facteur de 8. Seuls les pixels brillants par rapport à leur environnement seront pris en compte. Pour la détection des routes, le niveau de gris de chaque pixel est comparé à la moyenne locale du filtre gaussien et les pixels plus brillants que leur environnement sont identifiés par un seuil prédéfini. Et seulement les pixels candidats ayant un niveau de gris compris dans un intervalle sont acceptés comme pixels route, puis une squelettisation des pixels route s'en suit. Pour éliminer certains pixels parasites, on examine un contour de huit pixels connectés présentant un certain nombre de maxima locaux dans la direction perpendiculaire (transversale). Et ces derniers sont conservés. Avec la fine résolution, le modèle est basé sur les éléments brillants avec comme hypothèse des contours parallèles et l'homogénéité le long des routes. Les contours sont détectés par l'opérateur de canny- Deriche (1987) et approximés par des polygones. Les segments parallèles présentant une certaine homogénéité entre eux sont conservés. Le bruit géométrique perturbant la détection engendre de nombreuses omissions. L'approche avec la fine résolution permet une extraction de précision alors que la basse résolution permet de nous affranchir des perturbations locales. Et donc, les deux approches sont combinées pour un meilleur résultat.

Baumgartner *et al.* (1999) emploient un modèle basé sur les caractéristiques radiométriques, géométriques et topologiques de la route. Cette approche définit le réseau routier comme un

ensemble de segments reliés par des intersections et présentant une radiométrie différente avec son environnement immédiat. Les auteurs distinguent trois contextes globaux différents (*rural, forestier et urbain*). La mise en pratique se fait en trois grandes étapes distinctes. En premier lieu, ils se servent de l'algorithme de Steger (1998) pour détecter les candidats pixels sur deux niveaux de résolution différents. Les segments de routes ainsi détectés doivent être situés dans un intervalle acceptable («*zone tampon*»). Ensuite, ils les regroupent (fusionnent) pour obtenir de longs segments de routes et les plus petits sont supprimés. À la seconde étape est appliquée la technique du contour actif de (Kass *et al.* (1988)) basée sur la minimisation d'énergie et des contraintes géométriques pour avoir le tracé le plus régulier possible. Et lorsque les résultats ne semblent pas être satisfaisants, les auteurs justifient la faille par la présence des occlusions et des artefacts (présence d'arbres, présence de voitures, ombres portées des bâtiments, forte hétérogénéité de la route et son environnement immédiat, etc.) dans les images. Comme palliatif, ils proposent de tenir compte du contexte environnemental dans le modèle proposé. Les résultats sont satisfaisants pour les milieux ruraux et moins bons pour le milieu urbain.

Laptev *et al.* (2000) se lancent dans la même perspective de multirésolution en proposant l'extraction de l'axe central à basse résolution qui sera un tremplin pour une extraction à haute résolution par la technique des contours actifs. Les FA sont supprimées lors de l'évaluation des segments parallèles à haute résolution avec une extraction précise des intersections. Dans un milieu considéré, l'optimisation est faite avec la méthode «*Ziplock Snakes*»³ de Neuenschwander *et al.* (1997) utilisant comme point initial des candidats routes détectés et admet comme hypothèse que la route présente une faible courbure de largeur constante. Les résultats sont très encourageants et présentent peu de sensibilité aux bruits tant dans le milieu rural qu'en milieu urbain. Leur méthode est évaluée avec les critères définis par Heipke et Mayer (1997).

Filtrage de Kalman. Le filtrage de Kalman (FK) peut être classé comme étant un cas particulier d'un algorithme de suivi. En effet, on considère une trajectoire dans l'espace d'états et les observations précédentes, le filtrage correspond à un processus d'estimation de l'état courant connaissant son passé et les observations courantes. La recherche s'effectue de façon incrémentale : on part d'une position initiale et on construit, étape par étape, la trajectoire d'un point

3. *Double snake* avec des tronçons de rues à bords parallèles.

parcourant le réseau. La position d'un point de départ est nécessaire. Le FK peut se résumer en deux grandes étapes. La première est une procédure de prédiction basée sur la connaissance d'une position précédente pour prédire une future position. Une erreur existe souvent entre ces deux valeurs. La seconde étape est la correction du résultat final qui n'est rien d'autre que la mise à jour de la valeur prédite et la nouvelle valeur mesurée. Les résultats sont plus quantifiables et aisés d'interprétation. En contrepartie, un apport de connaissances d'un opérateur permet un suivi intelligent qui offre une plus grande souplesse dans la recherche.

Les auteurs Veran (1993) et Vosselman et De Knecht (1995) ont employé le FK pour prédire la position et la forme de la route. L'approche utilisée par Veran (1993) dont nous nous sommes inspiré fut originale en son temps. Nous avons apporté des améliorations concernant les routes avec des courbures prononcées.

Veran (1993) utilise comme espace d'observation l'image de contours et l'image de la direction du gradient obtenue grâce au filtre de Canny-Deriché classique (Deriché (1987)). La modélisation est axée sur les caractéristiques simples de la route. Les bords de routes sont supposés constants pour le suivi et l'hypothèse est posée que les routes longues sont utilisées pour l'initialisation des paramètres. L'auteur fait usage des informations sur les carrefours (*position, topologie*) de façon à rendre plus robuste son algorithme de suivi. Pour détecter les sorties de route, il définit deux critères d'arrêt robuste dont l'un consiste à comptabiliser à 5 le nombre de fois successives où l'estimation est égale à la prédiction. Même si l'auteur a reconnu ne pas avoir fait usage des données sur la largeur, son algorithme de suivi de route présente des résultats acceptables avec des difficultés liées à la présence des marquages au sol.

Vosselman et De Knecht (1995) présentent un nouvel algorithme de suivi basé sur la correspondance de profil par la méthode des moindres carrés et le FK. Se basant sur le fait qu'il peut passer une infinité de courbes entre deux points, il suggère de prendre une moyenne des différents segments de routes pour en faire un profil de route. Les auteurs prennent pour paramètres initiaux les positions et les formes pour estimer la position du premier profil de route adjacente pour indiquer le segment de route. Ce profil trouvé est adapté au profil de référence. Un décalage est produit et sera utilisé par le FK pour les mises à jour des paramètres.

Dans les itérations suivantes, il utilise la position du prochain profil prédit pour l'adapter au profil de référence et les paramètres de la route sont mises à jour, et ce, jusqu'au critère d'arrêt. Les résultats sont concluants sauf qu'on observe de fortes variances dues à l'extrapolation et le bruit additionnel du système.

L'algorithme développé reste très sensible dans le cas de petites distances entre les profils (un pixel) qui font réagir fortement le FK à toutes les petites perturbations. La faiblesse de leur approche est due au fait que l'estimation demeure principalement basée sur la prédiction et donc, un changement de courbure de la route provoque une sortie de route.

Poursuivant dans la même lancée, mais avec une procédure d'obtention de mesures qui est détachées de l'état réel de prédiction du filtre, les auteurs Movaghati *et al.* (2008) utilisent une méthode de non-linéarité basée sur UKF («*Unscented Kalman Filter*») une transformée *inodore* proposée par Julier et Uhlmann (1997); Julier *et al.* (2000); Julier et Uhlmann (2004). L'approche de Julier et Uhlmann (2004) présente de meilleurs résultats pour le suivi d'un modèle dans les différentes conditions de non-linéarité. Contrairement à certains auteurs, tels que Vosselman et De Knecht (1995) dont les mesures étaient obtenues à chaque étape en fonction de la prédiction du FK à la même étape, pouvant créer une rétroaction dans le processus provoquant ainsi une réduction de l'efficacité de l'algorithme et l'instabilité dans certains cas critique, Movaghati *et al.* (2008) proposent un regroupement dynamique des profils de la route lors du déplacement du filtre le long de celle-ci.

En somme, les auteurs proposent une approche afin que les mesures des données soient indépendantes de la mesure de prédiction autant que possible. Pour ce faire, pour obtenir la mesure de l'étape k de l'algorithme, Julier et Uhlmann (2004) se privent des données faites en cette étape de la prédiction comme dans les cas précédents. Par contre, ils définissent une zone de recherche pour identifier plusieurs meilleurs candidats pour la mesure du vecteur. Les paramètres initiaux sont les coordonnées d'un point de l'axe central, la direction de route et l'estimé de la largeur en ce point.

Contours actifs ou snakes [Kass *et al.* (1988)]. Les méthodes dites contours actifs permettent de trouver bien entendu des contours, mais qui correspondent à une position d'équilibre d'une courbe continue munie d'une énergie interne (tension et torsion), le tout sous l'effet d'un champ de forces extérieures (champs des contours, champs des radiométries, etc.). Au départ, les points initiaux et finaux sont donnés et fixes. Les forces d'énergie dérivées de l'image sont appliquées progressivement aux différents points afin d'ajuster les points du contour depuis les extrémités de la route jusqu'au centre. Les deux extrémités de la route exigent que nous soyons dans une route surfacique et non une route linéique, car la route est vue comme une surface. Le contour évolue selon un algorithme de minimisation d'énergie favorisant une faible courbure et un fort gradient d'image au niveau du contour. Un des désavantages des contours actifs classiques est que le contour final est fonction de l'initialisation du contour, choisi proche de l'objet à détecter et les hypothèses à considérer.

Dans leurs travaux, Wang et Newkirk (1988) ont proposé l'extraction des autoroutes à base de connaissances axées sur des règles de connexion des voies et des bretelles d'accès pour la reconnaissance des autoroutes.

Neuenschwander *et al.* (1997) ont présenté une nouvelle stratégie d'optimisation avec les contours actifs appelée *Ziplock Snakes* en anglais et contours actifs à doubles bords parallèles en français.

Péteri et Ranchin (2004) appliquent la méthode de contours actifs pour extraire les deux bords parallèles de la route d'une image à très haute résolution spatiale (Quickbird) et non la route en tant que surface. Ils modélisent la route comme étant un graphe dont les sommets représentent les carrefours et les arcs des polygones. Dans un premier temps, les auteurs font usage de la technique de multirésolution avec l'algorithme *à trous*⁴. Ensuite, la route est modélisée comme deux contours actifs ouverts de résolution fine. L'évaluation quantitative effectuée nous renseigne sur la bonne précision de l'extraction.

4. L'algorithme «à trous» est une transformée en ondelettes dyadique rapide qui s'implémentent avec une cascade filtre appelée bancs de filtres pour réduire les bruits d'occlusions et des artefacts des images (voir la sous section 3.7.5

Réseaux neuromimétiques. Certains chercheurs conçoivent l'extraction de routes sur une image satellitaire comme étant un problème de classification (Doucette *et al.* (2001) ; (Bhattacharya et Parui, 1997)). Doucette *et al.* (2001) présentent une approche inspirée de Kohonen, SORM (Self-Organising Road Map). L'objectif de cette recherche est d'extraire l'axe central des routes sur des images à haute résolution. Cette méthode est originale dans ce sens qu'elle exploite l'information des canaux multispectraux (lors de la phase de classification) contrairement aux bords des routes. Cependant, l'algorithme montre ses limites face à des objets dont la radiométrie est similaire à celle des routes (stationnement, toits des bâtiments). En plus, elle est semi-automatique vu l'intervention de l'opérateur sur les paramètres de seuil à fixer.

Bhattacharya et Parui (1997) conçoivent l'extraction de routes sur des images acquises en bande PIR par le satellite IRS-1A à une résolution spatiale de 10 m. Ils abordent un problème concret de télédétection, la classification où les pixels doivent être classés en *route* et *non route* (stationnement, toits de bâtiments, aéroport) par un réseau de neurones, le perceptron multicouche (MLP). Ce réseau est à apprentissage supervisé (c'est-à-dire que le système apprend à reconnaître des classes prédéfinies). L'algorithme utilisé est une modification de l'algorithme original de rétro-propagation du gradient de l'erreur. Les règles de décisions se forment dans les poids synaptiques au cours de l'apprentissage. Pour le nombre de couches cachées, un compromis est de commencer par une large couche de neurones et ensuite réduire la taille au fur et à mesure. L'entrée du MLP est une fenêtre qui joue un rôle très important pour le succès de l'apprentissage. Elle ne doit pas être plus petite que la largeur des routes à extraire et doit cependant être suffisamment large afin de contenir des pixels *non route*. Pour la phase d'apprentissage, 25 fenêtres de 3x3 pixels et 5x5 pixels (comme échantillons) ont été nécessaires respectivement pour les images IRS et SPOT.

Le MLP est également utilisé par Fiset *et al.* (1998) afin d'optimiser le degré d'automatisation et aussi améliorer la performance d'une méthode existante de mise à jour du réseau routier à partir d'images satellitaires et à l'aide de données cartographiques numériques. En effet, cette méthode originale a été développée au laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal par Maillard et Cavayas (1989) et est constituée de deux axes principaux :

- comparer la carte existante (à l'échelle 1 :50 000) avec une image PAN plus récente de SPOT d'un même site afin d'extraire les anciennes routes (présentes sur la carte et l'image) et celles qui n'existent que sur l'image ;
- les routes extraites servent de points de départ à la recherche des nouvelles routes de l'image en prenant comme hypothèse que ces nouvelles routes sont naturellement connectées au réseau existant (Maillard et Cavayas (1989) ; Fiset *et al.* (1998)) ;

Cette nouvelle méthode a été appliquée à une image SPOT/PAN couvrant un territoire sans relief accidenté dans une zone possédant un réseau peu dense présentant un fort contraste avec son environnement. Dans l'analyse des résultats, Fiset (1992) affirme en être satisfait bien qu'on observe quelques problèmes dans l'extraction des segments du réseau routier urbain. L'application de cette procédure dans le milieu urbain donne des segments de routes très peu linéaires et qui peuvent même faire des zigzags de part et d'autre du tracé réel de la route (Fiset (1992) ; Fiset *et al.* (1998)). Ces problèmes sont partiellement surmontés dans (Fiset *et al.* (1998)). L'amélioration la plus spectaculaire concerne la première étape de la procédure et consiste à identifier des segments de routes dans l'image en utilisant le réseau de neurones (MLP) en lieu et place d'un seuillage de valeurs numériques des pixels. Ainsi pour la phase d'apprentissage, 90 fenêtres de 5×5 pixels (échantillons) ont été nécessaires pour sa mise en oeuvre effective avec 25 neurones à l'entrée, 4 couches cachées de 75 neurones chacune et une couche de sortie. Selon les auteurs, les résultats obtenus sont suffisants pour entreprendre la deuxième étape qui est de trouver les nouvelles routes.

Transformée de Hough ou de Radon. Le principe de cette méthode est de convertir l'ensemble de l'image (tous les pixels) dans un nouvel espace mathématique orthogonal (*espace de la transformée*) et d'extraire des lignes à partir de leurs formes transformées dans ce second espace. Le tenseur métrique de la transformation est déterminé de telle sorte que chaque ligne présente dans l'espace de l'image soit projetée en un seul point dans ce nouvel espace de la transformée. La dimension de ce futur espace est déterminée par le nombre de paramètres et du degré de la fonction présentant la forme à détecter. En somme, la transformée de Hough est un outil classique de l'analyse d'images qui permet de détecter la présence de courbes ayant

une forme paramétrique (droite, conique...). La transformée de Hough qui est un dérivé de la transformée de Radon présente trois principales contraintes pour la détection des lignes. La transformée de Radon est reconnue pour détecter seulement des lignes droites dans les images (Kesidis et Papamarkos (2000)). Mais elle fragmente les courbes en de petits segments de droite dans l'image de sortie et cela ne fait qu'augmenter considérablement l'erreur d'omission dans l'image finale (Califano et Bolle (1992)).

Suivi par homogénéité directionnelle. Airault et Jamet (1995), en considérant la route comme une surface homogène sans discontinuité apparente, propose d'effectuer un suivi de route basé sur des critères d'homogénéité dans une direction donnée. Ils calculent les variances sur des voisinages rectangulaires de longueur importante (direction longitudinale de la route) et affectent à chaque pixel le minimum des variances rencontrées sur l'ensemble des directions. À partir d'un point d'amorce, un arbre de chemins possibles est ainsi généré et l'algorithme recherche le meilleur chemin grâce à une fonction de coût proportionnelle à la variance de l'image calculée dans les différentes directions de propagation possibles. Ainsi, de longs segments sont trouvés. Un graphe topologiquement correct est trouvé avec une géométrie imparfaite. Un tracé globalement acceptable, mais non parfaitement superposable à la référence des routes de la carte. Ensuite, la méthode de contours actifs vient optimiser l'extraction du suivi de route. L'inconvénient majeur est que la recherche du meilleur chemin peut être déroutée par de nombreuses occlusions (voitures, arbres, mauvais état de la route, nids de poules, etc.). Ce qui peut empêcher la poursuite du suivi de route, même dans les zones suffisamment homogènes.

2.5.3 Limite des méthodes et techniques d'extraction de routes

La variabilité topologique de la route dans l'image due aux changements de résolution de plus en plus fine (nouveaux capteurs) engendre nécessairement l'observation de l'effet du bruit dans les images. D'où la prolifération de nombreuses méthodes de détection et d'extraction d'informations telles que les routes. Cela s'explique par le fait que certaines méthodes considèrent des critères (le contexte, la radiométrie, la géométrie) pris séparément par contre d'autres méthodes tiennent compte de l'ensemble de ces critères.

La difficulté de comparer quantitativement les méthodes et de les classer par ordre de performance ne nous prive pas de l'opportunité d'analyser les causes de leurs échecs. Certains algorithmes fonctionnant en coopération profitent de la performance de chacun des algorithmes mis en essai et ainsi surmontent leurs faiblesses respectives. Alors que d'autres algorithmes sont exécutés séquentiellement pour prendre en relais les essais non accomplis ou non concluants des précédents.

Les méthodes basées uniquement sur les informations radiométriques sont beaucoup plus sensibles aux variations d'intensité et donnent des images résultantes avec une trop grande quantité d'éléments linéaires. La définition d'un seuil pour des éléments structurants variables d'une part et d'autre part définir un modèle générique sur le profil longitudinal peut être difficilement adaptés pour différents types de milieux urbains, en particulier en cas de sinistre, par conséquent entrainerait de nombreux échecs.

De ce qui précède, on peut dire qu'une inadéquation entre le modèle théorique et les données images peuvent être l'une des causes des échecs répétés des méthodes d'extraction. Cette inadéquation peut engendrer des écarts entre la réalité et le modèle :

- radiométrique : la rue n'est pas parfaitement homogène (asphalte versus béton) ;
- géométrique : les bords ne sont pas totalement parallèles et leurs largeurs sensiblement différentes (au niveau des carrefours) ;
- topologique : les réseaux ne sont pas tout connexes (routes en chantier, échangeurs ou occlusions) ;

En somme, nous pouvons dire que ces aléas peuvent engendrer du bruit (acquisition et occlusion) dans les images qui rendront difficile l'extraction des routes. Dans le cadre de notre étude, le milieu urbain présente une forte hétérogénéité avec son environnement. En plus, l'avènement de la haute résolution avec plus de détails apporte son lot de bruit qui s'accroît. Il sera difficile de trouver un modèle générique avec une si grande variabilité de routes ajoutée au bruit.

De nombreux chercheurs se sont mis à la tâche pour résoudre cette problématique. La combinaison de méthodes pour rendre l'extraction plus robuste a aussi fait son chemin pour réduire considérablement les taux d'omissions et les fausses alarmes. Même s'il n'existe pas de consensus sur une banque d'images de référence pour des fins de comparaison de performance de ces algorithmes, il faut cependant reconnaître que l'apport additionnel de méthodes d'extraction au fil des années a eu pour effet d'améliorer les résultats d'extraction.

Ces dernières méthodes, malgré de bons résultats, présentent des limitations. Nous observons de façon générale une inexactitude géométrique au niveau des intersections et également le morcellement des routes extraites présentant des courbures prononcées ou de largeurs différentes ou que le modèle générique est parfois moins adapté dans un contexte urbain dense ou sinistré.

Il faut le rappeler, l'ensemble des images de référence est généralement en niveau de gris (*panchromatique*), soit une seule bande. Dans le milieu urbain, on peut cependant, avec l'état de l'art, dégager une avenue prometteuse. On pourra proposer un modèle tenant compte en plus des informations radiométriques, des critères géométriques solides et la coopération d'autres algorithmes pour renforcer la robustesse de l'algorithme face au bruit.

2.6 Conclusion

Ce chapitre consacré à l'état de l'art nous a permis de faire un tour d'horizon sur diverses méthodes et techniques. Cette lecture nous permettra de tenir compte des causes des échecs des algorithmes d'extraction de routes ; de mettre ensemble des approches avec des critères solides pour réduire l'effet du bruit afin d'accroître la performance de détectabilité dans un milieu urbain dans un contexte de crise majeure. Nous avons vu que l'apport de l'analyse multirésolution réduit considérablement le bruit et que le filtre de Kalman est prometteur pour le suivi de route à partir d'une image satellitaire.

CHAPITRE 3

LES TECHNIQUES DE L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION

L'objectif de ce chapitre est de faire ressortir le lien et l'importance des techniques liées à la mise en oeuvre de l'analyse multirésolution (AMR) constitue un élément de l'ossature de notre recherche.

Le système visuel humain présente une sensibilité fréquentielle et des limitations face à l'observation de certains phénomènes. C'est pourquoi par exemple, la plupart des spécialistes biologistes utilisent les microscopes scientifiques pour identifier et classer certains micro-organismes dont la taille moyenne des cellules est comprise entre $0,5\mu$ et 1μ . Cet instrument leur donne le pouvoir de manipuler les lentilles permettant des «*zoom arrière*» et des «*zoom avant*» afin de mettre en évidence l'élément d'intérêt.

Une des techniques de représentation multi-vues ou encore multiéchelles qui a eu un grand intérêt dans les domaines d'applications tels que le traitement du signal, l'analyse numérique et les mathématiques durant ces dernières décennies, n'est rien d'autre que la représentation d'ondelettes (Meyer (1988)) par une fonction de translation et une fonction de dilatation (échelle).

Se situant à la frontière entre les mathématiques, le calcul scientifique et le traitement du signal, la théorie des ondelettes revêt une importance particulière. Avec les bancs de filtres et la théorie du traitement du signal, la transformée en ondelettes est adaptée à l'étude des signaux transitoires et complètes l'étude de l'analyse de Fourier dont le domaine d'application est limité aux signaux stationnaires.

L'analyse par ondelettes découle naturellement de l'analyse de Fourier et donc, l'histoire des ondelettes devrait débiter par l'histoire de l'analyse de Fourier. La décomposition en ondelettes utilise le formalisme de Fourier.

Associée à l'analyse multirésolution, la transformée en ondelettes permet une analyse et un traitement mieux adapté aux phénomènes non-stationnaires tels que le traitement des images

pour des applications aussi diverses que variées (compression d'images, détection de contours, segmentation, etc.).

3.1 Généralités sur la théorie des signaux

L'analyse temporelle d'un signal nous renseigne sur l'évolution temporelle du signal et ses discontinuités. Cette analyse temporelle est intimement liée à l'analyse fréquentielle qui présente un intérêt sur la périodicité du signal.

La majorité des signaux de notre monde réel n'est pas stationnaire or, nous savons que c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (fréquentielles, spatiales, statistiques, temporelles) que réside l'essence même des informations à extraire pour mieux les analyser sous différents angles. Au *XIX^e* siècle, l'analyse de Fourier était la seule technique permettant la décomposition d'un signal et sa reconstruction sans perte d'information. Or l'analyse globale du signal que nous offre l'analyse de Fourier (AF) est basée sur un support large $]-\infty, +\infty[$. Ce qui fait que la notion temporelle et de spatialité (image) disparaît dans l'espace de Fourier. Un compromis doit être envisagé pour pallier à cet inconvénient.

Une nouvelle transformée nommée *ondelettes de Haar* vit le jour, composée d'une courte impulsion négative suivie d'une courte impulsion positive (Haar (1910)). Gabor (1946) inventa une autre transformée de fonction analogue à celle de Fourier, appliquée sur une fenêtre temporelle modulée par une fonction gaussienne. L'un des premiers à avoir proposé le nom d'ondelettes fut Morlet *et al.* (1982). Mais celui qui eut une idée ingénieuse de rassembler tous les travaux précédents et considérés comme un des fondateurs de la théorie des ondelettes fut Yves Meyer.

Dès lors, beaucoup de scientifiques s'intéressèrent aux développements mathématiques en faisant apparaître la notion de base orthogonale avec Meyer *et al.* (1987) où les premières ondelettes étaient continuellement différentiables.

Ensuite viennent les travaux de Daubechies (1988) avec un ensemble d'ondelettes orthonormales de support compact et facilement implémentables. Mallat (1989) trouve une relation

entre les filtres miroirs en quadrature, les bases d'ondelettes et les algorithmes pyramidaux. Cette approche sur plusieurs niveaux de résolution prit le nom d'analyse multirésolution.

Pour plus d'informations sur l'histoire passionnante des ondelettes, le lecteur pourra consulter l'ouvrage de Meyer (1992).

Les propriétés dévolues aux ondelettes viennent à combler certains inconvénients des techniques telles que la transformée de Fourier et la transformée de Fourier à fenêtre glissante dont elles tirent leur inspiration.

Les différentes agences spatiales possèdent une diversité de capteurs à différentes résolutions spatiales où les images sont prises sous divers angles d'acquisition ou de visée pour une zone sinistrée donnée. La base d'images archivées est constituée de plusieurs images d'une même zone de différentes résolutions d'une part et d'autre part, les artéfacts et les diverses structures hétérogènes constituent un obstacle majeur à la détection et l'extraction du réseau routier. Les différents algorithmes d'extraction de routes montrent des limites face aux artéfacts et présentent un taux élevé de fausses alarmes dans un milieu urbain dense. La méthode d'AMR peut mettre en évidence l'information pertinente recherchée sans nécessiter de traitement additionnel tout en nous affranchissant des détails nuisibles pour notre analyse. La méthode développée par Lowe (2004) en plusieurs étapes offre des avantages de stabilité et surtout d'invariance aux modifications d'échelle, aux transformations affines et à la luminosité. En effet, les descripteurs SIFT («*Scale Invariant Feature Transform*») de Lowe (2004) détectent et identifient les éléments similaires entre différentes images et établissent une correspondance entre ces éléments et une base de références de l'image. Nous développerons cette technique ultérieurement dans les chapitres suivants. Nous allons nous inspirer d'une étape de sa technique (détection d'extrema dans l'espace des échelles) pour construire notre pyramide adaptée à notre étude d'extraction de routes à partir des images satellitaires.

Ce chapitre présente un caractère spécial dans ce mémoire parce qu'il introduit et traite la principale technique utilisée et justifie la pertinence de son emploi dans la résolution de notre problématique d'extraction de route.

Pour comprendre et saisir le sens des calculs développés nous allons faire un rappel sur quelques éléments de base en mathématique avant d'introduire l'analyse de Fourier et l'analyse en ondelettes en passant par leurs différentes transformées respectives. Nous allons faire ressortir les limites et les forces de ces techniques et montrer que l'association de ces techniques de filtrage avec l'analyse multirésolution et ses variantes (algorithmes pyramidaux), est prometteuse pour l'extraction et le suivi de route dans les images satellitaires.

Les ondelettes sont une extension de l'analyse de Fourier. La règle du jeu consiste à transformer un signal en nombres (coefficients) qu'on pourra enregistrer, analyser, manipuler, transmettre ou utiliser pour reconstruire. La transformée de Fourier est une opération mathématique qui consiste à décomposer une fonction selon ses fréquences. Elle transforme une fonction (dépendant du temps) en une nouvelle fonction (dépendant de la fréquence). En somme, la fonction et sa transformée sont deux aspects d'une même information.

Les ondelettes correspondent à l'analyse temps-échelle. Il faut construire des bases discrètes pour lesquelles les calculs seront rapides. Dans l'analyse multirésolution, les fonctions de base ont une taille proportionnelle à la résolution spatiale liée à leur fréquence par l'inégalité de Heisenberg¹.

La transformée de Fourier décompose un signal selon ses fréquences tandis que la transformée en ondelettes décompose un signal en ses composants aux différentes échelles. Cela veut dire qu'on utilise les intégrales de la multiplication d'un signal par une fonction analysante (sinusoïdal ou ondelette).

Nous allons rappeler certaines notions mathématiques sur les fonctions de bases (appelées ondelettes) et les intégrales qui sont employées par l'analyse de Fourier et les filtres pyramidaux.

1. Le principe d'incertitude (ou principe d'indétermination) énonce que, pour une particule massive donnée, on ne peut pas connaître simultanément sa position et sa vitesse. Dans notre cas, on affirme qu'il est impossible de localiser un signal simultanément à chaque instant précis temps et en des fréquences précises.

3.2 Rappels mathématiques et définitions de base

La notion de transformée nous amène vers l'algèbre linéaire et aux fonctions décrivant la réalité. En algèbre linéaire, nous savons que n'importe quel vecteur \vec{v} d'un espace vectoriel V peut être défini par une combinaison linéaire de vecteurs de base \vec{v}_k multiplié par des coefficients a_k :

$$\vec{v} = \sum_1^k a_k \vec{v}_k \quad (3.1)$$

où a_k est la projection de \vec{v} sur le vecteur de base \vec{v}_k :

$$a_k = \vec{v} \cdot \vec{v}_k \quad (3.2)$$

Nous passerons du concept habituel des vecteurs au concept de fonction². Une fonction, tels une ondelette ou un signal, est vue comme un point dans un espace de dimension infinie. On choisit une base de fonctions analysantes (famille de fonctions, un système d'axes) où chaque fonction d'une base détermine la direction d'un axe. Décomposer un signal dans une base choisie, reviendrait à le représenter par une infinité de coordonnées, en le projetant sur une infinité d'axes. En somme, cette vision sera généralisée par des fonctions où nous remplacerons le vecteur \vec{v} à reproduire par une fonction $f(x)$ et les vecteurs de base \vec{v}_k par des fonctions de base φ_k , et nous obtenons :

$$f(x) = \sum_k u_k \varphi_k(x) \quad (3.3)$$

En algèbre linéaire, les bases idéales sont les bases orthonormées dont le produit scalaire entre deux fonctions de base est nul et de norme unitaire. Par exemple, soit deux vecteurs \vec{v} et \vec{w} , ils

2. Un point sur une droite est déterminé par un seul nombre par contre un point dans un plan et l'espace est respectivement représenté par deux nombres et trois nombres. Une fonction est représentée par un ensemble de valeurs qu'elle contient soit une infinité de points (nombres)

sont tous deux orthogonaux si et seulement si :

$$\begin{aligned}\langle \nu, \omega \rangle &= \sum_n \nu_n \omega_n^* = 0 \\ \langle \nu, \nu \rangle &= 1 \\ \langle \omega, \omega \rangle &= 1\end{aligned}\tag{3.4}$$

où ω^* représente le conjugué de ω .

Si nous étendons au niveau du concept de deux fonctions $f(x)$ et $g(x)$, nous définissons alors leur produit scalaire sur un intervalle comme suit :

$$\langle f(x), g(x) \rangle = \int_a^b f(x)g(x)^* dt\tag{3.5}$$

où $g(x)^*$ est le conjugué de $g(x)$. Les fonctions de bases associées $\varphi_1(x)$ et $\varphi_2(x)$ seront toutes deux orthonormées si et seulement si :

$$\begin{aligned}\langle \varphi_1(x), \varphi_2(x) \rangle &= 0 \\ \langle \varphi_1(x), \varphi_1(x) \rangle &= 1 \\ \langle \varphi_2(x), \varphi_2(x) \rangle &= 1\end{aligned}\tag{3.6}$$

De façon plus générale, nous pourrions annoter et regrouper ces différentes équations selon le symbole de Kronecker qui stipule qu'une fonction de deux variables est égale à 1 si celles-ci sont égales, et 0 sinon :

$$\int_a^b \varphi_k(x), \varphi_l(x)^* dx = \delta_{kl}\tag{3.7}$$

où δ_{kl} est définie par :

$$\delta_{kl} = \begin{cases} 1 & \text{si } k = l \\ 0 & \text{si } k \neq l \end{cases}\tag{3.8}$$

On déduit qu'une fonction $f(x)$ est représentée par des fonctions de base, et les coefficients seront comme en algèbre linéaire, des produits scalaires entre la fonction représentée et la base, soit :

$$u_k = \langle f(x), \varphi_k \rangle \quad (3.9)$$

Nous savons par ailleurs qu'une image continue monochrome est une distribution lumineuse dans un plan de coordonnées x et y et peut être représentée par une fonction $f(x, y)$, donc de dimension 2. Afin d'introduire la notion du spectre de fréquence d'image (spectre de Fourier), nous considérerons un cas simple de signal à une dimension, soit une seule variable.

3.3 Analyse de Fourier

Dans cette section, nous analyserons les forces et les faiblesses de l'analyse de Fourier en passant par l'analyse de Fourier à fenêtre fixe et glissante et en montrant la nécessité de la localisation temporelle du signal.

3.3.1 Transformée de Fourier

Lorsqu'on parle de décomposition en série de Fourier, l'allusion est faite sur la décomposition en somme de fonctions sinusoïdales (*sinus et cosinus*) de fréquences différentes et multiples. C'est une opération mathématique qui transforme une fonction s qui dépend du temps en une nouvelle fonction \hat{s} qui dépend de la fréquence qui nous informera combien de « *sin* » et « *cos* » de chaque fréquence sont contenus dans la fonction originale. Cela voudrait dire que n'importe quelle fonction périodique (même discontinue) peut être décomposée en une somme de courbes parfaitement lisses, par une simple multiplication des amplitudes par des coefficients qui leur donnera plus ou moins de l'importance (voir Équation 3.10).

Toute fonction périodique peut s'écrire sous la forme de séries de Fourier. Si la période est égale à 1, cette série prend la forme :

$$\begin{aligned}
 s(t) &= \frac{1}{2}a_0 + a_1 \cos 2\pi t + a_2 \cos 2\pi(2t) + \dots + b_1 \sin 2\pi t + b_2 \sin 2\pi(2t) + \dots \\
 s(t) &= \frac{1}{2}a_0 + (a_1 \cos 2\pi t + b_1 \sin 2\pi t) + (a_2 \cos 2\pi(2t) + b_2 \sin 2\pi(2t)) + \dots \\
 s(t) &= \frac{1}{2}a_0 + \sum_{k=1}^{+\infty} (a_k \cos 2\pi kt + b_k \sin 2\pi kt)
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

où les coefficients de Fourier a_k et b_k k mesurent respectivement les «quantités» de fonctions cosinus, $\cos 2\pi kt$ et sinus, $\sin 2\pi kt$, de fréquence k contenus dans le signal. Les coefficients de Fourier :

$$\begin{aligned}
 a_k &= 2 \int_0^1 s(t) \cos 2\pi kt dt \\
 b_k &= 2 \int_0^1 s(t) \sin 2\pi kt dt
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

Intégrer une fonction équivaut à mesurer l'aire située sous une portion de sa courbe.

La série de Fourier est une fonction périodique ne comportant que des « sinusoides » de fréquences égales à des multiples entiers de la fréquence fondamentale. La série de Fourier est couramment utilisé pour le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel et vice versa. Les deux notions (temporel et fréquentiel) nous renseignent respectivement sur la durée du signal émis et ses discontinuités d'une part et sur la périodicité de celui-ci d'autre part.

Nous passerons à la formulation exponentielle complexe à cause de la facilité de ses manipulations avec un seul coefficient de Fourier pour chaque fréquence ; plus besoin de « sinus » et des « cosinus » d'où l'intérêt de la représentation en série de Fourier complexe. La formule de De Moivre³ est utilisée pour simplifier cette notation. La série de Fourier d'une fonction de

3. la formule de De Moivre : $(\cos x + i \sin x)^n = \cos(nx) + i \sin(nx) = e^{inx}$

période 1 s'écrit :

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_k e^{-2\pi i n k t} \quad (3.12)$$

où c_k est un coefficient en fonction de la fréquence k appelé coefficients de Fourier.

$$c_k = \int_0^1 s(t) e^{2\pi i k t} dt \quad (3.13)$$

Lorsqu'une fonction n'est pas périodique, mais décroît assez vite à l'infini afin que l'aire située sous son graphe soit finie, on peut toujours la considérer ou la décrire par une superposition de «cos» et de «sin», en prenant soin de calculer les coefficients à toutes les fréquences possibles. Cette manière de procéder est communément appelée la décomposition de la transformée de Fourier d'une fonction⁴.

La TF transforme une fonction qui dépend du temps, en une nouvelle fonction de la fréquence. Ladite fonction et sa TF sont deux aspects d'une même information. La première met en évidence l'information sur le temps au détriment de l'information fréquentielle alors que la seconde fait le contraire. La transformée de Fourier inverse (TFI) permet de reconstruire le signal par le produit de chaque sinusoïde par son coefficient (l'amplitude est modifiée).

Pour des signaux (ou fonctions) d'énergie finie, la TF possède les propriétés suivantes : elle est linéaire, continue, admet un inverse, et les énergies. Malgré ces atouts, la TF présente des limites.

3.3.2 Manque de localisation temporelle de l'analyse de Fourier

En effet, l'analyse de Fourier (AF) permet de connaître les différentes fréquences émises (*spectres*) par un signal, mais elle sera incapable de dire à quel instant précis ces dernières ont été émises. L'information est connue dans sa globalité et non localement à cause de la nature même des fonctions analysantes utilisées (*sinusoïdes*) qui oscillent indéfiniment sans s'amortir. Cette perte de localité peut être tolérée pour l'analyse des signaux stationnaires, mais

4. Si la fonction est de période 1, l'intégration se fait sur un intervalle de 0 à 1. Pour une fonction non périodique, l'intégration se fait entre $-\infty$ et $+\infty$

constitue un handicap majeur pour l'analyse des signaux non stationnaires. L'exemple est bien illustré dans la figure 3.1 où des perturbations influencent chaque point sur l'axe fréquentiel, ce qui laisse présager que ces instants où interviennent cesdites perturbations sont inconnus.

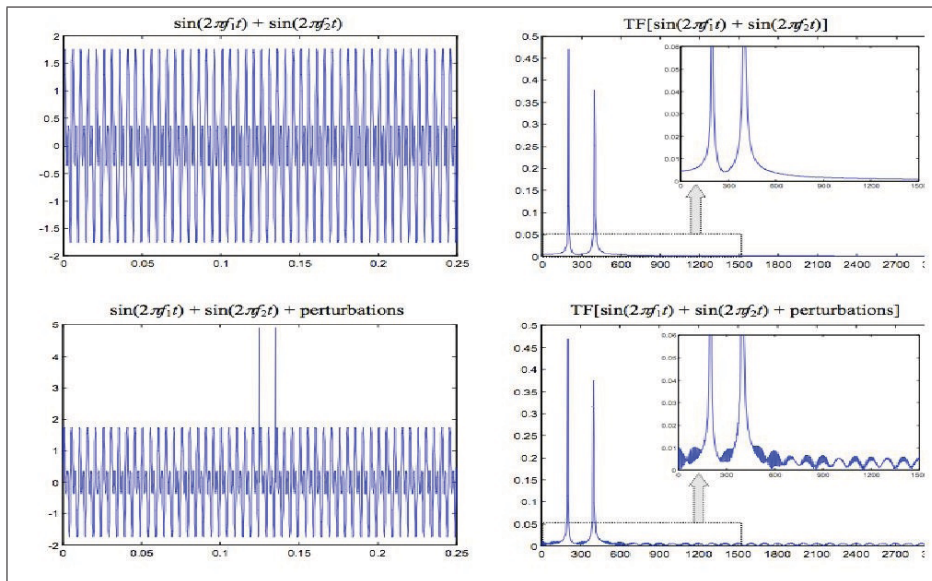


Figure 3.1 Application de la T.F sur signal non bruité $s(t)$
illustration tirée de Morgan (2001)

L'information sur le temps n'est pas perdue (on peut reconstruire le signal à partir de la TF), mais plutôt ensevelie sous les phases. Les «sinus» et les «cosinus» peuvent représenter des moments très différents du signal parce qu'ils sont décalés en phase pour s'amplifier ou s'annuler. On conclut que la TF seule ne permet pas de distinguer aisément la position et le nombre de discontinuités. En effet, la TF est inadaptée aux signaux qui changent brusquement et de manière imprévisible. On sait que dans le domaine du traitement d'images, c'est justement de tels changements qui contiennent souvent l'information la plus intéressante à analyser.

Par ailleurs, une discontinuité est représentée par une superposition de toutes les fréquences possibles. Il devient difficile de déduire d'une telle juxtaposition que le signal étudié est discontinu ou pas, encore moins de la localiser. Ce manque d'information rend la TF sensible au bruit (hautes fréquences) qui peut se répandre sur tout le signal qui devient du coup différent du signal initial à l'étude.

La TF ne constitue donc pas un outil pour l'étude des signaux dont la fréquence varie dans le temps (Figure 3.1). L'analyse de Fourier est inadaptée aux signaux qui changent brusquement. Or en Traitement d'image, un tel changement contient l'information la plus importante. Une analyse «*temps/fréquence*» de tels signaux permettra une localisation des différentes périodicités dans le temps et indiquera sur la nature (continue ou discontinue) de la période.

Comment trouver un meilleur compromis ?

C'est le problème de corrélation entre la largeur du signal et de son spectre. La fonction peut être bien définie en temps, mais mal définie en fréquence. D'où la difficulté de reconstruction du signal $s(t)$ à partir de $S(f)$ qui pourrait avoir des informations utiles dans les hautes fréquences en particulier si $s(t)$ est de support compact et irrégulier. À l'analyse des inconvénients de la transformée de Fourier, une des toutes premières idées qui viennent en tête serait de limiter le domaine d'intégration (support) temporel (ou spatial) à l'aide d'une fonction «*fenêtre*» qui serait correctement définie à la fois en temps et en fréquence que l'on pourra faire glisser pour l'exploration et l'analyse du signal. On parlera de la transformée de Fourier à fenêtre glissante.

3.3.3 Fenêtrage : analyse temps/fréquence

Afin de pallier l'inconvénient du caractère global de la TF, dans les années 1940, Gabor découvre la première forme de représentation «*temps/fréquence*». Sa technique consiste à localiser ou à découper le signal en différentes plages ou fenêtres de longueur fixée autour d'une position temporelle. Ensuite chaque plage est alors étudiée séparément des autres par l'AF (Analyse de Fourier). C'est le principe de la TF à fenêtre glissante ou «*Short Time Fourier Transform*» (STFT).

3.3.4 Transformée de Fourier à fenêtre glissante

Soit $\phi(t)$ la fonction de fenêtrage. On fait glisser la fenêtre le long du signal $s(t)$ pour l'explorer, et ainsi de suite. Ce qui revient à appliquer la TF à la fenêtre glissante (STFT). Dès lors, nous travaillons avec deux variables (temps et fréquence simultanément). La transformée de la

fonction glissante est la suivante :

$$S(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\nu) \phi(t - b) e^{-i\xi\nu} d\nu \quad (3.14)$$

avec $\xi = 2\pi\lambda$ où le paramètre λ est la fréquence localisée au voisinage de l'abscisse b du signal temporel. Nous utiliserons comme variables appropriées ξ et b . Et $S(b, \xi)$ nous informe sur le comportement au voisinage de l'abscisse $t = b$ pour la fréquence locale λ .

Et les atomes ou les fonctions «mères» $\psi_{b,\xi}(\nu) = \phi(t - b) e^{-i\xi\nu}$ de cette transformée sont parfois appelés ondelettes de Gabor. Pour $t = b$ signifie que la TF de $\phi(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt \neq 0$. Cette assertion implique que la TF se comporte comme un *filtre passe-bas*. Avant de continuer, adoptons une nomenclature par souci de clarté.

$$S(b, \xi) = S(b, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\nu) \phi(t - b) e^{-i\xi\nu} d\nu = (G_{\phi\nu})(b, \xi) \quad (3.15)$$

Posons $\psi_{b,\xi}(\nu) = \phi(t - b) e^{-i\xi\nu}$ et l'équation 3.15 devient :

$$(G_{\phi\nu})(b, \xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\nu) \psi_{b,\xi}(\nu) d\nu \quad (3.16)$$

On peut interpréter cette transformation comme étant la projection de s sur la «base» des fonctions fenêtres glissantes ψ :

$$\begin{aligned} (G_{\phi\nu})(b, \xi) &= \langle s, \phi(t - b) e^{-i\xi\nu} \rangle \\ (G_{\phi\nu})(b, \xi) &= \langle s, \psi_{b,\xi} \rangle \end{aligned} \quad (3.17)$$

La notation $\langle s, \phi(t - b) e^{-i\xi\nu} \rangle$ représente le produit scalaire des deux entités s et $\phi(t - b) e^{-i\xi\nu}$ (pour des fonctions réelles).

$\psi_{b,\xi}(\nu) = \phi(t - b) e^{-i\xi\nu}$ est une fonction qui se comporte comme une onde oscillante dans l'enveloppe de la fonction $\phi(t)$. Un certain nombre de fenêtres sont utilisées, les plus connues sont les fenêtres de Hamming et de Gauss. L'exemple de celle de Hamming est présentée ci-

dessous :

$$\phi(x) = \pi^{-1/4} e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (3.18)$$

donc la TF de Gabor est :

$$S(t, \nu) = (G_\phi s)(b, \xi) = \pi^{-1/4} \int_{-\infty}^{+\infty} s(\nu) e^{-(s-t)^2/2} e^{-i\xi\nu} d\nu \quad (3.19)$$

La figure 3.2 illustre bien la notion de fenêtrage temps fréquence donnée par la TF à fenêtre glissante en donnant des informations sur $s(t)$ dans la fenêtre temps/fréquence considérée. On observe bien que le spectre évolue avec les différents couples de fenêtres (ξ, b) sur le graphe de ladite figure.

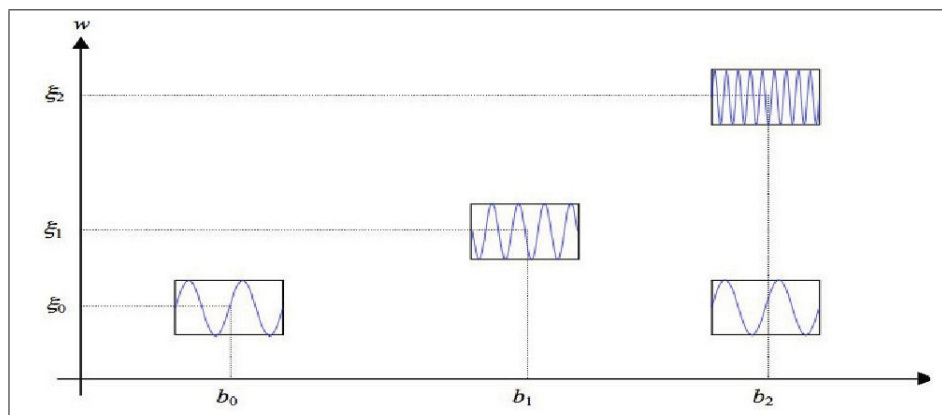


Figure 3.2 Fenêtrage temps/fréquence de la STFT
illustration tirée de Morgan (2001)

3.3.5 Propriétés de la transformée de la fenêtre glissante

- Elle respecte la linéarité comme la TF
- La translation temporelle : Si $s(t) = s(t - t_0)$, c'est-à-dire la translation de t_0 alors :

$$\begin{aligned}
(G_\phi s_0)(b, \xi) &= \int_{-\infty}^{+\infty} s(t - t_0) \phi(t - b) e^{-it\xi} dt \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \phi[t - (b - t_0)] e^{-it\xi} e^{-it_0\xi} dt \\
&= e^{-i\xi t_0} (G_\phi s)(b - t_0, \xi)
\end{aligned} \tag{3.20}$$

Sur l'échelle de temps, l'équation 3.20 montre que la translation de t_0 de la fonction $s(t)$ reste inchangée dans l'espace temporel et l'espace temps/fréquence tout en maintenant la fréquence ξ invariant.

- La translation fréquentielle : Si $s_0(t) = s(t)e^{i\omega_0 t}$ alors :

$$\begin{aligned}
(G_\phi s_0)(b, \xi) &= \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \phi(t - b) e^{-it\xi} dt \\
&= (G_\phi s)(b, \xi - \omega_0)
\end{aligned} \tag{3.21}$$

L'équation 3.21 nous informe que la transformation de TF à fenêtre glissante de $s_0(t)$ ne change en rien l'amplitude et la phase. Tandis que la localisation de la fonction $s(t)$ dans l'espace temps/fréquentiel est translatée de ω_0 suivant l'échelle des fréquences.

Lorsque la fenêtre de temps est appliquée à un signal à des instants où l'on peut quantifier les perturbations, il s'en suit une perte de l'information au fur et à mesure que la taille de la fenêtre diminue. La fréquence se dégradant à ces instants, cela entraîne une perte d'informations bien qu'une grande partie des informations soit accessible.

3.3.6 Rappel sur l'analyse de Fourier

La TF possède des « *fonctions de base* » totalement liées aux domaines fréquentiels et globalement repartis sur l'espace temporel⁵. Bien que la TF nous renseigne suffisamment sur la

5. les sinusoides non-amorties (non-convergentes) et s'étendent à l'infini.

distribution fréquentielle, elle paraît moins riche sur les informations relatives au temps. Cela présage à une perte d'informations.

Cette perte d'information peut s'expliquer par le fait que la STFT est victime de la longueur statique de sa fenêtre qui n'arrive pas à capter simultanément des phénomènes dont les échelles de temps diffèrent.

En effet, le choix de la taille de la fenêtre fixe implique de sérieux compromis. Si elle est étroite, on localise les changements soudains (les pics et les discontinuités), mais on devient aveugle pour les basses fréquences du signal, de période trop grande pour être contenue dans la petite fenêtre.

Par ailleurs, si la fenêtre est trop large, on ne peut préciser l'instant où se produit un pic ou une discontinuité. Cette information est noyée dans la totalité de l'information correspondant à l'intervalle de temps sélectionné par la dite fenêtre.

Pour trouver un compromis entre la répartition fréquentielle et les informations relatives au temps, la proposition de la TF à fenêtre glissante (STFT) est la bienvenue. Même si cette proposition est limitée par la relation d'incertitude sur la localisation à la fois en temps et en fréquence, elle démontre un avantage certain sur la TF. Ceci nous rapporte au principe d'incertitude d'Heisenberg utilisé en mécanique quantique. Ce principe stipule que :

- si l'on connaît la position d'une particule, on ne connaît pas sa vitesse et à l'opposé ;
- si l'on connaît sa vitesse, on ne sait pas où elle se trouve.

Si nous revenons à notre cas plus précisément, nous possédons les informations sur la fréquence, alors que nous ignorons tout sur la localisation et si nous savons où se produit l'ondulation, nous ne savons pas sa fréquence. Dans le cas de la série de Fourier avec les signaux stationnaires, nous connaissons avec précision le contenu fréquentiel, nous ignorons tout sur sa localisation.

En considérant un des avantages de la STFT (analyse locale des fréquences), l'analyse des ondelettes ne privilégie aucune échelle particulière, mais généralise son analyse à toutes les échelles. Ce qui montre que les ondelettes furent développées pour servir d'alternative à la transformée de Fourier à fenêtre glissante avec le même raisonnement que les précédentes approches. Cette approche fut introduite par Morlet *et al.* (1982).

3.4 Analyse en ondelettes

Nous n'allons pas nous étendre sur une étude approfondie sur les ondelettes, mais sur une brève présentation des notions d'ondelettes par un survol des différents travaux effectués dans le domaine en ce qui concerne la prouesse des ondelettes dans l'espace spatio-temporel qui fait défaut à l'analyse de Fourier.

L'analyse par ondelettes est apparue après un travail collaboratif entre deux chercheurs Kronland-Martinet *et al.* (1987). Ces derniers ont proposé une application sur la résolution d'un problème concernant les signaux sismiques. Cette application a séduit bon nombre de chercheurs scientifiques. Et depuis, leur concept est largement utilisé dans plusieurs domaines de recherche.

Les ondelettes se trouvent être une voie prometteuse parce que l'analyse par la TF qui propose une approche globale du signal où les intégrations sont faites de $-\infty$ à $+\infty$ d'une part et d'autre part, toute la notion de localisation temporelle disparaît dans l'espace de Fourier.

Aussi avec l'avènement des fenêtres glissantes, nous faisons face à plusieurs cas de figure :

- si la taille des fenêtres corresponde au nombre d'échantillons ou est plus large que les échantillons à l'étude, alors celle-ci ne sera pas assez étroite pour apprécier les moments des perturbations ;
- si la fenêtre de temps appliquée au signal d'étude est large par rapport à l'intervalle de temps entre deux perturbations, alors cela empêcherait de quantifier les instants correspondants ;
- à l'opposé, si nous rétrécissons cet intervalle, elle se fera avec une dégradation de la résolution fréquentielle qui entrainerait du coup une perte d'information.

Un compromis doit être trouvé qui renseignerait sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation temporelle afin d'obtenir une meilleure représentation «*temps/fréquence*» ou «*espace/échelle*» du signal à l'étude.

Mathématiquement parlant, l'analyse de Fourier par fenêtre glissante propose de multiplier les «*sinus*» et les «*cosinus*» par une fenêtre glissante pour les effets d'oscillations. Or la fenêtre dans l'analyse par ondelette est déjà oscillante, et elle oscille pendant un certain temps comme une onde et se localise grâce à un amortissement. Cette oscillation d'ondelette se mesure par le nombre de moments nuls et sa localisation est évaluée par l'intervalle sur lequel elle prend des valeurs assez différentes de zéro.

En effet, les ondelettes sont une extension de l'analyse de Fourier. La règle du jeu consiste à transformer un signal en nombres ou coefficients qu'on peut enregistrer, analyser, manipuler, transmettre, ou utiliser pour reconstruire un signal original. Ces coefficients indiquent comment procéder pour modifier la fonction analysante (sinusoïdes, fenêtres ou ondelettes) pour obtenir des courbes qui une fois assemblée, reproduiront le signal original. De la même façon, on additionne les «*cosinus*» et les «*sinus*» pour reconstruire un signal, on procède identiquement en additionnant les ondelettes.

Le concept de pouvoir comprimer ou étirer les ondelettes pour modifier leur fréquence a tout changé. En effet, elles s'adaptent aisément aux composantes du signal en utilisant une fenêtre étroite pour regarder les composantes transitoires de hautes fréquences et une fenêtre large pour regarder les composantes de longues durées, de basses fréquences.

3.4.1 Transformée en ondelettes

À partir d'une fonction de base, appelée une «*ondelette mère*», on construit une famille de fonctions analysantes :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.22)$$

Dans cette expression, a est le facteur d'échelle (dilatation), et b le paramètre de translation. La variable a joue le rôle de l'inverse de la fréquence. Le calcul des coefficients est effectué

de la même manière en multipliant le signal par la fonction analysante et ensuite, on intègre le produit obtenu. La transformée en ondelettes (TO) d'un signal peut s'écrire :

$$C_s(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (3.23)$$

Bien évidemment ces coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal $s(t)$ sont obtenus par les produits scalaires comme pour l'analyse de Fourier. Ces coefficients mesurent les fluctuations du signal $s(t)$ autour du point $t = b$, à l'échelle fournie par a . Si nous faisons référence à l'équation de «l'ondelette-mère», en diminuant a , on remarque que le support $\psi_{a,b}$ se réduit en temps et donc couvre une large plage de fréquence plus grande et vice versa. On pourra confirmer que le paramètre $\frac{1}{a}$ est inversement proportionnel à la fréquence.

La représentation des coefficients d'ondelettes en fonction de b sera de la *forme générale de la fonction* lorsque le facteur d'échelle est grand. Par contre, un facteur d'échelle faible correspondrait à une représentation des singularités qui est une propriété de «*microscope*» utile pour l'étude de la régularité (Mallat et Zhong (1992)).

La TO continue possède des propriétés telles que la linéarité et l'invariance par la translation et par la dilatation. Juste pour rappeler que l'analyse du signal se fait avec la même fonction quel que soit l'échelle et la position. La TO dépend de l'ondelette mère utilisée, car il existe une multitude d'ondelettes.

On montrera que la norme de la fonction demeure inchangée avec le changement du facteur d'échelle :

$$\begin{aligned} \|\psi_{a,b}\|^2 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a} \left| \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right|^2 dt \\ &= \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx \\ &= \|\psi\|^2 \end{aligned} \quad (3.24)$$

3.4.2 Fenêtre temps/fréquence

La figure 3.3 montre la dualité entre le temps et la fréquence avec l'ondelette de Morlet.

- *axe des fréquences* : plus la fréquence croît, plus la largeur de la fenêtre diminue en temps et vice versa.
- *pour une fréquence fixée* : les intervalles en temps et en fréquences occupés par la même fenêtre sont identiques. L'écart-type $\Delta\psi$ de la fenêtre reste inchangé, soit : *surface occupée par la fenêtre* : $2a\Delta\psi \frac{2}{a} \Delta\hat{\psi} = 4\Delta\psi\Delta\hat{\psi} = \text{constant}$ ⁶.
- *comparaison* : à l'opposé, la fenêtre «temps-fréquence» pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante est fixe quelle que soit la fréquence.

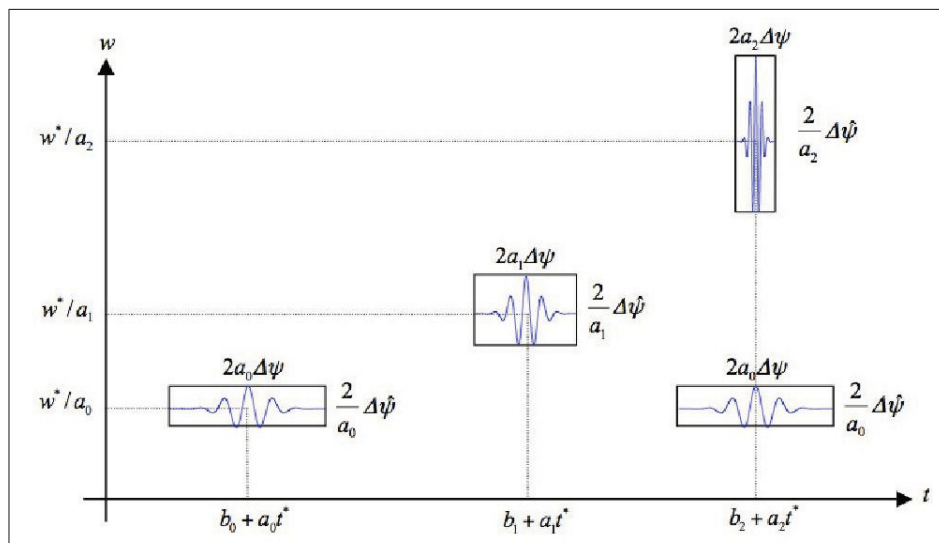


Figure 3.3 Illustration du phénomène «temps-fréquence» de la transformée en ondelettes, illustration tirée de Morgan (2001)

On rappelle que dans le domaine du traitement des signaux ou des images, nous composons constamment avec des fonctions échantillonnées pour faire des représentations dans le domaine discret. Les valeurs discrètes du facteur d'échelle a et du paramètre de translation b seront prises

6. ψ et $\hat{\psi}$ représentent respectivement un état d'observation (position) et l'opérateur correspondant.



comme suite : $a = 2^{-j}$ et $b = k2^{-j}$. L'équation principale de la transformée en ondelettes continue devient :

$$C_s(2^{-j}, k2^{-j}) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)\psi(2^j t - k)dt \quad (3.25)$$

Pour avoir la fonction $s(t)$ discrétisée et pour des raisons de simplicité, nous prendrons une période d'échantillonnage égale à 1 et l'équation 3.25 deviendra alors :

$$C_s(2^{-j}, k2^{-j}) = 2^{\frac{j}{2}} \sum_n s(n)\psi(2^j t - k) \quad (3.26)$$

Cette transformée est dite *dyadique*, soit une échelle de facteur 2. Pour le calcul de la TO d'une fonction donnée en différents points dans l'espace temps-échelle, on a point besoin de connaître les valeurs de cette fonction sur l'ensemble de l'axe temporel, il faut simplement connaître les valeurs de ladite fonction aux temps où l'ondelette est différente de zéro.

- *La TF* : La TF d'une fonction translatée dans le temps apparaît comme étant un simple changement de phase dans le domaine fréquentiel.
- *La TF à fenêtre glissante* : la TF à fenêtre glissante d'une fonction translatée dans le temps apparaît comme la translatée dans le temps de la même fonction de translation.

L'analyse par ondelettes permet de caractériser et d'extraire des singularités d'une image à différentes résolutions spatiales (Kalifa *et al.* (1997)).

Il existe plusieurs grandes catégories d'ondelettes : les ondelettes orthogonales (*Haar, Daubechies*) et les ondelettes bi-orthogonales (*spline linéaire et cubique*). Pour plus de détails, les ondelettes et les différentes familles d'ondelettes peuvent être trouvées dans le livre de (Meyer et Salinger (1994)). Le livre de (Mallat (1989)) est sans nul doute l'un des plus complets disponibles actuellement et constitue une source précieuse, en particulier pour une présentation mariant harmonieusement les mathématiques et le signal.

3.5 Rappel sur l'analyse de Fourier et les ondelettes

L'image renferme une trop grande source d'informations superflues. Les éléments comme l'analyse de Fourier et l'analyse de Fourier à fenêtre glissante ont montré leur limite dans l'analyse « *spatio-temporelle* » du signal comme évoqué dans les sections précédentes. Avec l'avènement des ondelettes (une extension de l'analyse de Fournier), l'on vient combler le déficit de l'analyse laissée par les précédentes techniques qui sont rappelées ci-dessous :

- *analyse de Fourier*, les petites fenêtres sont « *aveugles* » aux basses fréquences, car trop grandes pour y entrer. Pour les grandes fenêtres, la variation rapide est noyée dans l'information ;
- *analyse de Fournier à fenêtre glissante*, taille de fenêtre fixe pour l'analyse des signaux non stationnaires ;
- *ondelettes*, on peut étirer, comprimer « *l'ondelette-mère* » selon la taille de la fonction analysante (ondelette à l'étude).

Rapport-gratuit.com 
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MEMOIRE

3.6 Lien entre les ondelettes et la multirésolution

Vu que l'analyse de Fourier présente des limites face aux signaux non stationnaires, l'analyse de Fourier à fenêtre glissante et les ondelettes sont introduites pour combler ce manquement. Mais l'analyse de Fourier à fenêtre glissante n'est pas aussi souple que l'analyse par les ondelettes. Avec la théorie de l'analyse multirésolution (AMR), Mallat (1989) a relié les ondelettes (*orthogonales*) aux filtres dans le traitement d'images qui servent à encoder la différence d'information q , pour les détails entre deux images successives et ainsi que son approximation à une résolution plus grossière. Les grandes valeurs des coefficients fournissent une information sur l'irrégularité locale de la fonction f autour de la position b et à l'échelle a . Et sous certaines conditions, ces coefficients sont suffisants et nécessaires pour reconstruire le signal.

L'existence d'une fonction ψ telle que la famille $\{\psi_{j,k}\}_{(j,k) \in (\mathbb{Z}^2)}$ est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$ est intimement liée à la *notion d'analyse multirésolution*. Les ondelettes sont organisées en utilisant deux paramètres :

- le temps k , permettant de translater les formes pour un niveau donné ;
- l'échelle 2^j , permettant de passer d'un niveau j au niveau immédiatement inférieur.

L'analyse multirésolution et les ondelettes se rattachent naturellement au traitement numérique de l'image. La segmentation consiste à repérer une zone d'intérêt appartenant à un objet, et l'étiqueter en vue d'une reconnaissance de forme. L'analyse multirésolution est une approche basée sur l'évolution des contours à différentes échelles. En effet, la théorie des ondelettes associée à l'analyse multirésolution permet la détection et la caractérisation des singularités.

Cette théorie de l'AMR sera développée dans les sections suivantes où les ondelettes ne seront plus en vedettes, mais plutôt la fonction d'échelle. Cette fonction d'échelle engendre une série d'images avec une résolution individuelle qui diffère de la précédente d'un facteur de deux.

3.7 Analyse multirésolution et les différentes techniques pyramidales

Dans cette section, nous exposerons en premier lieu la modélisation de la décomposition de l'architecture pyramidale et ses variantes (pyramide gaussienne, pyramide laplacienne et pyramide avec l'algorithme « à trous ») et quelques applications de l'AMR avec extraction de routes. En second lieu, nous analyserons les propriétés du noyau gaussien et la justification de l'emploi d'une étape de l'algorithme de Lowe (2004) avec les descripteurs SIFT (Transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle).

3.7.1 Système Visuel Humain

L'idée première est partie du désir d'exploiter quelques connaissances sur les mécanismes de la vision chez les mammifères (Cornsweet (1970)) et l'architecture fonctionnelle du cortex (Hubel (1979)), ce qui a ouvert de nouvelles perspectives en traitement d'images numériques (Levine (1985)). Il est bien établi que les limitations du système visuel chez les mammifères rendent certaines structures invisibles et donc sans importance sur le plan visuel. Ainsi, le phénomène de masquage et de la sensibilité fréquentielle du SVH (Système Visuel Humain) permettent de mettre en évidence les structures qui échappent à l'observation humaine, par exemple les micro-organismes. Le mécanisme du SVH est la détection des structures les plus

pertinentes de l'image à chaque échelle de la pyramide gaussienne en utilisant comme seul critère le seuil de détection de contraste.

Imaginons la représentation de la tour CN sur une carte du Canada. La taille et sa visualisation seront grossières. Si nous prenons une carte de la province d'Ontario, la taille et la visualisation seront perceptibles et appréciables à cause de l'échelle. Maintenant, nous présentons la carte de la ville reine (Toronto) avec la tour CN, la taille et la visualisation seront clairement observables à cause de l'effet de l'échelle.

3.7.2 Principe de l'analyse multirésolution

La manipulation des données par un ordinateur implique la gestion similaire des volumes de données très importants. En traitement d'images, nous utilisons souvent des techniques dites parallèles (traitement effectué en un point qui est indépendant de celui de ses voisins) pour améliorer le temps de calcul et d'analyse. Dans cette approche, la recherche d'une architecture où le noyau de l'analyseur d'images doit accéder à plusieurs images représentant la même région d'intérêt à des échelles différentes est souhaitable.

La représentation multiéchelle des images est un outil très apprécié en vision artificielle de par sa façon à décrire une image donnée par une hiérarchisation de structures.

On sait qu'une image contient une quantité énorme d'information et une grande partie de cette information est superflue. On cherche alors à extraire de l'image, diverses versions schématiques, simplifiées avec le moins de temps en calcul.

L'intérêt de l'analyse multirésolution (AMR) réside dans sa capacité à présenter une image suivant des résolutions successives, chacune permettant de mettre plus ou moins en évidence des phénomènes locaux caractéristiques et ne pas créer de nouvelle structure non existante dans l'image d'origine d'une part et d'autre part traiter les structures indépendamment de leur orientation et réduire la charge de calcul de façon significative.

L'emploi de l'AMR permet d'accroître la robustesse face au bruit dans l'extraction des routes (Baumgartner *et al.* (1999); Couloigner et Ranchin (2000)) et ainsi d'accélérer la convergence de l'algorithme multirésolution.

(Mallat (1989)) a eu la brillante idée de considérer l'analyse des ondelettes comme une décomposition du signal par une cascade de filtres (une paire de filtres pour chaque niveau de résolution). À chaque niveau, un filtre *passé-bas* associé à la fonction d'échelle donne une image grossière du signal, tandis qu'un filtre *passé-haut* associé à l'ondelette, encode les détails. En somme, les deux filtres sont complémentaires.

On peut définir une AMR indifféremment en partant de la fonction d'échelle ou du filtre numérique associé. Il faut noter que cette dualité d'approche correspond à l'existence de deux écoles de pensée. Les traiteurs de signal continu qui ont abordé le problème par des fonctions de projection et les traiteurs de signal discret qui ont travaillé sur le filtrage et sur une cascade de filtres appelée «*bancs de filtres*». Il est largement reconnu et démontré que ces deux approches reposent en fait sur les mêmes concepts de base et ne diffèrent pas vraiment. Nous allons nous placer dans la perspective des traiteurs de signal discret.

Et donc point de vue pratique, l'implémentation de l'AMR sera réalisée par le biais d'une succession de filtres, c'est-à-dire un filtre *passé-bas* (*lissage*) associés à la fonction d'échelle et d'un autre filtre *passé-haut* (*détection*) associé à la fonction ondelette. Marr (1982) en essayant de relier des algorithmes mathématiques au travail de traitement d'images de «*bas niveau*», découvre alors une variante non orthogonale de l'analyse en ondelettes, et dans cette variante-ci, l'ondelette est la dérivée seconde de la gaussienne (*filtre*).

En plus d'avoir amélioré les performances des filtres, l'AMR est l'implémentation simple ne nécessitant pas d'information sur la nature du bruit ou de l'image encore moins un seuil à définir.

L'un des avantages dans l'emploi du modèle pyramidal est la combinaison du parallélisme et de la récursivité des filtres et de leur choix optimal. Le modèle de représentation pyramidale réduit le nombre d'opérations nécessaire au traitement d'images et compresse les données d'une part

et d'autre part permet la mise en oeuvre du focus d'attention sur les éléments d'intérêt sur une résolution spécifique et adaptée en les détectant ou en les localisant.

En effet, une pyramide d'images revient à une représentation discrète construite par lissage (*filtres passe-bas*) avec un noyau gaussien par exemple, et suivi d'un *sous-échantillonnage* successif (voir l'exemple de la figure 3.5)

3.7.3 Mise en pratique d'une analyse multirésolution en général

Une analyse multirésolution est par définition, dans le cas des signaux continus, une suite croissante de sous-espaces fermés $V_j, j \in \mathbb{Z}$, de $\mathbb{L}^2(\mathbb{R}^n)$. En effet, le principe est de fournir des «vues» d'un signal $s(t)$ à différentes échelles où ces «vues» sont des projections de $s(t)$ sur les sous-espaces emboîtés $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$, et dans les directions définies par des espaces Z_j . L'ensemble des projecteurs est noté $(A_j)_{j \in \mathbb{Z}}$. L'interprétation de ces différentes échelles d'analyse, nécessite des contraintes liées aux sous-espaces $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ telles que :

$$V_j \subset V_{j+1} \text{ pour tout } j, V_j \text{ est un sous espace de } V_{j+1} \quad (3.27)$$

$$s(t) \in V_j \Leftrightarrow s(2t) \in V_{j+1}; V_{j+1} \text{ est l'image de } V_j \text{ par une dilatation d'un facteur 2} \quad (3.28)$$

$$s(t) \in V_j \Leftrightarrow s(t - 2^j k) \in V_j; V_j \text{ est invariant par translation de } 2^j \quad (3.29)$$

$$\bigcup_j \in \mathbb{Z} V_j = \mathbb{L}^2(\mathbb{R}^n), \text{ la réunion des } V_j \text{ est dense dans } \mathbb{L}^2 \quad (3.30)$$

$$\bigcap_j \in \mathbb{Z} V_j = 0 = \lim_{j \rightarrow \infty} V_j \text{ l'intersection des } V_j \text{ est réduite à } 0 \text{ dense dans } \mathbb{L}^2 \quad (3.31)$$

La démarche est la suivante : $A_j(s)(t)$ est l'approximation du signal $s(t)$ à l'échelle 2^j (la projection sur V_j dans la direction de Z_j). Cette approximation peut elle-même être décomposée en une autre approximation à l'échelle inférieure $A_{j-1}(s)$ et une différence de signaux $[A_j(s)(t) - A_{j-1}(s)(t)]$ qui contiendrait les détails perdus en projetant le signal $s(t)$ sur les sous-espaces inter-échelles.

L'un des avantages est la simplification de l'information initiale pour un traitement efficace sur les résolutions subséquentes. Les calculs se font de façon simultanée et en parallèle, sans interférence entre les différents niveaux de résolution.

Une représentation de plus en plus grossière permet d'exclure progressivement les éléments topographiques les moins pertinents et ainsi atténuer l'effet du bruit de numérisation. Une approche qui est inspirée de la vision humaine pour discriminer rapidement les éléments d'intérêt d'une scène donnée.

Cette approche offre un gain en terme d'occupation de mémoire. Avec un échantillonnage de facteur 2, nous observons une réduction de taille d'un facteur 4 à mesure que l'on monte dans la hiérarchie pyramidale jusqu'à obtenir un pixel unique au sommet de ladite pyramide (voir l'image 3.5). Lepage et Solaiman (2003) montrent que l'application d'un filtrage gaussien par une fréquence (1/2) normalisée entre deux niveaux permet d'effectuer un sous-échantillonnage de facteur 2 dans chacune des directions de l'image et ainsi d'éviter les effets de recouvrement. Dans le but de conserver suffisamment les données et restituer l'information initiale au maximum, il faudrait que le sous-échantillonnage à tous les deux pixels de l'image respecte le théorème de Shannon. Le même noyau est utilisé à chaque niveau de décomposition de la pyramide. Le redimensionnement ou la mise à l'échelle (modification de la taille) est effectué par une interpolation bilinéaire permettant de calculer la valeur d'une fonction en un point quelconque, à partir de ses deux plus proches voisins (suivant les deux directions X et Y).

Le calcul de l'information des pixels des niveaux supérieurs est une combinaison linéaire des valeurs du groupe de pixels situés juste au niveau inférieur. La structure arborescence est quaternaire (4 pixels connectés) sans recouvrement. La somme pondérée des quatre pixels du niveau situé juste au dessous est évaluée pour chaque pixel du niveau courant (voir figure 3.4).

Les coefficients ou les poids utilisés lors de la pondération correspondent aux paramètres du filtre passe-bas tout en respectant certains critères ou propriétés (*la positivité, la symétrie, la normalisation, l'unimodalité et l'équidistribution*)⁷. Aucune zone de traitement n'est à favo-

7. Symétrie par rapport au centre, Normalisation= valeur comprise entre 0 et 1, Unimodalité= assure la présence des poids les plus forts au centre de la zone considérée. Équidistribution= une participation équivalente de tous les pixels à tous les niveaux.

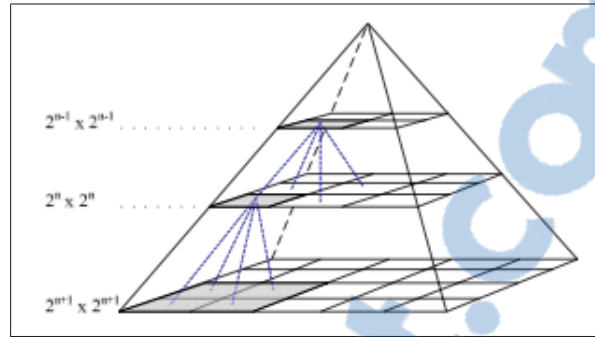


Figure 3.4 Modèle pyramidal

riser par rapport aux autres. À partir de ces conditions, il a été montré que la représentation multiéchelle d'un signal $2D$ satisfait à l'extraction de caractéristiques avec un noyau Gaussien. En plus de minimiser le critère d'incertitude d'Heisenberg, le noyau gaussien est celui qui conserve le mieux l'énergie dans l'espace «*temps/fréquence*».

Parmi la famille d'algorithmes employée dans la littérature, les algorithmes Burt et Adelson (1983), et Crowley et Stern (1984) utilisant le noyau Gaussien sont les plus cités dans la littérature.

3.7.4 Pyramides laplaciennes et pyramide gaussiennes

On emploiera des pyramides isotropes non-orthogonales (pyramide de Burt et Adelson (1983), de Crowley et Stern (1984) et la pyramide de Chehikian (1992)).

Le filtre passe-bas gaussien est employé pour le lissage des hautes fréquences où l'écart type servirait de paramètre d'échelle. Nous observons également une réduction d'un facteur de 2 (*dyadique*) à chaque niveau de pyramide généré. En effet, ce paramètre élimine les hautes fréquences au fur et à mesure que nous montons dans la hiérarchie de la pyramide. Les différents niveaux sont obtenus par itération.

L'algorithme de (Burt et Adelson (1983)) utilise un noyau unique B pour produire une série d'images successives (figure 3.5). L'image I_0 est filtrée par convolution avec ce noyau d'une fenêtre de 5×5 avant ré-échantillonnage pour obtenir l'image I_k . Après s'ensuit, un sous-

échantillonnage pour obtenir l'image I'_{k+1} . Ce processus est itéré pour chaque octave (niveau) k de la pyramide. Les images I_k sont obtenues après filtrage et les images I'_{k+1} après le ré-échantillonnage. Les images I'_{k+1} sont beaucoup bruitées à cause du repliement de spectre. Burt et Adelson (1983) définit cinq critères : réduction du coût de calcul, filtrage passe-bas, symétrie, absence de nouveaux faux contours et enfin l'iso-contribution pour le même poids à une image quelconque de la pyramide. L'inconvénient majeur de cette approche pyramidale se situe au niveau de la bande passante aux différents niveaux de la pyramide où les images filtrées de manière homogène par rapport à la fréquence d'échantillonnage (images bruitées par le repliement de spectre). **L'algorithme de Crowley et Stern (1984)** (figure 3.6), procède de la même

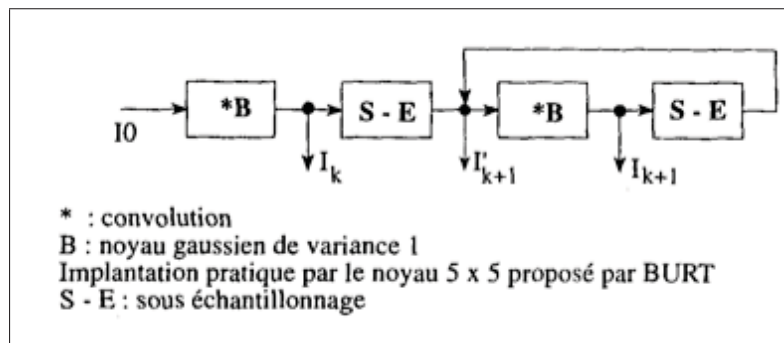


Figure 3.5 Algorithme de Burt tiré de Burt et Adelson (1983)

façon. Cependant il utilise deux noyaux (F et F^2) pour produire une suite d'images contrairement à Burt qui n'utilise qu'un noyau unique. L'image initiale est convoluée successivement une première fois par F , puis la seconde fois par F et pour la troisième fois par $F*^2$ pour obtenir l'image de la première octave avant le ré-échantillonnage. Les octaves subséquentes sont privées de la seconde convolution et contiennent la séquence du ré-échantillonnage. Le noyau $F*^2$ équivaut à $F * F$. Le processus est ensuite répété pour toutes les octaves de la pyramide. Cette pyramide est une pyramide laplacien avec la différence de filtres passe-bas. L'auteur utilise cette démarche méthodologique pour avoir une grande taille de noyau afin de réduire la bande passante souhaitée pour approximer un noyau gaussien.

Les deux approches ont les mêmes objectifs qui sont d'approximer le noyau gaussien, même si elles diffèrent de par la taille de leurs noyaux et de leurs coefficients. La démarche de Burt et Adelson (1983) est basée sur les coefficients et les contraintes que doit satisfaire le noyau alors que celles de Crowley et Stern (1984) sont axées sur le caractère gaussien (la taille du noyau). En terme de calcul, l'algorithme de Burt et Adelson (1983) est plus rapide que celui de Crowley et Stern (1984) à cause la grande taille du noyau employé. D'autre part, leur algorithme génère moins de bruit de repliement de spectre que celui de Burt et Adelson (1983).

Le choix d'un noyau particulier adapté qui tient compte du processus de filtrage et de décimation s'impose.

Pour réduire considérablement le bruit de repliement de spectre, Chehikian (1992) (voir figure 3.7) s'est appuyé sur l'algorithme de Crowley et Stern (1984) qui permet d'obtenir une pyramide d'octave exacte et ainsi optimiser la convergence de l'algorithme. Il a constaté qu'un plus petit noyau de filtrage assure le rapport signal-bruit en implémentant la convolution par $F*^2$ au lieu de convoluer à trois reprise ce même noyau F par l'image originale. Ce qui réduit significativement la génération de bruit de repliement de spectre.

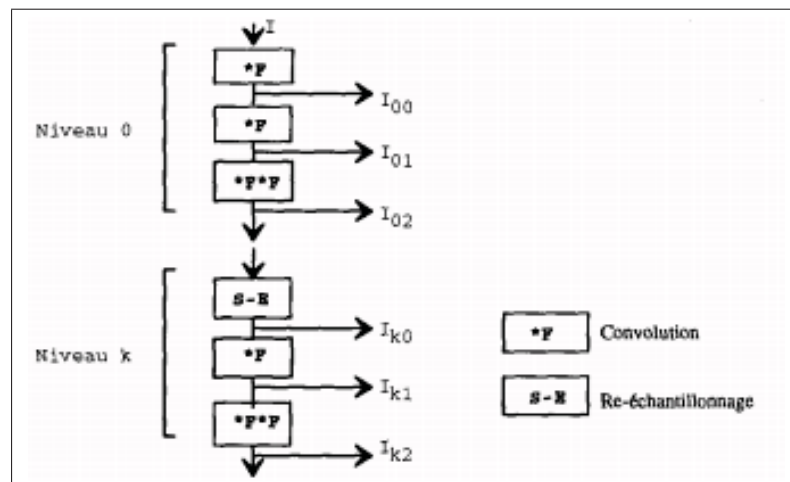


Figure 3.6 Algorithme de Crowley tiré de Crowley et Stern (1984)

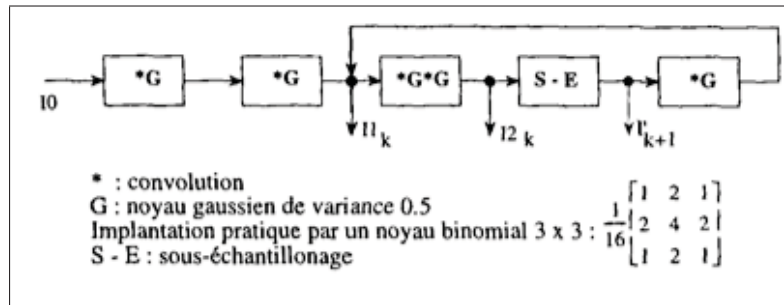


Figure 3.7 Algorithme de Chehikian tiré de Chehikian (1992)

3.7.5 Algorithme «à trous»

Aperçu. L'algorithme «à trous» a été développé par Holschneider *et al.* (1989). C'est une transformée en ondelettes dyadique rapide qui s'implémente avec une cascade de filtres appelée bancs de filtres. En effet, en pratique l'AMR est réalisée par le biais d'une succession de filtres *passse-bas* et de filtres *passse-haut*. On peut l'identifier à la transformée en ondelettes bi-orthogonales rapide, mais sans sous échantillonnage. Comme précédemment, le filtre *passse-bas* sera associé à la fonction d'échelle et le filtre *passse-haut* sera lui associé à la fonction «*ondelette-mère*» qui sont choisis *a priori*.

Principe de l'AT. Les approximations de l'image originale sont obtenues par convolutions successives par les filtres *passse-bas* de lissage. La famille des fonctions *B-splines* servira de base d'interpolation à support compact qu'on peut choisir aussi régulière que possible. Les fonctions d'échelles et d'ondelettes utilisées sont des splines d'ordre 2 favorable à une analyse *quasi isotrope*⁸ tout en restant compactes et régulières, c'est-à-dire dérivables plusieurs fois et non linéaires. En fait la fonction *B-splines* d'ordre n tend vers une gaussienne lorsque le degré tend vers l'infini. Évidemment, l'écart est plus important pour l'interpolation linéaire que pour la *B-spline*.

La dilatation de la fonction d'échelle se fait par ajout de zéros entre chaque coefficient des filtres *passse-bas* et filtres *passse-haut*. Ainsi, il n'y aura pas de sous échantillonnage de l'image originale. Cette implémentation de l'algorithme «à trous» produira à chaque itération trois

8. Isotrope : qui conserve les mêmes propriétés dans toutes les directions.

images de même taille qui faciliteront les analyses ultérieures. Autrement, les coefficients d'ondelettes peuvent être obtenus par soustraction de pixels de chaque image successive.

Comparaison de l'AT et AMR. Contrairement à l'analyse multirésolution (AMR), l'algorithme «à trous» est redondant à travers les échelles (base «*non-orthogonale*») et sur-échantillonnage au sens de Shannon. Donc, l'accroissement de l'information ne gêne en rien car nous ne procédons pas à une compression, juste à une analyse d'images.

L'algorithme «à trous» ne présente pas de décimation et le nombre de convolution demeure constant à chaque niveau d'échelle. L'invariance par translation est assurée par l'absence de décimation contrairement à l'algorithme de Mallat (1989).

L'algorithme «à trous» (Holschneider *et al.* (1989); Shensa (1992)) multiplie le nombre de données par le nombre d'échelles, mais permet de travailler avec une ondelette *isotrope*. Le fait que l'on ne sous-échantillonne pas, permet aussi de supprimer les artéfacts à la reconstruction après seuillage dans l'espace des ondelettes.

Particularités de l'algorithme «à trous». L'analyse multirésolution par l'algorithme «à trous» se distingue nettement de l'algorithme multirésolution de Mallat (1989) sur plusieurs points :

- l'algorithme est non-redondant. L'analyse multirésolution de Mallat (1989) génère trois images de coefficients (détails horizontaux, verticaux et diagonaux) difficiles à exploiter pour l'analyse des images ;
- la transformée en ondelette continue possède la propriété d'invariance par translation. Par contre, en raison de la décimation, l'AMR de Mallat (1989) ne peut être tenue pour strict sur cette propriété d'invariance. Car la transformation en ondelettes discrète ne peut être, en terme puriste, invariante par translation. On pourrait par interpolation sur les échantillons retrouver les données de départ. Mais cela reste à vérifier, car pour la reconstruction, on ne peut interpoler de façon correcte sans utilisation des coefficients à tous les niveaux. Les conséquences sont négligeables pour la compression d'image, mais désastreuses pour la détection de caractéristiques dans les images. Cela se justifie par le

fait que la non-détection d'un maximum local sur une suite d'images ne signifie pas l'absence de coefficients dont on peut se passer pour la reconstruction exacte du signal. Par contre pour une analyse efficace du signal à une échelle donnée, on ne peut s'en priver.

- on peut suivre l'évolution de la transformée d'une échelle à la suivante.
- les propriétés d'invariance par translation et de séparation des échelles sont parfaitement respectées.
- le choix des filtres *passé-bas* et *passé-haut* est beaucoup plus large que dans le cas l'analyse multirésolution de Mallat (1989). Ces fonctions doivent être *régulières* (l'irrégularité de la fonction d'échelle peut provoquer des artefacts), *symétriques* (éviter des déphasages difficiles d'interprétation), et *compactes* (nombre de coefficients fini).

3.7.6 Propriétés du noyau gaussien discret

L'intérêt d'utiliser un noyau gaussien a été démontré par Lindeberg (1994), comme étant potentiellement le seul ayant les propriétés caractéristiques requises pour la représentation multi-échelles. En effet, plusieurs propriétés avantageuses comme critères pour une meilleure performance sont énoncées à travers l'article de Lindeberg (1994) :

- *causalité* : pas de création de nouveaux extrema locaux, ni de leur rehaussement ;
- *régularité* : aspect de la forme gaussienne lui confère l'utilisation des outils d'analyse statistiques ;
- *linéarité* : possibilité d'utiliser plusieurs opérations de convolutions successives avec différentes tailles de noyaux ;
- *isotropie* : ne privilégie aucune orientation lors des transformations géométriques ;
- *séparabilité* : symétrique en rotation et séparable en coordonnées cartésiennes. Et donc indépendant de chaque dimension de l'image.

L'utilisation du filtrage gaussien a été proposée bien avant la présentation du concept d'espace d'échelles par Witkin (1983). Comme nous l'avons vu dans les sections précédentes avec Burt et Adelson (1983), Marr et Hildreth (1980) ont considéré le passage par zéro du Laplacien dans les images qui ont été convoluées par des noyaux Gaussiens ayant différents écarts-types. L'apport principal de Witkin (1983) dans cette approche est la mise en correspondance des structures à différentes échelles de façon à permettre une analyse de celles-ci. Le principe de la représentation selon l'espace d'échelles gaussien est basé sur une opération successive de convolution du noyau Gaussien sur une image. Les objets ayant une taille caractéristique inférieure à la longueur de l'écart-type du noyau σ sont atténués.

En traitement d'images numériques, nous travaillons avec le filtrage gaussien discret qui constitue un problème en soi, à cause du fait qu'il ne garantit plus le principe de causalité impliquant le rehaussement et la création possible d'extrema locaux dans les espaces d'échelle supérieure de la pyramide, ce qui n'est pas souhaitable. Dans son article, Lindeberg (1994) trouve une alternative qui permet de définir un critère de causalité compatible avec le cas discret. Ce qui permet une utilisation plus aisée dans le cas discret.

Malgré les prouesses du noyau gaussien dans la génération d'images dans l'architecture pyramidale le problème de l'invariance des structures à chaque octave n'est pas garanti. Pourtant, l'analyse et l'interprétation des structures d'intérêt se font sur les approximations de l'image originale. L'invariance de ces structures d'intérêts est plus que capitale.

3.7.7 Transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle

Lors de la détection et l'extraction des données d'une image, il est impérieux de conserver le maximum d'information et minimiser les pertes tout en conservant leur aspect physique. Avec la génération de l'architecture pyramidale de l'image originale par le filtre Gaussien, nous ne pouvons pas garantir la conservation de la forme des éléments d'intérêt d'un niveau à l'autre face aux différentes transformations employées lors du processus de génération d'images.

L'invariance des structures détectées est primordiale pour l'analyse des mêmes structures à différentes résolutions et à différents niveaux de palier d'images dans la structure pyramidale.

Des chercheurs comme Moravec (1981) et Schmid et Mohr (1997) pour ne citer que ceux là, ont établi l'importance des points d'intérêt dans plusieurs domaines (la vision, la cartographie, la navigation et le « *tracking* » vidéo, etc.). Ces points d'intérêt concernent des caractéristiques locales invariantes appliquées au problème général de détection et de recherche de correspondance. Les travaux antérieurs d'autres chercheurs ont apporté des améliorations sur le détecteur de coins de Harris. Ces travaux apportent certes l'invariance à la rotation, mais restent cependant sensibles aux changements d'échelle, d'angle d'observation et d'exposition à la lumière. Le chercheur Lowe avec sa méthode comblera grandement ces défauts avec son descripteur SIFT. En 2004, Lowe améliore la plupart des faiblesses des détecteurs de ses prédécesseurs. Les descripteurs SIFT du chercheur David Lowe viennent à point nommé pour combler ces défauts.

3.7.8 Principe et fonctionnement des descripteurs SIFT

En effet, la méthode proposée par Lowe repose sur les deux grands axes suivants :

- la détection des caractéristiques et le calcul des descripteurs ;
- la mise en correspondance.

Les descripteurs SIFT de Lowe (2004) sont présentés comme étant des informations numériques dérivées de l'analyse locale d'une image et qui caractérisent le contenu visuel de cette image de la façon la plus indépendante de plusieurs conditions à savoir : *l'échelle, le cadrage, l'angle d'observation, et la luminosité*. Ces derniers présentent l'avantage d'être invariants aux principales transformations affines. Une fois les descripteurs calculés, une seconde recherche est entreprise pour identifier les régions de l'image contenant les mêmes informations similaires à ceux d'une bibliothèque d'images de référence.

En pratique, le traitement s'effectue dans un espace de dimension 3 : les coordonnées cartésiennes (x, y) et le facteur d'échelle σ . Les images engendrées suivant l'axe des échelles sont les résultats d'une convolution successive de l'image originale par un filtre gaussien dont l'écart-type n'est rien d'autre que le facteur d'échelle σ . Lors du lissage des images succes-

sives, les détails dont le rayon est inférieur à σ sont estompés. Dans une même *octave* (axe horizontal de notre représentation pyramidale), la détection des descripteurs se fait au moyen de différence de Gaussienne (DoG) entre deux images adjacentes et le nombre de convolués à calculer est constant. Ainsi, les images obtenues se distinguent par un facteur d'échelles séparé par un coefficient fixe k . Ce facteur k discrétise l'espace des échelles suivant une progression géométrique $\{\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots, 2\sigma\}$. Cette précaution relative à une progression géométrique est capitale pour deux raisons : pour la comparaison des images convoluées entre elles et éviter l'emploi du facteur de normalisation.

3.8 Bilan sur la multirésolution et l'extraction de caractéristiques

En premier lieu, nous avons observé qu'il y a perte d'information avec les transformées de Fourier et ses variantes à cause de la largeur statistique de sa fenêtre qui ne peut capter simultanément des phénomènes dont l'échelle de temps varie.

En second, avec l'entrée des ondelettes, ce problème venait à être résolu, car ces dernières prenaient en compte les avantages de l'analyse locale de la fenêtre glissante en ne privilégiant aucune échelle particulière, mais généralisant l'analyse à toutes les échelles par la capacité de l'«*ondelette-mère*» à se comprimer ou s'étirer.

Sachant que les images contiennent une grande quantité d'informations superflues, on cherche à extraire de l'image diverses versions schématiques, simplifiées avec un coût raisonnable de calcul.

La mise en pratique de l'approche avec les ondelettes se fait en reliant ces ondelettes aux filtres qui serviront à encoder la différence d'information (détails pertinents) entre deux images successives et son approximation à une résolution grossière. Les bancs de filtres (filtre passe-bas et filtre passe-haut), montés en cascade sont associés respectivement à la fonction d'échelle pour le lissage et à la fonction d'ondelette pour la détection.

Les différentes architectures pyramidales dans la littérature ont fait varier la taille du noyau et faire des convolutions multiples pour trouver un meilleur compromis pour approximer le

noyau gaussien. Mais, des efforts restent encore à faire, car ces architectures présentent des sensibilités face à certaines caractéristiques (bruits, échelles, recouvrement,..).

Le problème est de savoir quel filtre optimal choisir pour respecter certaines propriétés d'invariance face aux transformations affines (translations, rotations, etc.) moins sensibles aux changements d'échelle, aux variations d'angle d'observation et face à la luminosité et d'éviter l'effet de recouvrement, etc.

Il se trouve qu'avec le filtre gaussien, Lowe (2004) a montré que ses descripteurs SIFT arrivent à combler ces défauts rencontrés lors de l'extraction d'information d'une image. Et sa représentation schématique lui offre une grande souplesse de traitement des images sur l'axe des échelles et l'axe vertical des octaves en respectant cesdites propriétés. D'où notre inspiration de son modèle pour notre approche.

3.9 Conclusion

Ce chapitre consacré à l'extraction des caractéristiques et aux différentes architectures pyramidales nous a montré l'importance du choix des différentes composantes (caractéristiques intrinsèques ou invariantes) de ces dernières. Nous avons pu observer que le respect de certains critères est nécessaire pour la suite des travaux. De l'analyse de Fourier et ses variantes à la combinaison du noyau gaussien avec architectures pyramidales en passant par l'analyse des ondelettes, nous avons étudié les forces et les faiblesses de chacune des techniques afin d'opter pour une architecture pyramidale robuste pour la génération d'images. Cette approche pourra nous fournir les outils adéquats pour atteindre notre objectif qui est de réduire le bruit afin d'optimiser l'extraction et le suivi de route par des opérateurs de recherche de routes.

CHAPITRE 4

MÉTHODES D'EXTRACTION ET DE SUIVI DE ROUTES

La présence du bruit nuit considérablement à la performance des algorithmes d'extraction de routes. Plus le bruit et le niveau de détail augmentent, plus il devient difficile de définir un modèle assez générique pour adapter à une grande variété d'aspect de la rue dans une image. Avec l'analyse multirésolution, nous pouvons réduire l'effet du bruit tout en simplifiant la représentation et mettre un focus d'attention sur les routes par rapport à son voisinage immédiat.

L'information spectrale employée uniquement ne peut nous affranchir la présence des fausses alarmes qui nuisent au travail des photointerprètes qui doit fournir une cartographie des dégâts et de leurs quantifications. La méthodologie a été développée en tenant compte de l'information spectrale et de l'information géométrique par l'utilisation de la technique d'extraction basée sur l'angle spectrale proposée par (Christophe et Inglada (2007)) pour obtenir un graphe de route qui servira d'image de contour pour le suivi de route par le filtre de Kalman.

Avant de faire un survol sur le schéma global de notre méthodologie, nous allons parler de modélisation des connaissances pour mieux représenter notre modèle de route.

4.1 Représentation de la connaissance et traitement de l'information incertaine

Les spécificités d'une scène urbaine proviennent principalement de la plus grande difficulté à extraire les informations utiles en raison de la complexité de ces dernières, des zones d'occlusion ou des ombres portées des bâtiments. Il en ressort qu'un apport supplémentaire de connaissance est plus que nécessaire afin de s'affranchir ou de minimiser ces obstacles pour atteindre nos objectifs. Ces suppléments peuvent provenir d'une prise de vues multiple de capteurs, d'une bonne description avancée des objets à l'étude, ou encore un apport de plusieurs données auxiliaires (les cartes topologiques, les images stéréoscopiques, les modèles numériques de terrain, les modèles numériques d'élévation, etc.). Les connaissances a priori peuvent aider à modéliser les objets à détecter.

Il est primordial de trouver un cadre adéquat de représentation et de traitement de données. Une bonne représentation des objets de la scène d'étude demeure une condition *sine qua non* à un meilleur traitement qui donnera de bons résultats.

La démarche suivie dans l'interprétation des zones d'intérêts par le photointerprète est l'utilisation d'informations provenant des images satellitaires et d'une carte exprimant les relations existantes entre plusieurs entités. De plus, une base de règles est fournie par un expert dans le domaine. Muni de son outil de traitement d'images, le photo-interprète conjugue les deux systèmes pour la vérification de ses hypothèses.

La procédure employée pour atteindre ces objectifs depuis la planification des opérations et l'acquisition des données jusqu'à la résolution du problème est un volet capital de la fusion de l'information. En effet, cette recherche des parties communes est effectuée par la mise en correspondance de graphes extraits des images. Les graphes sont fréquemment utilisés dans le domaine de la vision par ordinateur en raison de leur puissance de représentation des informations. Nous avons plusieurs techniques et stratégies de représentation de ces informations. Nous ne présenterons que leurs principes fondamentaux et leurs approches.

4.1.1 Logique propositionnelle et logique du premier ordre (Fitting (1996))

Cette approche énonce des faits ou des événements qui sont irréfutablement vrais ou faux. On peut définir un formalisme dont les propositions sont liées par rapport de contradiction, d'implication ou binaire. Des algorithmes qui démontrent ou prouvent qu'une telle proposition est vraie par une démarche scientifique logique ou que cette derrière serait absurde.

«Tous les hommes sont des mortels, je suis un homme, donc, je suis mortel».

Ce formalisme n'admet pas d'incertitude ou l'imprécision qui sont monnaie courante en imagerie satellitaire. Peu de travaux (Selman (1994)) ont été sanctionnés par cette approche.

4.1.2 Approches statistiques probabilistes

Ces approches dites classiques basées sur la théorie des probabilités sont largement utilisées dans la littérature. On peut distinguer deux grandes familles : l'approche par estimation et l'approche bayésienne (Bloch (2003) ; Bloch (1996)).

L'approche par estimation considère que chaque source fournit une probabilité d'appartenance à une classe donnée. Dans ce cas, la fusion serait vue comme la combinaison de ces différentes probabilités pour trouver finalement la probabilité globale d'appartenance à ladite classe. Cette manière d'appréhender la fusion est vue comme une estimation et permet d'utiliser plusieurs stratégies de combinaison d'opérations par une méthode de consensus.

L'approche bayésienne consiste à l'estimation des probabilités conditionnelle grâce à la règle de Bayes. Ici, on cherchera à maximiser la probabilité conditionnelle a posteriori définie à partir d'un ensemble de données multisources. En postulant que les probabilités conditionnelles relatives à chacune des sources sont indépendantes par hypothèse, la probabilité conditionnelle d'une seule source s'exprimera comme le produit des différentes probabilités conditionnelles mono-sources associées à la probabilité a priori de ladite classe recherchée. Pour les deux approches, la fusion est inscrite dans un processus décisionnel opéré au stade final.

La notion de probabilité permet de quantifier le hasard. Les approches probabilistes ne peuvent s'affranchir d'un inconvénient majeur (incertitude), bien qu'elles représentent l'incertitude sur l'imprécision¹. Ce défaut crée un handicap sur ces deux notions avec la mesure de probabilité.

De nouvelles théories ont vu le jour telles que la théorie de la logique floue, la théorie des ensembles flous (Zadeh (1968)), la théorie des possibilités (Dubois et Prade (1988)), la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (Shafer (1976)), et la théorie des graphes (Bloch (2003)) permettent la prise en compte de la modélisation de l'incertitude et de l'imprécision.

1. *L'incertitude* est relative à la réalité ou à la crédibilité d'une information. Un événement est dit incertain si la probabilité de sa réalisation est comprise entre 0 et 1. Quant à *l'imprécision*, elle se traduit par un défaut quantitatif de connaissance, se traduisant par une erreur sur le contenu de l'information. Une mesure est dite imprécise lorsque l'erreur faite sur sa valeur n'est pas nulle.

4.1.3 Logique floue (Dubois et Prade (1980))

La logique floue est vue par de nombreux chercheurs comme une alternative à la logique classique permettant de prendre en considération des concepts incertains et imprécis. Le principe consiste à dire qu'une information n'est pas forcément vraie ou fausse, mais se situe entre les deux, c'est à dire plus ou moins vraie. Cette approche affecte à un élément (vu dans un cadre ensembliste) un certain degré d'appartenance exprimant une notion ou une mesure d'imprécision, ou de subjectivité. Cette théorie peut être adaptée à la représentation des entités symboliques et aux relations les liants. Bloch (1999) a utilisé ce formalisme pour déterminer la position relative entre les objets d'une image.

4.1.4 Théorie des croyances (Dempster (2008) Shafer (1976))

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer introduite initialement par Dempster et améliorée par Shafer est basée sur un fondement mathématique solide tenant compte de l'ignorance sur un problème donné. Elle permet de représenter et de manipuler les informations entachées d'incertitude et d'imprécision et repose sur un ensemble fini. Considérée comme une généralisation de la théorie bayésienne des probabilités subjectives (Shafer (1990)), elle permet entre autres de résoudre les problèmes en terme de modélisation et de complexité liées à la résolution des problèmes de la fusion de données.

Le principe consiste à définir pour un évènement donné, ou encore une combinaison d'évènements, deux quantités : l'incertitude et l'imprécision. L'incertitude est relative à la réalité ou à la crédibilité d'une information. Un évènement est dit incertain si la probabilité de sa réalisation est comprise entre 0 et 1. Quant à l'imprécision, elle se traduit par un défaut quantitatif de connaissance, se traduisant par une erreur sur le contenu de l'information. Une mesure est dite imprécise lorsque l'erreur faite sur sa valeur n'est pas nulle. Dans un cadre bayésien, l'ignorance est nulle (c'est-à-dire que nous sommes certains et convaincus de l'existence de l'évènement). Ceci n'est qu'une présentation rapide des concepts de la théorie des croyances, le lecteur intéressé pourra au besoin se référer à Dempster (2008), Shafer (1976), Smets (1988).

La théorie des croyances a été employée pour la fusion de données dans divers domaines d'applications (traitement d'images, travaux en médecine, travaux en robotique, etc.) pour sa capacité à modéliser l'incertitude dans le processus de prise de décision (Khedam (2008); Le Hegarte-Masclé *et al.* (1998); Abidi et Gonzalez (1992); Tupin *et al.* (1998); Bloch (1996)).

4.1.5 Graphe et recherche d'une solution optimale

Les graphes s'introduisent de manière presque naturelle comme support de modélisation, car ils permettent d'explicitier des relations de structures, dont les noeuds représentent les objets présents et les arcs, les relations que l'on souhaite mettre en évidence. Les méthodes de recherche dans les graphes ou la recherche de la frontière (ou contour d'un objet) sont vues comme la recherche d'un chemin optimal dans un graphe, reliant un état de départ à un état d'arrivée (Martelli (1976)). Les principaux intérêts résident dans le gain en mémoire et en temps de calcul qui lui sont associés. Selon Maître (2003), les méthodes de recherche dans les graphes sont beaucoup mieux adaptées à la fermeture de contours sur de longues distances, néanmoins, elles exigent une attention particulière pour l'élaboration de la fonction coût. Les travaux sur l'utilisation des graphes en traitement d'images et en reconnaissance de formes remontent jusqu'aux années 1970 et sont d'actualité aujourd'hui (Bloch et Maître (1997)). On peut définir un graphe G par le couple (X, E) , où X est l'ensemble des sommets et E l'ensemble des arcs reliant ces derniers. L'ordre n du graphe est le nombre de noeuds et sa taille m , le nombre d'arcs. Le lecteur pourra se référer aux ouvrages de Miclet (1984) et Gondran (1979).

Le graphe le plus couramment utilisé est le graphe de pixels, où chaque pixel représente un noeud du graphe et chaque arc est défini par une connexité de 4 ou 8 pixels voisins afin de permettre de mieux modéliser des informations. Les noeuds sont associés à des régions définies par des attributs comme les niveaux de gris moyen, les indices texturaux, etc. Quant aux arcs entre deux régions adjacentes, on leur associe la longueur du contour ou une mesure de similarité ou de contraste. La mise en correspondance de graphes, qui consiste à définir une mesure de similarité, ou de distance, entre graphes se situe dans un cadre plus général de l'optimisation, c'est-à-dire les techniques de recherche d'une solution optimale. Messmer et Bunke (1998) procèdent à la mise en correspondance par des opérations d'édition de graphes de coût

minimal. Mais cette méthode, quelque peu négligée en raison d'une importante complexité combinatoire, a connu un regain d'intérêt avec les travaux sur la recherche taboue (Glover (1977) ; Reeves (1993)). Pour compenser ce problème, des solutions ont été proposées où l'on ne recherche plus explicitement une mise en correspondance, mais plutôt à minimiser une fonction d'énergie (ou une fonction objective).

Dans le formalisme des graphes de routes, nous recherchons principalement à lier les segments de routes morcelés ou déconnectés entre eux. Et donc, la théorie des graphes est bien adaptée au contexte urbain vu la nature et la représentation des structures routières présentes. Mais cette méthode peut générer des conflits entre des sources d'informations :

- collision : présence de deux segments *routes* à la même localisation sans qu'il n'existe de relation de connexion entre eux ;
- duplicata : présence de deux segments de routes identiques jouant la même fonction.

L'existence de ces conflits est source inhérente de mauvaise détection et de mauvaise mise en correspondance (sous-détection et surdétection). Ce problème peut certes être résolu par l'intermédiaire d'un ensemble d'hypothèses en application du formalisme des graphes, mais nous avons préféré utiliser l'approche du filtrage pour l'interprétation du réseau routier extrait de l'image satellitaire.

Comme mentionné, la mise en correspondance des graphes routiers reviendrait de façon générale à un problème d'optimisation, soit à la recherche d'une solution optimale. Notre problème est le suivi automatique des routes à partir d'images satellitaires dans le but d'extraire le réseau routier. Par analogie avec les applications de poursuite de cibles mobiles, nous développerons un algorithme de suivi de route à base du FKÉ, voir sous section 4.3.4.

En effet, l'emploi de l'opérateur de route (Christophe et Inglada (2007)) basé sur le principe de l'AS combiné à l'AMR a donné un graphe acceptable pour servir de vecteur d'entrée au filtre optimal à développer. Ce filtre offrira une recherche incrémentale avec l'estimation optimale de

l'état de la position de chaque *pixel-route* et une variance de l'erreur d'estimation. L'approche et la théorie de ce filtre optimal seront développées dans les sections ultérieures.

Les différentes connaissances applicables à un système d'interprétation sont aussi variées que les outils permettant de les manipuler. Nous allons proposer un modèle qui tient compte de la structure du milieu urbain.

4.2 Vers une proposition de modèle de route pour notre étude

On sait que la source d'information numérique dont nous disposons peut être entachée d'erreur au niveau de son acquisition jusqu'à son pré-traitement (échantillonnage et rehaussement). Cette information est faible au point de vue sémantique. Cette pauvreté sémantique est compensée par une bonne dose de calibrage et de précision géométrique liée à la conception des capteurs imageurs.

D'autre part, nous vivons dans un monde tridimensionnel ($3D$), or la plupart de nos données sont discrètes et planaires ($2D$). Cette diminution de dimension et sa discrétisation peuvent entraîner une perte d'information au niveau perceptuel de l'interprétation des scènes urbaines qui demeure notre objectif principal.

Dans une image satellitaire, les objets sont identifiés par leurs signatures spectrales respectives en plus d'être visuellement catégorisés selon leurs aspects physiques et géométriques par le photointerprète sur une scène à l'étude. Nous savons par ailleurs que cette signature spectrale (radiométrie) est intimement liée aux types de revêtement (asphalte, béton, gravier, usure, pavé, sol sec, route en construction, etc.). Émettre une hypothèse fondée uniquement sur la valeur radiométrique de la route pourrait induire des erreurs dans l'interprétation des résultats. Il serait intéressant de proposer une autre approche ou combiner la valeur radiométrique à des informations géométriques ou encore tenir compte de la nature même des routes et leurs textures respectives.

Par contre, nous pouvons orienter nos hypothèses de départ selon certains critères. L'ensemble du processus (détection, suivi de route et recalage) peut être appréhendé sous divers aspects.

La détection sera axée sur les informations radiométriques avec en prime une mesure de similarité évaluée par l'écart angulaire entre deux vecteurs représentant respectivement le spectre du pixel de référence et celui du pixel courant. Cette mesure de l'angle spectral développée dans l'article de Christophe et Inglada (2007) est très peu influencée par les variations d'illumination, mais demeure sensible à l'amplitude du vecteur. Le suivi de route obéit à des hypothèses basées sur les contraintes géométriques telles que la forme linéaire et la courbure (voir Tableau 4.1) pour le rattachement des jonctions.

Les méthodes effectives employées seront développées dans les chapitres ultérieurs. Le tableau 4.1 illustre quelques éléments et variables essentielles à prendre en compte pour modéliser la route. Cette liste de critères pour la modélisation de la route n'est pas exhaustive, car une modélisation reste assujettie à plusieurs paramètres à prendre en compte ou à considérer selon le but visé.

Tableau 4.1 Caractéristiques de la route par rapport à son environnement

Détection et extraction	suivi de route et recalage
Radiométrie	forme, courbure et informations auxiliaires
<ul style="list-style-type: none"> ✓ bonne homogénéité radiométrique (le long de l'axe principal) ✓ fort contraste avec l'environnement (dans le direction perpendiculaire) ✓ profil de route fonction de la résolution du capteur. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ tronçon de la route allongée et largeur constante. ✓ excepté les carrefours et régions montagneuses, la courbure est relativement faible et varie peu, ✓ voitures toujours alignées sur les routes ✓ arbres situés aux bordures de la route. ✓ routes situées entre les bâtiments.

(Christophe et Inglada (2007)) ont pris pour modèle la bonne homogénéité radiométrique de la route (sombre le long de son axe) doublée d'un fort contraste avec son environnement immédiat pour la détection. Le tronçon de route allongée et la courbure relativement faible de la route ont été les critères retenus pour la vectorisation ou encore le raccord des routes extraites.

4.3 Protocole expérimental et organigramme méthodologique

Le but de nos travaux de recherche est de fournir une assistance aux photo-interprètes lors de la saisie du réseau routier, ainsi que d'optimiser l'extraction du réseau extrait. La méthode proposée dans ce processus de détection et d'extraction du réseau de rues est modulaire (figure 4.1).

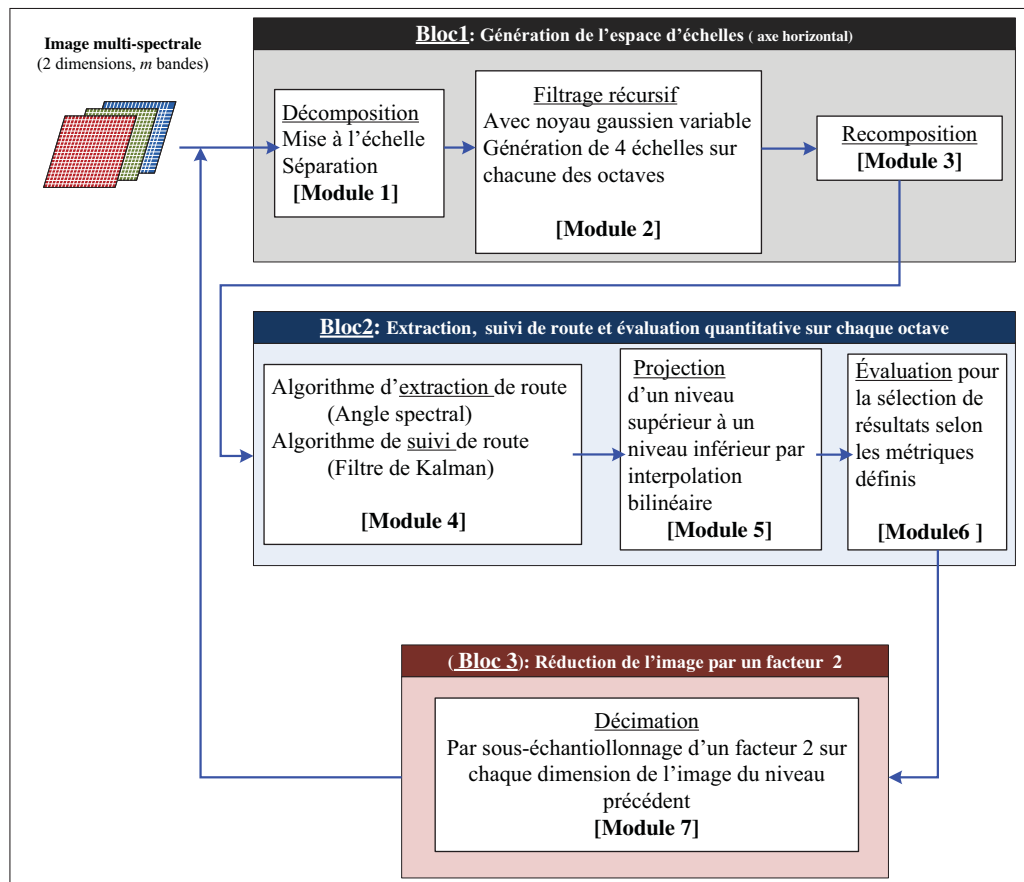


Figure 4.1 Organigramme global de notre chaîne de traitement

Les données d'entrées des différents algorithmes du processus de traitement global sont les images satellites à haute résolution spatiale excepté l'algorithme de suivi de route (filtre de Kalman étendu) qui utilise en plus, des modèles de rues (propriétés de rues et certaines propriétés topologiques du réseau routier) définis dans le tableau 4.1.

L'ossature de notre travail de recherche est basée principalement sur l'analyse multirésolution pour la réduction des fausses alarmes en premier lieu et le suivi de route par le filtre de Kalman étendu pour la cartographie du réseau routier.

Notre schéma global a été décomposé en 3 blocs : (1) génération de l'espace d'échelle sur l'axe horizontal, (2) extraction, suivi de route, une projection récursive et une évaluation sélective par un critère métrique, (3) la décimation par un facteur de 2 sur les dimensions de l'image.

(1) La génération de l'espace d'échelle se fait par la décomposition de l'image multispectrale en trois bandes suivi d'un filtrage récursif avec une noyau gaussien variable pour être recomposée ensuite.

(2) Le graphe de contour obtenu grâce à l'algorithme de l'angle spectral est utilisé par le filtre de Kalman pour le suivi de route. Les résultats étant disposés de façon pyramidale avec une réduction de la taille de l'image, sont projetés en crescendo pour avoir la résolution de l'image originale pour des fins de comparaison. Ensuite on procède à une évaluation quantitative par recouvrement.

(3) le processus se termine par une décimation de la taille de l'image. Tout le processus du bloc (1), bloc (2) et bloc (3) est exécuté en boucle sur chaque niveau d'octave.

Nous allons décrire en premier temps l'architecture pyramidale trapézoïdale (plusieurs pyramides montées en côte à côte) employée dans cette étude qui est en partie inspirée de l'approche des descripteurs SIFT de Lowe (2004).

4.3.1 Représentation pyramidale : génération des images multispectrales dans l'espace d'échelles

Cette approche est inspirée d'une des étapes des descripteurs SIFT de Lowe (2004). Ceci, pour éviter les problèmes des effets de flou ou de réduction des zones de contraste liées respectivement à la petite taille ou la grande taille du noyau, l'écart-type du noyau appliqué suit une progression géométrique pour chacune des octaves (axe vertical) de notre représentation pyramidale.

En effet, la représentation avec des images multispectrales combinée avec le filtrage récursif impose une vue d'ensemble de plusieurs pyramides juxtaposées l'une à côté de l'autre. En effet, à chaque octave nous observons une série d'images filtrées horizontalement. Et chacune des images générées à chaque octave est une base ou un niveau donné d'une nouvelle pyramide. Et au fur et à mesure qu'on monte dans la pyramide, du fait de la décimation, les images générées sont réduites par un facteur de 2 sur chaque dimension. La figure 4.2 illustre bien cette idée de plusieurs pyramides juxtaposées l'une à l'autre présentée sous forme trapézoïdale dotée de propriété d'invariance d'échelle.

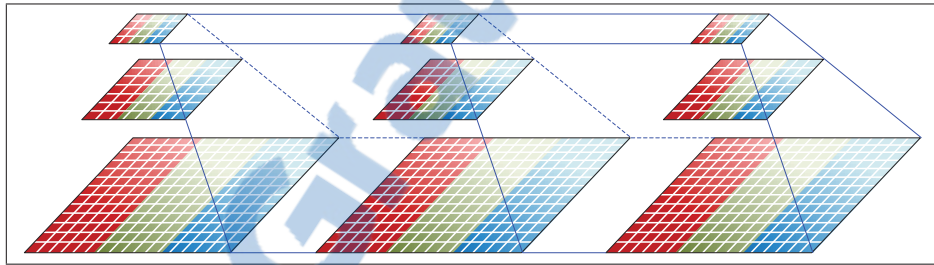


Figure 4.2 Représentation trapézoïdale d'images multispectrales

Le principe général de l'algorithme pyramidal, comme plusieurs auteurs l'ont présenté, se résume en deux étapes principales : Un processus récursif de filtrage passe-bas et le sous échantillonnage d'une image donnée.

Pour l'approche pyramidale développée, la génération des images MSP suivant l'axe vertical (octave) s'effectue en trois modules de façon séquentielle (décomposition, filtrage récursif, recomposition), voir figure 4.3 :

- décomposition [*Module 1*] : disposant d'une image multispectrales (trois bandes spectrales) avec un traitement singulier *unibande*. Une mise à l'échelle des valeurs d'intensité de chaque bande est nécessaire pour leur traitement séparé et individuel ;
- filtrage récursif [*Module 2*] discret avec la propriété de séparabilité du noyau gaussien de chaque bande suivant les deux directions (x, y) ;

- recomposition [Module 3] : les trois bandes filtrées individuellement sont reconstituées pour reformer une image multispectrales.

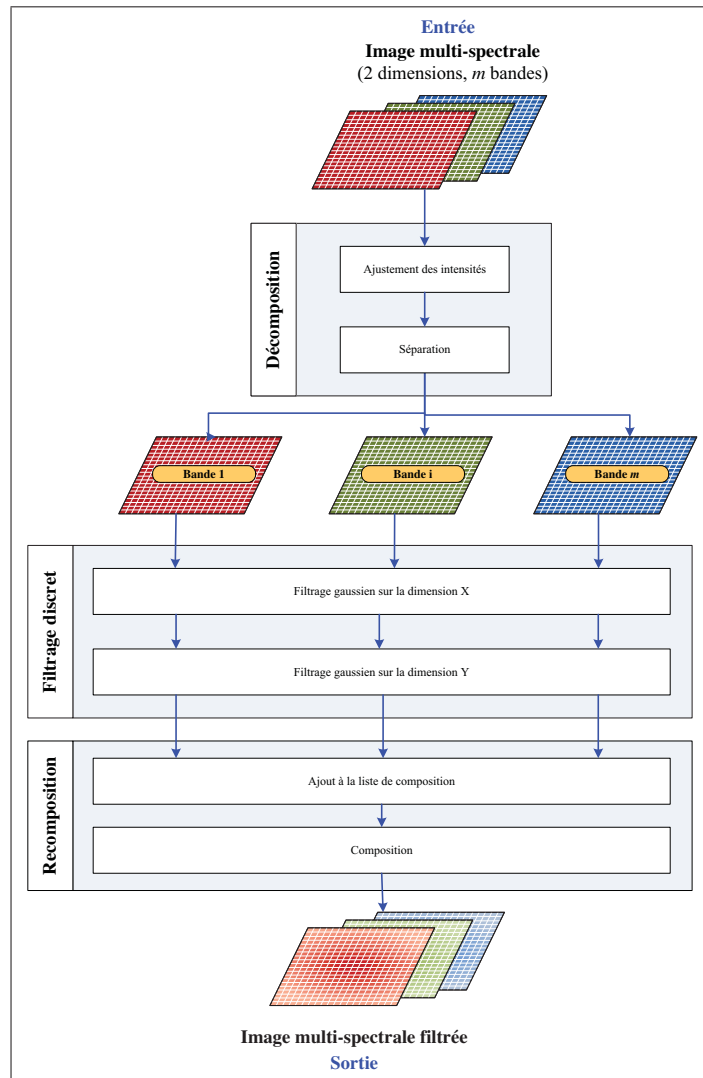


Figure 4.3 Processus de filtrage sur une image multispectrale tiré de Spirc (2011)

4.3.1.1 Décomposition, filtrage et recomposition

Dans cette représentation pyramidale, le paramètre échelle est mis en vedette. En effet, la taille du noyau gaussien est très importante. Une taille élevée de celui-ci aura un effet considérable sur le contraste qui permet de discriminer les bordures d'une route de son environnement im-

médiat. Cette résolution grossière ne contiendrait pas les détails (au sens spatial) comme nous montrerait l'image à pleine résolution. Par contre, avec une petite taille du noyau gaussien, on éviterait l'effet de diffusion du filtre *passé-bas* dans la localisation des objets d'intérêt. Or l'objectif de notre démarche est bien la détection et l'extraction de route dans un environnement bruité. Il nous faut trouver un bon compromis avec la taille du noyau à utiliser en fonction des caractéristiques d'une image donnée.

Pour palier au difficile choix de la taille du noyau gaussien à employer, nous procéderons par taille variable. La démarche succincte illustrée dans la figure 4.4 peut être résumée comme suit :

- filtrage récursif sur l'axe horizontal (axe des échelles) jusqu'à la génération de la dernière image d'une même octave dans les limites imposées par une progression géométrique entre σ et 2σ ;
- décimation par un facteur de deux à chacun des octaves sur l'axe vertical ;
- le processus est répété à chaque niveau d'octave.

Comme Lowe (2004) le démontre, les DoG sont ainsi générées à chaque intervalle d'une même octave en donnant des détails laissés entre deux images successives. Les images résultantes sont obtenues par soustraction d'images pour chacune des intervalles avec un gain considérable en temps de calcul. Les différents niveaux dans l'axe de représentation de notre pyramide (les octaves) sont générés en divisant par un facteur de 2 la résolution de l'image du niveau précédent, ce qui reviendrait à doubler la facteur d'échelle tout en préservant l'invariance d'échelle, une caractéristique recherchée pour notre étude.

Cette pyramide générée est en fait une représentation de plus en plus grossière qui met en évidence les éléments physiques présents dans l'image originale en excluant les informations moins pertinentes (bruit) d'un niveau (octave) à un autre. Ainsi, l'information des pixels d'un niveau supérieur est tout simplement la combinaison linéaire des valeurs du groupe de pixels situés juste en dessous. Les coefficients de la fenêtre de pondération sont ceux du filtre passe-bas

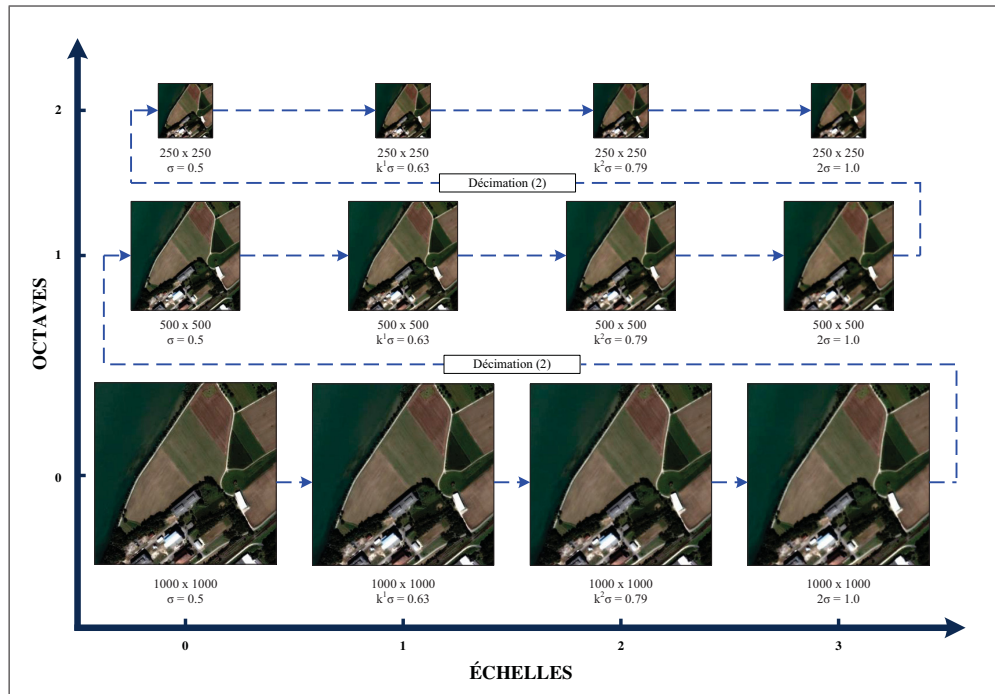


Figure 4.4 Exemple de traitement multiéchelles par octaves tiré de Spiric (2011)

gaussien car ils offrent la meilleure approximation du filtre gaussien. Mais certaines conditions sont à respecter, à savoir la dimension finie et les valeurs discrètes :

- la taille du noyau est donnée suivant les premiers coefficients normalisés de l'expansion binomiale, par exemple pour un filtre binomial de largeur $n = 3$, les coefficients seront $(\frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{4})^2$;
- la conservation de l'invariance d'échelles à tous les niveaux de la pyramide est rendue possible en maintenant constant le rapport du taux d'échantillonnage sur l'axe vertical (octave) et sur l'axe horizontal (échelle). Les facteurs d'échelle doivent être exponentiels en puissance de 2 (2, 4, 8, 16, 32, etc.).

2. Comme les techniques pyramidales tirent leur essence de filtres binomiaux pour approximer efficacement le filtrage gaussien et bénéficier des propriétés du noyau gaussien. En pratique on se sert comme coefficients, les coefficients binomiaux issus du triangle de pascal

4.3.2 Algorithme d'extraction, de suivi de route et d'évaluation quantitative

Le deuxième bloc est constitué de 3 modules séquentiels : (1) application de l'algorithme d'extraction de routes selon l'angle spectral et l'algorithme de suivi de route via le filtre de Kalman étendu, (2) projection sélective pour une évaluation qualitative, (3) évaluation quantitative avec des métriques pour apprécier le degré de détectabilité et le taux de FA.

Il s'agit dans ce bloc d'appliquer les 2 opérateurs d'extraction et de suivi de route d'une part, et d'autre part de comparer les résultats obtenus sur chaque octave afin de décider quelle résolution est la plus adéquate pour une meilleure cartographie de la route.

L'application des opérateurs d'extraction et de suivi de route provient respectivement des travaux de Christophe et Inglada (2007) et de Veran (1993). Ces deux algorithmes utilisés conjointement sur notre pyramide trapézoïdale ont été modifiés en faisant varier les paramètres qui les gouvernent d'une part et d'autre part en apportant des informations supplémentaires dans le modèle pour améliorer le degré d'extraction et de suivi du réseau routier.

Le module 4 se subdivise en deux étapes : l'algorithme d'extraction de route et l'algorithme de suivi de route. Nous allons faire un survol sur les différents opérateurs de recherche de routes rencontrés dans la littérature.

Opérateurs recherche de route La détection, l'extraction et le suivi de route dans les images sont réalisés par des techniques de traitement d'images basées sur les caractéristiques d'intensités, de formes et de textures. Certaines techniques sont plus robustes que d'autres à cause d'une prise ou non en compte des caractéristiques géométriques (distance, courbure) du réseau routier. Dans cette perspective, nous distinguons deux types de recherche de route : (1) l'extraction de route sans informations géométriques sur le modèle de route à extraire et (2) l'extraction de route avec informations géométriques sur le modèle de route. Nous allons présenter quelques opérateurs de recherche de routes trouvés dans la littérature. Nous avons distingué trois classes d'opérateurs de routes :

- opérateurs dits «aveugles» (opérateur Chapeau Haut-de-forme et opérateur de Duda) dont la recherche des primitives s'effectue sur toute l'image sans objectif particulier où l'opération de détection de route est réalisée en une seule étape principale ;
- opérateur de détection (optimale) de route, exemple, la technique basée sur l'angle spectral ;
- suivi de route avec la technique du filtre de Kalman et la programmation dynamique.

4.3.2.1 Opérateurs aveugles de recherche de routes : chapeau haut-de-forme

Cet opérateur, basé sur le principe de la morphologie mathématique, a pour objectif d'extraire les *pics* (ou les *vallées*) d'intensité dans une image indépendamment de leur amplitude. Introduit par (Meyer (1979)) et utilisé pour l'extraction des réseaux linéiques par (Destival (1986)), le principe du CHF est le suivant : une opération d'ouverture (érosion puis dilatation) ou une opération de fermeture (dilatation puis érosion) en fonction du but recherché à savoir respectivement l'extraction des pics ou des vallées³. De l'image originale, on soustrait l'image résultante obtenue. L'opération d'ouverture est nécessaire, car elle permettra la suppression des éléments clairs extraits par l'opération de soustraction comme illustrée à la figure 4.5. Le choix de la taille et de la forme de l'élément structurant demeure délicat, car il constitue la clé de voute de l'opération du CHF. Le CHF donne des résultats bruités, car pas assez sélectifs.

4.3.2.2 Opérateurs aveugles de recherche de routes : opérateur de Duda

Cet opérateur, introduit par (Fischler *et al.* (1981)) est employé comme fonction de coût pour la recherche de structures linéaires et pour le suivi de routes dans les images aériennes à faible résolution spatiale. Son fonctionnement consiste à calculer, pour chaque pixel de l'image, une fonction de score qui tient compte de l'homogénéité et du contraste de l'image le long de la route potentielle selon quatre directions possibles. Ces fonctions sont définies par quatre

3. Les opérateurs morphologiques sont caractérisés par un élément structurant et des transformations telles que l'érosion et la dilatation. Ils permettent de modifier la forme des objets, en remplissant les trous, en éliminant le bruit, en lissant le résultat de la segmentation. Soit une image binaire avec *fond=0* et *objet=1*. L'élément structurant *glisse* sur les bords (intérieurs, extérieurs) des objets et transforme sur son passage : des pixels d'*objet* en pixels de *fond* [*érosion*] d'une part et d'autre part, des pixels de *fond* en pixels d'*objet* [*dilatation*]. [Ouverture = érosion + dilatation] ; [fermeture=dilatation+érosion]

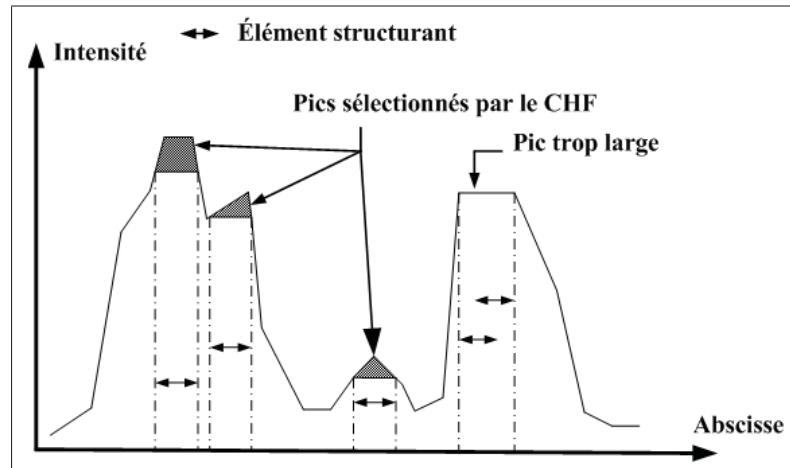


Figure 4.5 Principe de l'opérateur Chapeau Haut-de-forme en une dimension

masques : un horizontal, un diagonal droit, un vertical et un diagonal gauche. Les 4 différents masques sont symétriques 2 à 2. Nous n'illustrerons que deux tableaux (voir tableau 4.2 et tableau 4.3) avec les symboles $(--)$ et $(//)$ représentant les bords de la route. Pour l'ensemble des 4 directions possibles, deux fonctions sont définies : la fonction d'uniformité de la luminosité $G(u)$ qui tient compte des valeurs (a_1, a_2, a_3) d'une route potentielle d'une part et d'autre part la fonction $F(u)$ de contraste définie entre cette route potentielle et les zones adjacentes dont les valeurs de pixels sont respectivement (b_1, b_2, b_3) et (c_1, c_2, c_3) . Un écart de 1 pixel entre la route et les régions adjacentes doit être respecté pour éviter de pénaliser les petites variations de largeur.

La fonction $G(U)$ de la figure 4.6 (a) ne considère pas les petites variations d'intensité ($G(U) = 1$ si $0 \leq |u| < \theta_1$) et néglige pareillement les grandes variations ($G(U) = \varepsilon$ si $u > \theta_2$). Entre les deux variations, $G(U)$ est linéaire. Quant à la fonction d'uniformité $F(U)$ de la figure 4.6 (b) épouse le même comportement face aux fortes variations de contraste. La fonction $F(U)$ caractérise le contraste entre la route et le bord de route. Dans la figure 4.6 (b), les routes claires sont représentées par la fonction $F(U)$ et les routes sombres par la fonction $F(-U)$. Si aucune information sur le contraste (traits discontinus), on emploie la fonction $F(U)$. La fonction de

Tableau 4.2 Masque horizontal de l'opérateur de Duda

	b_1	b_2	b_3	
-	-	-	-	-
	a_1	a_2	a_3	
-	-	-	-	-
	c_1	c_2	c_3	

Tableau 4.3 Masque horizontal droite de l'opérateur de Duda

b_2	b_3		//	
b_1		//	a_3	//
	//	a_2	//	
//	a_1	//		c_3
	//		c_1	c_2

score de (Fischler *et al.* (1981)) initiale est donnée par :

$$SCORE_{Fischler} = \frac{G(|a_1 - a_2|) \times G(|a_2 - a_3|)}{\sum_{i=1}^3 F(a_i - b_i) + F(a_i - c_i)} \quad (4.1)$$

La fonction de score proposée par (Roux (1992)) :

$$SCORE_{Roux} = \frac{G(|a_1 - a_2|) \times G(|a_2 - a_3|)}{\max(\sum_{i=1}^3 F(a_i - b_i), \sum_{i=1}^3 F(a_i - c_i))} \quad (4.2)$$

La fonction $SCORE_{Roux}$ est calculée pour chacun des 4 masques possible, et la valeur maximale est affectée au pixel central de la fenêtre analysante. Cet opérateur fournit une trop grande quantité de FA surtout dans les zones de forts contrastes.

L'apport de la modification de (Roux (1992)) est importante. Elle évite l'inconvénient de donner à travers un schéma de profil radiométrique d'une route, une même réponse pour une fonction porte de hauteur d que pour une fonction de type échelon marche de hauteur $2d$.

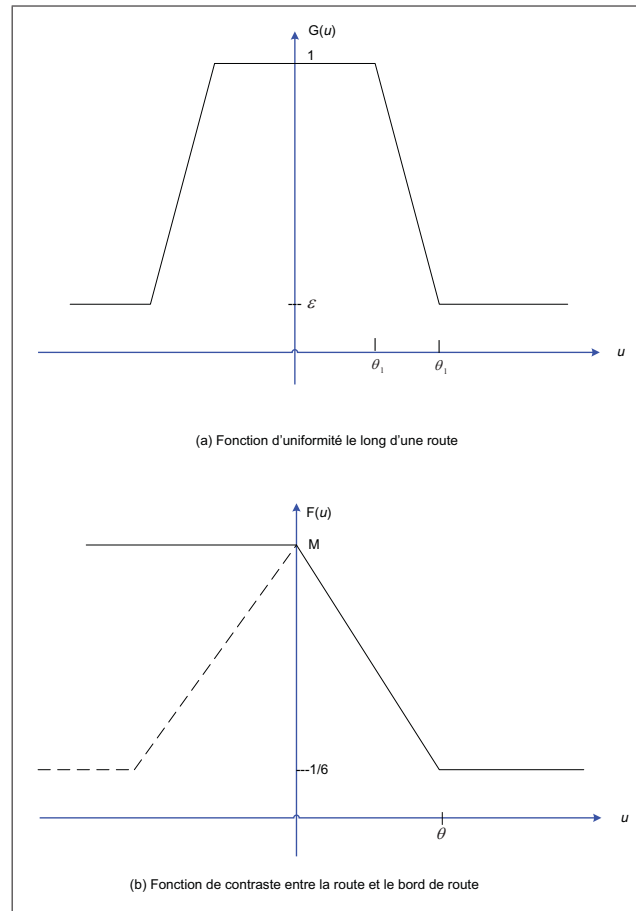


Figure 4.6 Principe de l'opérateur Chapeau Haut-de-forme en une dimension

4.3.2.3 Algorithme d'extraction de routes : technique de l'angle spectral

La performance de l'AMR dans la détectabilité du réseau routier à partir des images satellitaires sera testée via l'opérateur de route basé sur la technique de l'AS. Et ensuite, les images résultantes seront utilisées pour l'opération de suivi de route par le filtre de Kalman (1960) dans les chapitres ultérieurs.

Plusieurs raisons nous amènent à employer cette technique :

- Christophe et Inglada (2007) affirment que les images résultantes obtenues peuvent être employées pour les systèmes d'informations géographiques (SIG) ou comme paramètres d'entrée pour l'initialisation d'autres algorithmes de détection de routes ou encore pour affiner les segments de routes mal extraits ;
- Il est simple *d'implémentation*, rapide et robuste pour l'extraction de routes selon les auteurs ;
- l'algorithme doit être utilisé avec les images couleurs contrairement à la plupart des algorithmes d'extraction de routes qui emploient les images panchromatiques d'une seule bande spectrale ;
- le seul paramètre d'entrée pour l'algorithme est l'information relative à la couleur de la route ou encore aux bandes spectrales si celles-ci sont disponibles (leur nombre importe peu). Cette approche est considérée comme une bonne technique de conversion d'informations spectrales en données scalaires.
- l'intégration au logiciel libre Orfeo Toolbox (OTB).

Principe de l'angle spectral

La prise en compte de la couleur dans une image est révélatrice d'informations capitales et bénéfiques pour la discrimination de l'occupation du sol (routes, végétation, bâtiment, sol, eau, etc.) sur une image. Cette information basée principalement sur la couleur est constituée généralement de 3 bandes spectrales ou 4 bandes y compris l'infrarouge. Elle est interprétée comme un vecteur. Leur représentation dans un espace multidimensionnel permet de mesurer l'écart angulaire entre le vecteur couleur mesuré en un pixel potentiel de route p et un vecteur de référence r échantillonné par l'analyste et représentant un pixel de route représentatif (figure 4.7). La méthode ci-mentionnée est une approche de classification ou de discrimination basée sur la similarité angulaire entre les différents spectres de l'image et un spectre de référence. Un grand nombre d'algorithmes utilisent une représentation scalaire. Or, une façon efficace pour l'emploi de cette information spectrale en données scalaires est de la convertir par le biais de

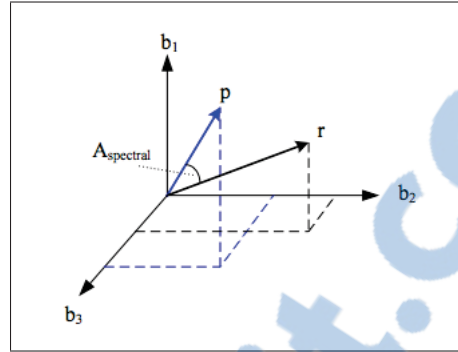


Figure 4.7 Calcul de l'angle spectral

la technique de l'AS tout en prenant soin de bien définir un pixel de référence (Christophe et Inglada (2007)). Pour une image multispectrale à M bandes spectrales, l'AS entre le pixel de référence r et le pixel courant p est défini par :

$$AS = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{b=1}^M r(b) \cdot p(b)}{\sqrt{\sum_{b=1}^M r(b)^2 \sum_{b=1}^M p(b)^2}} \right) \quad (4.3)$$

où M ($M \geq 2$) représente le nombre de bandes spectrales et AS est exprimé en radian.

L'attribution d'un pixel à un «*pixel-route*» se base principalement sur la mesure de l'AS, c'est-à-dire l'angle entre le vecteur du spectre de référence et celui de chaque vecteur de l'image. Plus l'angle est petit, plus la similarité entre le spectre du pixel évalué et la référence est grande. Ainsi, plus l'écart angulaire est faible, plus grande sera la valeur attribuée au pixel courant. Cette mesure est peu sensible aux variations de la luminosité dont l'augmentation ou la diminution n'affecte pas la direction du vecteur, mais plutôt son amplitude. Par un simple clic sur une zone de pixel route (une zone fortement asphaltée), on choisit un pixel route. Il faut cependant reconnaître qu'un mauvais choix du pixel de référence peut engendrer de fausses correspondances, soit des FA.

Extraction et raccord de segments de routes L'algorithme d'extraction proposé par (Christophe et Inglada (2007)) tire sa substance de l'opérateur de recherche de route introduite par (Lacroix et Acheroy (1998)).

Dans leur travail (Christophe et Inglada (2007)), l'opérateur de route est construit suivant un algorithme en 3 étapes principales subdivisées en 6 sous-parties (voir la figure 4.10) : (1) évaluation des distances angulaires par la technique de l'AS, (2) recherche de segments de routes basée sur la technique du gradient, (3) adoucissement des sommets et liaison de segments de routes.

La première étape consiste à la sélection du pixel de référence sur une route foncée (la route asphaltée ou la route foncée) et d'un pixel courant dans l'image originale pour l'évaluation de la distance angulaire. Une grande valeur scalaire est attribuée aux pixels (aux teintes foncées) dont l'écart angulaire d'avec le pixel de référence est faible. Ensuite, une image résultante des distances angulaires est ainsi générée.

La deuxième étape, subdivisée en 2 parties distinctes, est l'application de la méthode de détection de ligne basée sur un gradient contraignant introduite par (Lacroix et Acheroy (1998)) : (1) recherche de ligne foncée avec la fenêtre de 3x3 pixels, (2) direction locale de la route.

La première sous-partie de cet algorithme est la recherche de segment de route qui se fait par le biais d'une fenêtre de 3x3 pixels avec un pixel p donné et ses 8 voisins disposés en paire (a_k, b_k) tel que a_k est symétrique à b_k (voir figure 4.9). Soit \bar{d}_k et $\bar{G}(a_k)$ respectivement le vecteur déplacement de p à b_k et le module du gradient associé au pixel a_k . Ainsi le produit des 2 modules $(\bar{d}_k \text{ et } \bar{G}(a_k))$ est positif pour une ligne sombre et négatif pour une ligne brillante.

Dans la seconde sous partie, l'opérateur de gradient attribue à chaque pixel une direction et une valeur d'amplitude. Nous savons que la route est plus claire, voire plus brillante que son environnement immédiat. Cela implique que la direction du gradient est opposée à chaque bord de la route (voir la figure 4.10 a). Pour évaluer cette propriété, ils utilisent le produit scalaire entre les 8 vecteurs pixels opposés autour du pixel courant. Ainsi, le produit scalaire le plus élevé parmi les vecteurs gradients opposés des huit voisins immédiats du pixel détermine la direction alors que les gradients non maximaux dans la direction de la route sont éliminés (voir la figure 4.10 b). Ils emploient cette technique du gradient d'image, car le produit scalaire des vecteurs gradients localisés de part et d'autre des bordures de route représente un bon

indicateur de la direction d'une ligne. Ainsi, on calcule le produit du module de chaque paire de pixels ($\overline{G(a_k)}$ et $\overline{G(b_k)}$). Si le produit est négatif et maximum, il donnera la direction locale perpendiculaire donnée par la direction de \bar{g} (voir figure 4.9). Pour l'exemple (voir figure 4.9), la paire de vecteurs pixels (a_1, b_1) présente les plus grandes valeurs scalaires et donc conduisent à la direction pointillée rouge avec la longueur calculée (figure 4.8). En effet, les directions de gradient opposées se retrouvent sur les bords de la route. Le produit scalaire le plus élevé parmi les vecteurs gradients opposés des 8 voisins immédiats du pixel courant, détermine la direction de la route considérée (figure 4.8). Ainsi, les gradients non maximaux dans le direction de la route sont éliminés et ceux restant correspondent aux segments de routes et quelques bruits présents dans l'image. Les bruits présents seront atténués par les étapes de raffinement et de simplification.

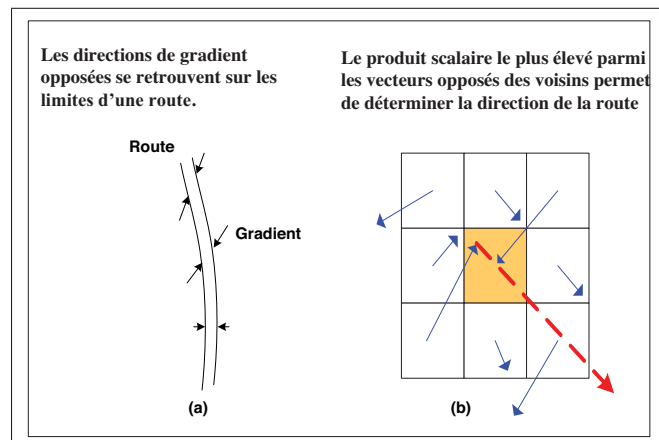


Figure 4.8 Sélection de la direction de la route inspirée de Christophe et Inglada (2007)

La troisième étape d'adoucissement des sommets et liaison de segments de routes est subdivisée en 2 sous-parties est un algorithme qui consiste à faire des liens entre les segments de routes entrecoupées par des occlusions (ombres portées des bâtiments, présence de voitures, présence d'arbres, etc.). (1) distance entre sommet du segment et le nouveau segment détecté, (2) jonction entre deux segments de routes (figure 4.11).

La première sous-partie est pour le raffinement et l'adoucissement des segments de routes. Si la distance d entre le sommet du segment courant et le nouveau segment détecté est inférieure à 1 pixel, le nouveau segment détecté est retenu. Lorsque l'angle entre 2 segments de routes est inférieur à $\pi/8$ (pointu) alors on sépare les 2 segments.

La deuxième sous-partie concerne la jonction entre 2 segments de routes. Il faudrait que l'angle formé entre 2 segments de routes soit compris entre $[-\pi/8$ et $+\pi/8]$. La distance d de liaison entre ces 3 segments est fonction de la résolution spatiale. Les différentes étapes du processus

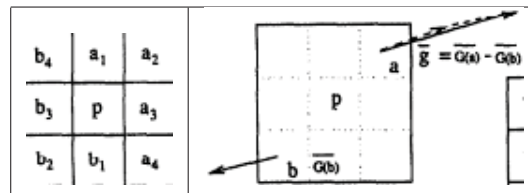


Figure 4.9 Détecteur de ligne basé sur le gradient tiré de Lacroix et Acheroy (1998)

d'extraction des segments routes par la méthode de l'angle spectral sont illustrées à la figure 4.10. Les résultats sont assez satisfaisants. L'algorithme prend moins d'arguments comme paramètres d'entrée par rapport à certains algorithmes. Dans leur article Christophe et Inglada (2007) ont montré l'avantage de leur opérateur de routes sur les autres opérateurs classiques de détection de contours tels que (Canny (1986), Deriche (1987)) et l'opérateur amélioré de *Duda Road Operator* par Roux (1992). En plus de ne tenir compte uniquement que d'une seule information spectrale, l'inconvénient majeur demeure le choix du pixel de référence. En effet, tous les «*pixels-route*» n'ont pas la même intensité.

La deuxième partie du [Module 4] du bloc 2 est dédié au filtre de Kalman pour le suivi de route. Comme son nom l'indique, cet opérateur de *suivi de route* a pour objectif premier de suivre le tracé d'un réseau linéaire par une méthode de recherche incrémentale en partant d'un point initial situé sur ce réseau. Le choix d'un point de départ est important et nécessaire. Mais l'apport extérieur d'un opérateur humain avec des connaissances aide au meilleur suivi et accorde une grande souplesse dans cette démarche.

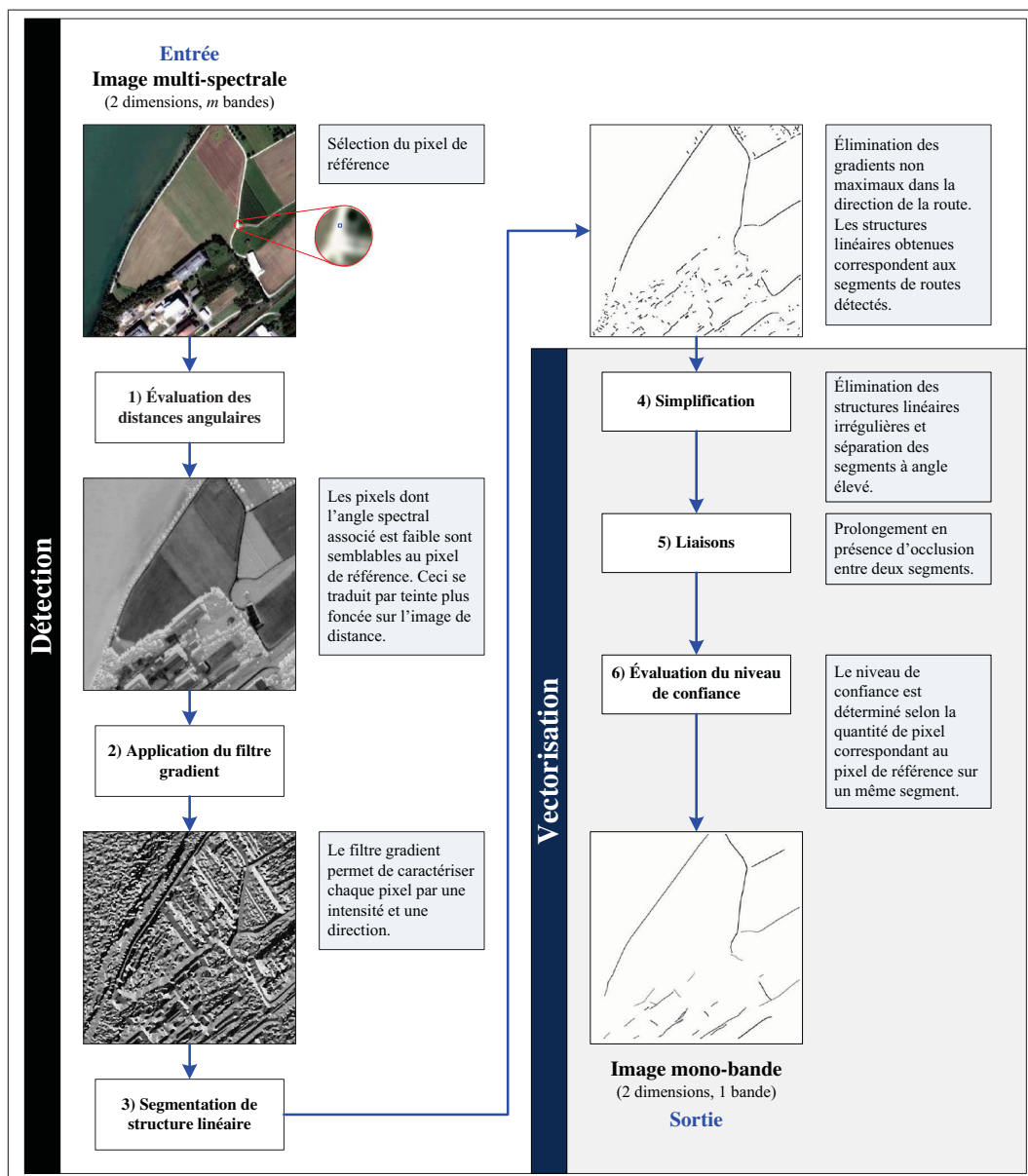


Figure 4.10 Algorithme d'extraction de routes d'OTB tiré de Christophe et Inglada (2007)

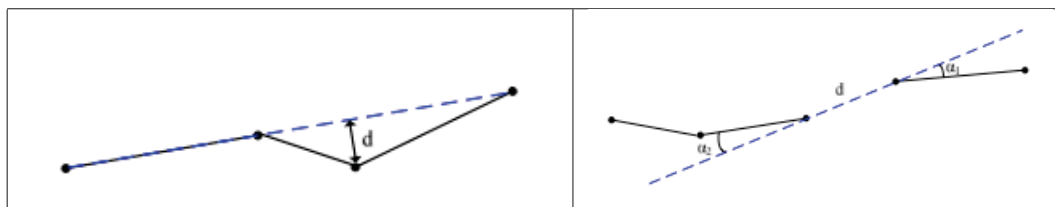


Figure 4.11 Simplification et jonction de segments de routes tiré de (Christophe et Inglada, 2007)

4.3.3 Opérateur de suivi de route : programmation dynamique

Cet opérateur d'extraction de structures linéaires introduit par (Bellman (1957)) est employé pour des applications d'optimisation. Il est utilisé pour la recherche de chemins optimaux dans les graphes à partir des images satellitaires par (Roux (1992)) pour l'extraction des réseaux routiers. Le principe consiste à résoudre le problème global en sous-étapes pour le rendre plus aisé dans sa résolution. Elle permet entre autres d'optimiser une fonction de n variables par l'optimisation de n fonctions à une variable.

Le principe de résolution successive des différentes étapes est ainsi exprimé : Soit un état s et une décision q qui définit un successeur unique $\tau(s, q)$. Dans un graphe donné, l'état s désigne un noeud, la décision q est un des arcs lié à s ; $\tau(s, q)$ est le noeud s'attachant à s par l'arc q . Nous supposons l'existence d'une fonction de potentiel $\phi(s, q)$, de deux états de référence S_0 et S_1 et nous définissons la fonction d'énergie U à minimiser par :

$$U = \sum_{s=S_0}^{S_1} \phi(s, q) \quad (4.4)$$

sous certaines conditions. Nous pouvons considérer que cet algorithme est une version étendue de l'algorithme de Dijkstra (Dijkstra (1959)) de recherche du plus court chemin entre deux noeuds d'un graphe.

Dans la mise en oeuvre de la résolution d'un problème par la programmation dynamique, plusieurs éléments sont à considérer :

- la définition d'un état s par 1 pixel ou 2 pixels afin de prendre en compte la direction du chemin de recherche ;
- l'ensemble des décisions q est assujetti au choix des états et de leur comportement souhaité. Pour empêcher d'éventuel retour en arrière, Merlet et Zerubia (1997) proposent de prendre 3 directions parmi les 8 directions possibles ;
- la fonction de potentiel $\phi(s, q)$ permet la prise en compte des informations a priori (intensité, contraste, rayon de courbure, homogénéité, etc.) sur la recherche de route. Elle est

fonction de l'état s et de la décision q . Si le couple (s, q) correspond à une caractéristique de la route ou à la route recherchée alors le potentiel $\phi(s, q)$ devient faible ;

- les états de la route (le début S_0 et la fin S_1) permettent d'instancier le modèle de cette dernière ;
- après l'ajustement de tous ces paramètres, il faut calculer l'énergie $U(s)$ pour tous les états possibles. La fonction d'énergie $U(s)$ doit être minimale.

4.3.4 Opérateur de suivi de route : filtre de Kalman

De l'estimateur optimal au filtre de Kalman L'estimation fait partie d'une branche prisée des mathématiques statistiques qui permet entre autres, à partir de mesures effectuées sur un système, d'estimer la valeur de différents paramètres de ce système. Il est possible d'estimer plusieurs paramètres en même temps. On ne parlera plus de paramètres à estimer, mais plutôt de vecteur à estimer ou vecteur d'état. Nous allons faire un survol sur l'histoire du filtre de Kalman et dans les chapitres ultérieurs nous présentons le filtre de Kalman dans tous ses états.

L'idée première provient du problème de calcul des orbites : à partir de mesures et d'observations, comment arriver à calculer la position des planètes toujours affectée d'erreurs d'observation. L'une des solutions à ce problème est de prendre comme valeurs des paramètres à estimer celles qui correspondent aux minimums des carrés de l'erreur entre ces valeurs et celles résultant des observations (méthodes des moindres carrés ou la méthode de Gauss ou encore la méthode de Legendre).

Pour l'étude des systèmes dynamiques stationnaires, Wiener et Kolmogorov développèrent davantage cette méthode en l'extrapolant, puisqu'ils considèrent les minimums des erreurs quadratiques : c'est-à-dire qu'ils substituent à la notion de minimum du carré de l'erreur celle d'espérance mathématique de ce minimum (un caractère stochastique). En effet, le filtre de Wiener proposé en 1940 et publié en 1949 avait pour but de réduire le bruit du signal par rapport à une estimation du signal désiré sans bruit. Les mêmes travaux en temps discret ont été publiés par Kolmogorov en 1941, d'où le nom de la théorie Wiener-Kolmogorov. Ce filtre

n'est pas adaptatif, car la théorie derrière ce filtre suppose que les instants sont discrets. Leur théorie donnera lieu à plusieurs autres filtres, dont le filtre de Kalman.

Nous estimons qu'il vaut la peine de connaître l'origine historique de ces méthodes. Vers 1960, vient par la suite le filtre de (Kalman (1960)) qui n'est rien d'autre qu'une révision des précédents et une extension aux systèmes non stationnaires. Il faut calculer l'estimation de l'état du système lorsque les observations (mesures) sont affectées d'erreurs.

Nous sommes en présence d'estimateurs déterministes, et donc, le vecteur à déterminer est justement déterministe. Il ne contient pas de valeurs aléatoires, par contre celles-ci sont inaccessibles. Le but recherché est de trouver un estimateur qui estimera au mieux ce vecteur. Par conséquent, un estimateur sans biais et de variance minimale (pour minimiser l'erreur d'estimation) est requis.

4.3.4.1 Biais et variance

Un estimateur *sans biais* signifie que l'espérance de l'estimation a la même valeur que le vecteur à estimer, en d'autres termes, que l'estimateur ne commet aucune erreur, et donne la valeur réelle du paramètre à estimer.

Lorsqu'on parle de *variance*, on fait allusion à l'erreur. Un estimateur à variance minimale est l'estimateur qui permet de minimiser les variations entre le vecteur d'état et l'estimation, en un mot minimiser l'erreur entre ces deux concepts (*variance et erreur*).

Si par contre la variance est nulle, nous ne sommes plus face à un problème d'estimation, car cela voudrait dire que la valeur du vecteur d'état est connue *a priori*.

Un système *sans biais à variance minimale* est possible et calculable sous réserve de certaines hypothèses : le bruit est gaussien et le système est linéaire.

Sous certains aspects, l'algorithme du filtre de Kalman est une application récurrente de la méthode des moindres carrés. On peut donner une idée des différentes étapes qui ont forgé la communauté scientifique à passer de la méthode des moindres carrés à celle du filtre de Kalman :

(1) la résolution des mesures entachées d'erreurs d'observation et d'erreurs de dispersions différentes, (2) la résolution d'estimation récurrente pour les systèmes statiques, linéaires, (3) la résolution des systèmes dynamiques (filtre de Kalman).

Le filtre de Kalman est une approche statistique dont le principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle de façon à minimiser l'erreur entre l'état vrai et l'état filtré. En résumé, le filtre de Kalman est un ensemble d'équations mathématiques fournissant une solution récursive en estimant l'état du processus du système dans une perspective de minimisation de la moyenne des erreurs quadratiques.

4.3.4.2 Pourquoi le filtre de Kalman ?

La procédure récursive pour estimer les paramètres d'un système dynamique trouve son importance dans plusieurs applications. Le FK nous renseigne sur les caractéristiques statistiques du bruit contrairement aux méthodes précédentes dont il prend sa source.

Le filtre de Kalman est plus spécialement destiné à estimer de manière optimale des paramètres dynamiques de bas niveau, à partir d'un ensemble d'observations bruitées.

Cette technique de filtrage est décrit un système donné par un groupe de de variables appelées variables d'état, qui les paramètres à estimer. Les mesures ou observations sont intégrées au système par des variables d'observation.

L'évolution du système est modélisée et décrite par des équations d'une part et d'autre part, les relations reliant les variables d'état et les variables d'observation. Ces équations permettent de générer à chaque instant k , la meilleure prédiction des variables d'état au temps $k + 1$, en fonction de celle correspondant au temps k .

Cette prédiction permet de générer une prédiction des variables d'observation. Les vraies mesures (observations) sont considérées pour tester alors l'innovation du système, c'est-à-dire la différence entre les mesures réelles et les mesures prédites. Cette innovation servira à la mise à jour des estimations des variables d'état au temps $k = 1$.

Dans le cas où les équations décrivant un système sont linéaires et que les erreurs du système peuvent être modélisées par un bruit blanc gaussien, le filtre optimal sera un filtre de Kalman classique. Dans le cas où les équations sont non-linéaires, on utilisera un filtre de Kalman étendu. La technique de la jacobienne est utilisée pour la linéarisation locale des dites équations. Dans le cas du filtre de Kalman étendu, la convergence n'est pas garantie comme pour le cas du filtre de Kalman classique. Le problème de convergence peut apparaître dans le cas où l'entrée initiale du vecteur d'état est très loin de la valeur réelle à estimer.

Dans le suivi de route, les paramètres à estimer sont ceux décrivant la position (coordonnées (x, y) du «*pixel-route*») et la forme de la route (orientation $\theta(k)$ de la route). Nous supposons que le temps est une variable et nous utilisons la procédure récursive. Mais en pratique, le temps ne varie pas. Ce qui fait qu'on ne peut strictement parler de système dynamique.

Quelques raisons pour l'utilisation du filtre de Kalman dans le cas de suivi de route :

- une solide assise en statistique et dans la théorie de l'estimation ;
- à chaque étape, le filtre de Kalman fournit un meilleur estimé des paramètres passés, présents et futurs états (positions) de la route, même si le modèle du système n'est pas connu ou pas précis ;
- en tenant compte de toutes les observations par le filtre de Kalman, les résultats sont bien meilleurs que les observations prises séparément ;
- le filtre détecte et rejette certaines valeurs aberrantes (occlusions sur l'image) ;
- lors du suivi de route, si les obstacles et les situations critiques ne peuvent s'adapter au profil de référence, alors il n'y a pas de mise à jour des paramètres qui gouvernent le modèle ;
- on peut autoriser le système à se tromper et le corriger ensuite, ce qui constitue un des avantages du filtre de Kalman ;
- la mise à jour des différents paramètres du modèle (les positions des «*pixels routes*», le gain de Kalman, les matrices de covariances associées et leur inverse, etc.) se fait itérativement ;

Les différents outils utilisés pour le filtre de Kalman :

- l'évolution dynamique du système est modélisée : changement d'état, équation différentielle linéaire ;
- l'espace d'observation est modélisé : relation entre le vecteur d'état et les observations d'une part et d'autre part les fonctions non-linéaires (f et h) ;
- calcul de l'erreur de covariance ;
- les paramètres qui gouvernent le modèle : bruit d'évolution et bruit d'observation ;
- la mise à jour des paramètres du modèle après la prédiction ;
- le calcul du gain de Kalman.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MEMOIRE 

L'extraction de routes à partir des images satellitaires est rendue complexe du fait de la variabilité des routes, l'environnement d'acquisition des images et surtout la présence des artefacts, ce qui provoque des segments de routes discontinus et des fausses alarmes dans les images résultantes. Ces irrégularités limitent fortement les techniques d'extraction de routes tels que la détection des contours (Nevatia et Ramesh Babu (1980)), la correspondance de profil (Quam, 1978 ; Vosselman et De Knecht (1995)) et les techniques basés sur la détection de contours actifs ou la programmation dynamique (Gruen et Li (1995)).

Les propriétés de la route telles que l'homogénéité radiométrique le long de son axe et son élongation nous permettent de prédire la position suivante du pixel route à venir. C'est ainsi que (Quam (1978)) se sert de cette propriété pour prédire le prochain pixel route de l'axe de la route lorsque la mesure n'est pas disponible. Une coopération de la technique de mise en correspondance du profil et la technique de détection de contours fut employé pour le suivi de route par McKeown et Denlinger (1988).

La première véritable utilisation du filtre de Kalman avec le minimum de variance pour la correspondance de profil fut employée par Vosselman et De Knecht (1995) qui l'ont amélioré pour mettre en place un excellent outil d'extraction semi-automatique de routes.

4.3.4.3 Bilan et limites du filtre de Kalman classique

Le filtre de Kalman classique est une méthode qui vise à estimer des paramètres d'un système évoluant dans le temps à partir des mesures bruitées. Donc, on peut affirmer que sa force réside en sa capacité de prédire les paramètres et de rectifier les erreurs du système lui-même et du modèle proposé.

Avant son emploi, il faut s'assurer de bien modéliser le système pour lequel on veut estimer les paramètres de manière linéaire, filtre de Kalman étendu pour le modèle non linéaire).

Le filtre de Kalman nous fournit un vecteur en sortie contenant des paramètres estimés et une matrice de covariance de l'erreur qui nous renseigne sur la précision de l'estimation et la convergence de cette erreur est garantie.

Pour avoir une meilleure estimation des paramètres, il faut modéliser le système avec assez de précision afin d'accroître l'efficacité du filtre. La modélisation étant approximative, le filtre ne sera pas assez performant et donc, la convergence sera lente. Pour palier à ce problème de modélisation linéaire du système, un FKÉ a été proposé pour prendre en compte une modélisation non linéaire. Néanmoins, cette variante du filtre de Kalman présente quelques défauts. La matrice de covariance de l'erreur ne convergera pas obligatoirement comme dans le cas du filtre de Kalman classique.

4.3.4.4 Modélisation du problème de suivi de route

- État passé \implies Système dynamique \implies État futur⁴ ;
- État \implies Mesures (Observations) \implies Image de sortie (mesure).

Pour employer le filtre de Kalman étendu pour le suivi de route, nous avons besoin d'un modèle de la route que nous allons assimiler à un système dynamique comme la navigation d'un véhicule se déplaçant à vitesse constante, avec une amplitude élémentaire dL (pas de déplacement).

4. $x(k/k-1)$ représente le vecteur d'état $x(k)$ à l'instant $k-1$, le premier indice représente la position du n ème état et le second représente l'instant présent. Il en sera de même pour tous les autres paramètres du modèle.

Contrairement au filtre de Kalman classique, la matrice de transition d'un vecteur d'état précédent à un vecteur d'état suivant et la matrice de mesure sont toutes deux des fonctions non linéaires. Soit un système caractérisé à l'instant k par un vecteur d'état $x(k)$ d'un espace des états Λ . L'évolution dynamique du système est modélisée par l'équation récurrente :

$$x(k) = f[x(k-1)] + v_i(k) \quad (4.5)$$

où

- $x(k)$ ou $x(k/k)$ représente le vecteur d'état $x(k)$ à l'instant k ;
- $f(k)$ la matrice de transition de l'étape $(k-1)$ à l'étape k ;
- $v_i(k)$ représente le bruit d'évolution du système supposé blanc gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance $Q_x(k)$.

Notre but est d'estimer la valeur de x , position du pixel route, à chaque instant. Ce vecteur d'état x n'est en général pas mesurable directement. En effet, une *représentation d'état* permet de modéliser un système dynamique par le biais de *variables d'état*. Le vecteur d'état x ne peut être mesuré directement, mais la *représentation d'état* permet de déterminer l'état du système à n'importe quel instant futur à condition de connaître l'état à l'instant initial et les paramètres internes qui influent sur le système. Finalement, lorsqu'un vecteur d'état n'est pas mesurable directement, on passe par l'intermédiaire d'un dispositif observateur (image de contour) qui permettra de construire cet état à partir du modèle du système et d'autres paramètres qui gouvernent le système. Pour estimer $x(k)$, nous ne disposons que d'un vecteur $z(k)$, appelé mesure ou observation. En pratique z_k est souvent une information disponible en sortie d'un détecteur (par exemple l'écho sur un écran radar). Soit Ω l'espace des observations, à un vecteur d'état $x(k)$ de l'espace d'état Λ est associé un vecteur d'observation $z(k)$ de l'espace d'observation Ω par la relation (équation d'observation) :

$$z(k) = h[x(k)] + w_i(k) \quad (4.6)$$

- $z(k)$ le vecteur de mesure ou d'observation à l'instant k ;
- $h(k)$ un opérateur linéaire de mesure ou d'observation ;
- $x(k)$ le vecteur d'état du système à l'instant k ;
- $w_i(k)$ l'erreur sur les mesures ou le bruit d'observation supposé blanc gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance $R_z(k)$ ⁵.

En général, les vecteurs $x(k)$ et $z(k)$ n'ont pas nécessairement la même dimension. Afin d'obtenir l'état optimal du système, on doit combiner les observations $z(k)$ avec l'information fournie par le modèle $x(k)$. Pour résoudre ce problème de filtrage, on doit déterminer la densité de probabilité conditionnelle de l'état $x(k)$ sachant l'historique des mesures prises $z(1), \dots, z(l)$. Dans le cas linéaire, cette densité de probabilité est gaussienne et complètement caractérisée par sa moyenne et sa matrice de covariance $R_z(k)$.

Selon (Vosselman et De Knecht (1995); Movaghati *et al.* (2008)), la paramétrisation de la route est proposée comme suit : les coordonnées cartésiennes de la position du pixel route $X(k), Y(k)$, la direction locale de la route $\theta(k)$ et le changement de direction $\dot{\theta}(k)$, soit $x(k) = [X(k), Y(k), \theta(k), \dot{\theta}(k)]^T$. Ainsi, nous avons la représentation analytique de l'évolution dynamique de la cible :

$$x(k) = \begin{cases} X(k) = X(k-1) + dL\cos[\theta(k-1) + \dot{\theta}(k-1)dt] + v_x(k) \\ Y(k) = Y(k-1) - dL\sin[\theta(k-1) + \dot{\theta}(k-1)dt] + v_y(k) \\ \theta(k) = \theta(k-1) + \dot{\theta}(k-1)dt + v_\theta(k) \\ \dot{\theta}(k) = \dot{\theta}(k-1) + v_{\dot{\theta}}(k) \end{cases} \quad (4.7)$$

5. La variance d'une variable aléatoire est une mesure de la dispersion des valeurs de cette variable autour de sa moyenne. La covariance généralise ce concept aux vecteurs aléatoires, une sorte de corrélation entre différentes variables aléatoires.

Notre but est de calculer un estimé $\hat{x}(k/k)$ du vecteur d'état $x(k)$ du système (la cible mobile) sur une image à l'instant k , et ce, à partir de l'estimé à l'instant précédent $\hat{x}(k-1/k-1)$ et de la mesure $z(k)$ à l'instant k . Nous allons donc calculer l'estimation⁶ récurrente par la méthode des moindres carrés et le FK. Pour notre cas, nous parlerons de minimiser l'erreur.

Pour la méthode des *moindres carrés*, le principe consiste à prendre comme valeur d'une grandeur $x(k)$, celle qui minimise la somme des carrés des différences entre celle-ci et les mesures successives $z(k)$ qui sont entachées d'erreurs. Puis on cherche à déterminer la valeur du paramètre estimé \hat{x} qui minimise :

$$\Sigma[\hat{x} - z(k)]^2 \quad (4.8)$$

Les mesures $z(k)$ étant affectées d'une erreur $v_i(k)$ de sorte que l'on a la relation :

$$\begin{aligned} z(k) &= h[x(k)] + v_i(k) \\ v_i(k) &= h[x(k)] - z(k) \end{aligned} \quad (4.9)$$

Les mesures sont affectées d'une erreur $v_i(k)$. Pour déterminer \hat{x} , il faut définir ce qu'on appelle la meilleure estimation en définissant une fonctionnelle de l'erreur qu'on cherchera à minimiser ou à maximiser en utilisant la somme des carrés des erreurs. Le problème consiste à déterminer à partir d'une suite d'observations $v_i(k)$, la valeur \hat{x} de x qui minimise cette fonctionnelle.

$$j(k) = \sum_{i=1}^n v_i^T(k)v_i(k) \quad (4.10)$$

où $v_i^T(k)$ est la transposée de $v_i(k)$.

6. *L'estimation* est l'ensemble des opérations qui permettent de donner une certaine valeur à certaines grandeurs à partir d'une information incomplète. Trouver une formulation mathématique qui donnerait une *meilleure* estimation. Ce qui revient à un problème d'optimisation en ce sens qu'il faut minimiser ou maximiser une fonctionnelle d'erreur d'estimation soit par la méthode des *moindres carrés* ou d'autres approches telles que le maximum de vraisemblance.

Les équations 4.9 et 4.10 sous forme matricielle nous donnent :

$$\begin{aligned} Z &= Hx + V \\ J = V^T V &= [Z - Hx]^T [Z - Hx] \end{aligned} \quad (4.11)$$

En dérivant J par rapport à x et en appelant \hat{x} la valeur estimée de x on a :

$$\begin{aligned} Z - H\hat{x} &= 0 \\ \hat{x} &= [H^T H]^{-1} H^T Z \end{aligned} \quad (4.12)$$

Nous possédons un estimé de l'état $\hat{x}(k/k)$ à l'instant k à partir de n observations et l'on cherche une meilleure estimation à partir d'une nouvelle mesure. Pour résoudre ce problème, il est nécessaire de connaître la covariance de l'erreur d'estimation sur le vecteur d'état $x(k/k)$ à l'instant k .

$$P(k/k) = E[(x(k/k) - \hat{x}(k/k))(x(k/k) - \hat{x}(k/k))^T] \quad (4.13)$$

où $E[\]$ représente l'espérance mathématique et $()^T$ la transposition. $P(k/k)$, la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, est en fait le cumul des deux erreurs ($v_i(k)$ et $w_i(k)$) respectivement sur l'imprécision de la modélisation de l'évolution de $x(k/k)$ et l'autre sur l'imprécision sur l'observation. La linéarité des deux équations 4.5 et 4.6 entraînent la convergence du FK. Mais en général, nous sommes loin de ce cas, car cette linéarité n'est pas assurée, d'où la convergence de l'algorithme n'est pas garantie. Le suivi de route se fera par le filtre de Kalman étendu.

Avant de nous lancer dans les équations mathématiques qui décrivent l'approche du filtre de Kalman étendu, nous allons développer l'idée derrière cette procédure, de même que les données images et les paramètres de modélisation nécessaires ainsi que les problèmes rencontrés lors de la mise en oeuvre du filtre de Kalman étendu.

Principales étapes : prédiction et correction

La prédiction consiste à passer d'un état $x(k-1)$ du système à l'étape $(k-1)$ vers le futur état du système $x(k)$ à l'étape (k) . En réalité, un modèle précis est difficile à obtenir. Une erreur existera entre la position réelle et celle prédite. Le schéma de la figure 4.12 illustre bien le processus de Kalman. En effet, le filtre prédit la position suivante et son erreur estimée sur la base de la position précédente et de l'estimée de l'erreur.

La seconde étape est une procédure de correction, car le résultat final est une moyenne pondérée (poids) entre la valeur prédite et la valeur réelle. Ce poids est dérivé du filtre de Kalman. Le filtre calcule la nouvelle position actuelle et son erreur par la mise à jour de la position précédemment calculée à l'aide des mesures (innovations), soit par la différence entre les mesures réelles et les mesures prédites. Pour la correction, deux cas peuvent se présenter :

- si la valeur prédite est affectée par le bruit du système, alors la mise à jour de la mesure correspondante améliorera la valeur prédite par la mesure réelle à cette étape-ci. Ainsi, cette valeur prédite sera employée comme résultat final lorsqu'il y aura absence de mesure ou sera combinée avec la mesure pour le résultat final si celle-ci n'est pas précise ;
- si le bruit de l'observation reflète correctement la précision de la mesure, le résultat final sera en phase avec la mesure.

En extraction de routes, la valeur prédite et la mesure réelle sont les mêmes lorsqu'il n'y a pas d'occlusion ou d'ombres. Dans ce cas, n'importe quelle valeur prise de la variance du bruit du système n'aura pas d'effet sur le résultat final. Par contre, la présence des artéfacts sur la route telle que des véhicules ou des marquages au sol provoque des mesures courantes imprécises. Pour avoir donc une meilleure précision dans les résultats, il est important d'avoir une faible variance entre le modèle du système et le bruit de mesures.

Pour le cas du FKÉ, la covariance de l'erreur (précision des estimations) ne converge pas obligatoirement comme dans le cas d'un modèle linéaire. Le FKÉ présente un coût de calcul

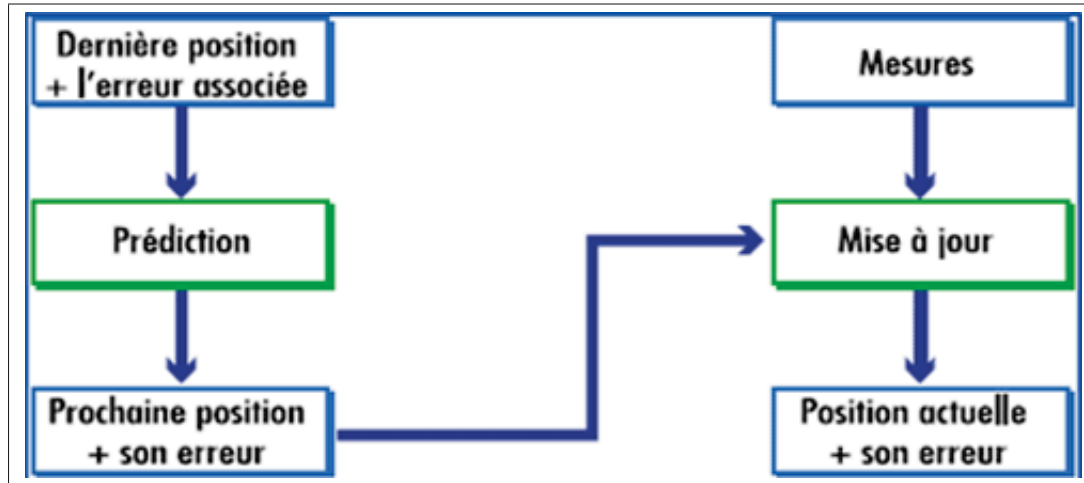


Figure 4.12 Les différentes étapes du processus de Kalman

élevé à cause des matrices de dérivées partielles des équations d'état et du calcul de leurs matrices inverses à chaque itération pour la mise à jour des paramètres.

4.3.4.5 Espace d'observation

Pour le suivi de routes par le FKÉ à partir des images satellitaires, nous avons besoin de données images. Veran (1993) utilise comme espace d'observation une image de contours et une image de direction du gradient obtenu par un détecteur de Deriche (1987). Ce détecteur de contour n'est pas particulièrement approprié à la détection de route et génère assez de bruit. Pour notre étude, nous utilisons l'espace d'observation Ω défini par l'image de sortie obtenue après le test combiné de l'algorithme de recherche de route basé sur la méthode de l'AS (voir la section 4.3.2.3) et la technique d'AMR. En effet l'algorithme d'extraction de route d'OTB modifié par Spiric (2011) a montré le potentiel de l'AMR sur la détectabilité du réseau routier.

Il faut déterminer avec quelle mesure se fera le suivi de la route. On sait que la route possède une grande uniformité radiométrique le long de son axe et présente une forte hétérogénéité avec son environnement immédiat. Il faut cependant remarquer que les obstacles, les revêtements saisonniers de la chaussée, l'usure de la route, etc., sont autant d'éléments qui affectent considérablement la qualité du suivi de route. Donc, le profil radiométrique peut présenter des difficultés lors de la modélisation ou des calculs.

Les bords de routes sont assez marqués et détectables facilement par la plupart des algorithmes de détection. Dans les images de très haute résolution spatiale, les largeurs de routes avec les bordures sont remarquablement visibles. Susana (1992) a montré que le suivi avec des bords donnait de meilleurs résultats que le suivi avec le profil radiométrique. Par conséquent, nous emploierons le suivi de bords comme mesure guidant le suivi de route plutôt que le profil radiométrique.

Un vecteur $z(k)$ entaché de bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de covariance $R_z(k)$ appartenant à l'espace Ω sera de la forme $z(k) = [X(z), Y(z), \theta(z), \dot{\theta}(z)]^T$. Soit l la demi-largeur de la route considérée, la fonction de transfert du vecteur d'état $x(k)$ à $z(k)$ est de la forme :

$$z(k) = \begin{cases} X_z(k) = X(k) + \epsilon l \sin[\theta(k) + \dot{\theta}(k)dt] + w_x(k) \\ Y_z(k) = Y(k) - \epsilon l \cos[\theta(k) + \dot{\theta}(k)dt] + w_y(k) \\ \theta_z(k) = \theta(k) + \epsilon \frac{\pi}{2} + \dot{\theta}(k)dt + w_\theta(k) \\ \dot{\theta}_z(k) = \dot{\theta}(k) + \epsilon \frac{\pi}{2} + w_{\dot{\theta}}(k) \end{cases} \quad (4.14)$$

où ϵ vaut -1 ou $+1$ en fonction du bord de route considéré.

4.3.4.6 Suivi d'un seul bord de la route

Nous allons décrire les différentes étapes pour l'algorithme de suivi de route par le filtre de Kalman étendu guidé par l'observation d'un bord de la route. On suppose que toutes les formules précédentes obtenues sont valables pour le système décrit dans les sections ci-dessus tout en admettant l'indépendance des bruits sur l'état et sur les observations.

Rappel : supposons que l'on connaisse l'état du système $x(k)$ à l'instant k et l'état à l'instant $k - 1$, l'équation d'évolution donne :

$$x(k) = f[x(k - 1)] + w_i(k) \quad (4.15)$$

Nous supposons par ailleurs que le système est correctement initialisé de sorte qu'il nous est possible de retrouver à l'issue de l'itération $k - 1$ un estimé $\hat{x}(k - 1/k - 1)$ de l'état $x(k - 1)$ et une matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P(k - 1/k - 1)$.

Nous allons décrire par la suite l'itération permettant de calculer ces mêmes informations à l'instant k .

$$\hat{x}(k/(k - 1)) = f(\hat{x}(k - 1/k - 1)) \quad (4.16)$$

Ceci est une prédiction à partir de $\hat{x}(k - 1/k - 1)$, et nous calculons $\hat{x}(k/k - 1)$ l'état du système en absence du bruit $w_i(k)$. Cette prédiction est entachée d'une erreur de covariance $P(k/k - 1)$ donnée par :

$$\begin{aligned} P(k/k - 1) &= E[(x(k/k) - \hat{x}(k/k - 1))(x(k/k) - \hat{x}(k/k - 1))^T] \\ &= F(k)P(k - 1/k - 1)F(k)^T + Q(k) \end{aligned} \quad (4.17)$$

où F est la matrice jacobienne⁷ de la transformation f , On obtient le résultat suivant :

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -Ldt\cos(\theta(k - 1)) & -0,5dt^2\cos(\theta(k - 1)) \\ 0 & 1 & +Ldt\cos(\theta(k - 1)) & +0,5dt^2\cos(\theta(k - 1)) \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

Pour pouvoir utiliser ces formules du FK classique, il nous faut donc linéariser localement les fonctions f et h . Avec les jacobienes, cela est rendu possible. Après quoi, nous obtenons respectivement les matrices d'observation et de transition en prenant les matrices dérivées partielles des équations non linéaires à chaque échantillon à traiter et les employer dans les équations.

7. La matrice jacobienne est une matrice associée à une fonction vectorielle en un point donné. Son déterminant joue un rôle important dans la résolution d'équations non-linéaire. Elle rend possible la dérivation locale d'une fonction non-linéaire pour estimer les valeurs des paramètres.

Cette linéarisation locale entrainera nécessairement une convergence locale du FKÉ. Et donc, il n'y a pas de garantie pour une convergence globale comme c'est le cas du filtre Kalman classique. La stabilité du FKÉ est difficile à atteindre à moins de bien initialiser les paramètres pour améliorer sa convergence.

Soit dans notre cas en dérivant l'équation d'état $x(k-1)$:

$$F(k) = \left[\frac{\partial f_i}{\partial x_i}(x(k-1)) \right] \quad (4.19)$$

De même, la prédiction du vecteur d'observation correspondant est définie par :

$$\hat{z}(k/k-1) = h[\hat{x}(k/k-1)] \quad (4.20)$$

Et la matrice de covariance sur l'erreur de prédiction de l'observation associée est définie par :

$$S(k) = H(k)P(k/k-1)H(k)^T + R(k) \quad (4.21)$$

où H est la matrice jacobienne de la transformation h . En dérivant le vecteur d'observation correspondant à cet état $x(k-1)$, soit :

$$H(k) = \left[\frac{\partial h_i}{\partial x_i}(x(k-1)) \right] \quad (4.22)$$

on obtient le résultat suivant :

$$H(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & +\epsilon l dt \cos(\theta(k-1)) & +0,5\epsilon l dt^2 \cos(\theta(k-1)) \\ 0 & 1 & +\epsilon l dt \cos(\theta(k-1)) & +0,5\epsilon l dt^2 \cos(\theta(k-1)) \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.23)$$

Lorsqu'on effectue la mesure $z(k-1)$ à l'instant $(k-1)$, la différence entre la valeur mesurée $z(k-1)$ et la valeur prédite $\hat{z}(k/k-1)$ fournit une indication sur l'erreur d'estimation dont

on peut tenir compte pour améliorer l'estimation. Et cela est rendu possible si l'on connaît la variance des bruits :

- si le bruit de mesure est nul, alors le meilleur estimé de $x(k/k - 1)$ est fourni par la mesure $z(k - 1)$
- si la variance $P(k/k - 1)$ de la prédiction $\hat{x}(k/k - 1)$ est nulle, il n'y a pas d'erreur de prédiction. On ne tient pas compte de l'observation $z(k - 1)$, et donc le bruit $w_i(k)$ est nul.
- par contre, si la variance du bruit et $P(k/k - 1)$ sont différents de zéro, alors on effectuera une correction proportionnelle à l'écart entre la valeur mesurée $z(k - 1)$ et la valeur prédite $\hat{z}(k/k - 1)$.

On sait qu'à l'observation prédite $\hat{z}(k/k - 1)$ correspond une observation réelle $z(k)$ dans l'image de sortie de l'AMR avec l'algorithme de l'AS. On supposera que le vecteur $\hat{z}(k/k)$ est choisi correctement, alors :

$$v_z(k) = \hat{z}(k/k) - \hat{z}(k/k - 1) \quad (4.24)$$

$\hat{x}(k/k - 1)$ et $\hat{z}(k/k)$ sont deux informations qui permettront de calculer l'estimé de $x(k)$ soit $\hat{x}(k/k)$. Alors nous pouvons écrire :

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k - 1) - W(k)v_z(k) \quad (4.25)$$

On sait par ailleurs que la matrice de covariance sur l'erreur de prédiction de l'observation est définie par :

$$S(k) = H(k)P(k/k - 1)H(k)^T + R(k) \quad (4.26)$$

Alors :

$$W(k/k - 1) = P(k/k - 1)H(k)^T S(k)^{-1} \quad (4.27)$$

où encore

$$W(k/k) = P(k/k)H(k)[R(k) + H(k)P(k/k)H(k)^T]^{-1} \quad (4.28)$$

$W(k)$ apparait comme le poids que l'on attribue à l'information issue de l'observation par rapport à celle issue de la modélisation. Ainsi donc, la théorie de Kalman permet de calculer la valeur optimale de ce poids permettant de minimiser l'erreur au sens des *moindres carrés* récurrents (Veran (1993)).

L'interprétation de cette équation est la suivante :

- si la prédiction est imprécise, alors $P(k/k-1)$ est *grand* et donc nécessairement $W(k/k-1)$ est aussi *grand* et l'estimation est basée essentiellement sur l'observation ;
- inversement, si l'observation est imprécise, alors la matrice $S(k)$ de covariance sur l'erreur de prédiction de l'observation devient *grande* et donc, le gain de Kalman $W(k/k-1)$ devient *faible* et l'estimation sera alors essentiellement axée sur la prédiction.

On peut affirmer sans se tromper que le FK établit un bon compromis entre différentes sources d'erreurs et que le gain de Kalman rend compte de la confiance entre la modélisation et la mesure (Veran (1993)). Cette approche est rendue possible grâce à la mise à jour permanente de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation :

$$P(k/k) = P(k/k-1) - W(k)S(k)W(k)^T \quad (4.29)$$

où

$$P(k/k) = [I - W(k)H(k/k)]P(k/k-1) \quad (4.30)$$

La sortie finale du filtre de Kalman peut être exprimée comme suit :

$$\hat{x}(k/k) = x(k/k) + W(k)[z(k/k) - h(k)x(k/k)] \quad (4.31)$$

La mise en oeuvre de l'algorithme de suivi de route, comme tout processus récursif, nécessite la connaissance de conditions initiales et paramètres du modèle pour éviter la divergence du filtre. Nous allons dans un premier temps combiner certaines équations pour la fusion des bords de la route et ensuite, nous proposerons une approche d'initialisation et de mise à jour des paramètres qui gouverneront notre modèle.

4.3.4.7 Bilan partiel sur le filtre de Kalman étendu

La modélisation est rendue difficile et la non-linéarisation des systèmes a ouvert la porte au filtre de Kalman étendu. Avec un environnement bruité, le FKE vient prendre en compte les modélisations non linéaires même si la convergence de la matrice de covariance de l'erreur n'est plus garantie comme dans le cas du FK classique. Car il intègre des termes d'imprécision sur le modèle, ce qui lui permet de donner des estimations correctes malgré des erreurs raisonnables de modélisation. Finalement, on autorise le système à se tromper. Nous présentons les étapes principales du fonctionnement de notre filtre de Kalman étendu (voir figure 4.13).

Prédiction 1 Il reprend l'estimation selon l'estimation précédente des paramètres et l'erreur. Ensuite, il prédit les nouveaux paramètres et la nouvelle erreur en fonction des informations de la modélisation du système à l'étude. Pour le vecteur d'état :

$$\hat{x}(k/(k-1)) = f(k)[\hat{x}(k-1/k-1)] \quad (4.32)$$

Et cette prédiction est entachée d'une erreur (la matrice de covariance de l'erreur d'estimation)

$$P(k/k-1) = F(k)P(k-1/k-1)F(k)^T + Q_x(k) \quad (4.33)$$

Prédiction 2 (le vecteur d'observation)

$$\hat{z}(k/(k-1)) = h(k)[\hat{x}(k/k-1)] \quad (4.34)$$

et la matrice de covariance de l'erreur de prédiction associée

$$S(k) = H(k)P(k/k-1)H(k)^T + R_x(k) \quad (4.35)$$

Maintenant avec les informations sur les prédictions, il faut procéder à une mise à jour pour prendre en compte les nouvelles mesures effectuées. Ces mesures bruitées permettront d'obtenir une estimation des paramètres et de l'erreur de leurs matrices de covariance à partir de la prédiction faite. Et si le modèle contient des erreurs, cette étape de mise à jour le rectifiera.

Cette étape de mise à jour est rendue nécessaire avec le calcul fastidieux des matrices de plus en plus grandes. L'inversion de ces matrices, le calcul des dérivées partielles, etc. sont autant d'éléments qui ont justifié l'emploi de la méthode récursive.

Mise à jour

$$\begin{aligned} P(k/k) &= [I - W(k)H(k/k)]P(k/k - 1) \\ W(k) &= P(k/k - 1)H(k)^T[R(k) + H(k)P(k/k - 1)H(k)^T]^{-1} \end{aligned} \quad (4.36)$$

La sortie finale du FKÉ peut être exprimée comme suit :

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k - 1) + W(k)[z(k/k) - h(k)\hat{x}(k/k - 1)] \quad (4.37)$$

À chaque nouvelle mesure, on applique les équations relatives aux *prédictions 1, 2* et à la *mise à jour*.

4.3.4.8 Choix du vecteur d'observation et validation des observations

Validation des observations Lors du processus d'itération, nous sommes amenés à déterminer la correspondance du vecteur d'état $x(k)$ dans l'espace d'observation (graphe de route obtenu grâce à l'algorithme de l'angle spectral). Le nombre de candidats potentiels de l'espace d'observation Ω pour être l'observation du vecteur d'état $x(k)$ est élevé, en plus nous nous trouvons dans un environnement bruité. On va supposer que la probabilité de détection P_D de l'observation est parfait.

Pour le guidage de notre poursuite, nous disposons d'une prédiction de l'observation $\hat{z}(k/k-1)$ et de la matrice de covariance associée $S(k)$. On admettra de façon raisonnable que la mesure $z(k/k)$ est *proche* de l'observation prédite $\hat{z}(k/k)$ en supposant que $z(k/k)$ est distribué en suivant une loi normale autour de $\hat{z}(k/k)$. Et que $S(k)$ est la matrice de covariance de cette loi normale.

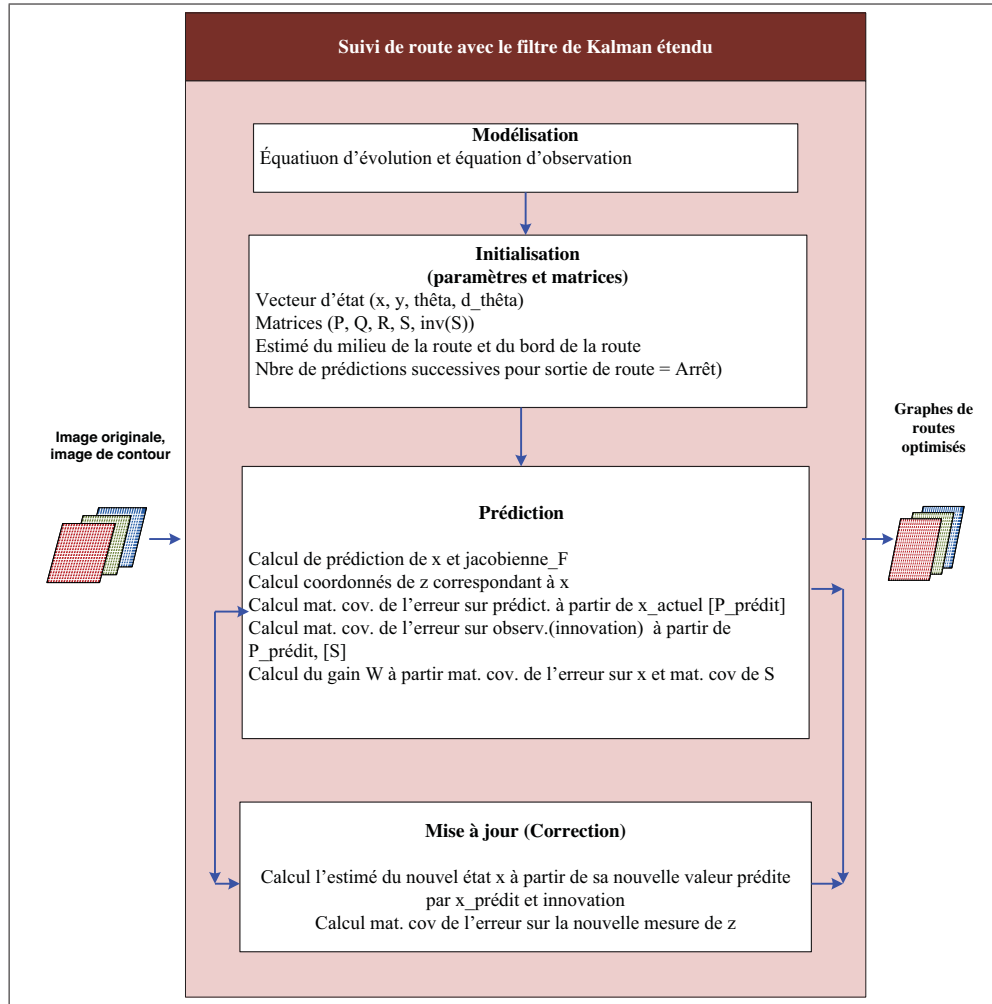


Figure 4.13 Suivi de route par l'algorithme de Kalman étendu

Pour tout élément $z(k/k)$ de l'espace d'observation Ω , nous pouvons définir la distance statistique :

$$\begin{aligned}
 d_k(z) &= [z - \hat{z}(k/k - 1)]^T S^{-1}(k) [-\hat{z}(k/k - 1)] \\
 &= \nu^T(k) S^{-1}(k) \nu(k)
 \end{aligned}
 \tag{4.38}$$

Pour la modélisation de notre route, $d_k(z)$ suit une loi du χ^2 avec n_z degré de liberté, où n_z représente la dimension du vecteur d'observation z . Nous pouvons alors définir une portion dans laquelle la supposée vraie observation z_k peut se trouver avec une grande certitude :

$$V_k(\gamma) = z \in \Omega \quad (4.39)$$

tels que $d_k(z) \leq \gamma$

où γ traduit le taux de confiance accordé à la portion $V_k(\gamma)$ et se trouve dans la table de distribution χ^2 , en regard de la probabilité de présence P_G désirée. Pour notre étude, avec un taux de confiance de 90% soit $P_G = 0,9$, nous avons $n_z = 3$ et $\gamma = 6.25$.

Une zone de validation $V_k(\gamma)$ est définie où la recherche des observations vraies peuvent s'effectuer et correspondre au vecteur d'état $x(k)$.

Nous savons que dans l'espace d'observation Ω , sont présentes les observations précédentes et suivantes, en plus d'être en présence du bruit, ce qui rend difficile la sélection de l'observation $z(k)$ surtout que nous avons supposé être dans une modélisation de type gaussienne. Le nombre de candidats à l'observation est certes réduit, mais il en existe plus d'une mesure pour la correspondance du vecteur d'état $x(k)$. Soit Z^k l'ensemble des observations présentes dans la zone de validation et m_k son cardinal. Nous proposons de réduire sensiblement la largeur de la zone de validation et donc, la largeur de P_G devient caduque même si nous conservons la même théorie d'approche que précédemment.

4.3.4.9 Méthode de sélection de l'observation

Nous allons faire un survol sur quelques méthodes de sélection. L'approche la plus intuitive dans notre cas d'étude pour la modélisation gaussienne est sous doute, la mesure la plus *proche* de celle de l'observation prédite pour avoir la chance de choisir la vraie ou être en très voisin. C'est l'algorithme naïf de recherche de voisinage appelé le *le plus proche voisin* qui consiste à passer sur l'ensemble des N points de l'ensemble du domaine de validation de l'espace

d'observation Ω et à regarder si ce point est plus proche ou non qu'un des plus proches voisins déjà sélectionné, et si oui, l'insérer.

Nous remarquons que cette approche n'est pas optimale, dans ce sens que qu'elle choisit la plus proche des mesures, cela ne veut pas dire que le plus proche voisin peut ne pas être la vraie correspondance du vecteur d'état $x(k)$. Il faudrait prendre une méthode qui présentera une forte probabilité de sélection du vecteur d'observation.

La méthode *Probabilistic data association filter* (PDAF) est une approche statistique pour les problèmes associés à un système de suivi de radar, dans lequel tous les candidats potentiels associée à une piste sont combinés en un seul statistiquement plus probable mise à jour, en tenant compte de la statistique de distribution des erreurs de piste et l'encombrement et en supposant que seulement l'un des candidats est une cible, et le reste sont des fausses alarmes.

Nous donnons un résumé de la méthode de sélection choisie avec les évènements :

Soit $\theta_i(k) = z_i(k)$ l'observation correspondante à $x(k)$

et $\theta_0(k) = z_i(k)$ l'observation non correspondante à $x(k)$ et donc représente aucune mesure vraie.

Nous définissons les probabilités de ces évènements :

$$\beta_k = P(\theta_i(k)|Z^k) \quad (4.40)$$

il est évident que :

$$\sum_{i=0}^{m_k} \beta_k = 1 \quad (4.41)$$

À chaque évènement $\theta_i(k)$, pour $i = 1..n$, correspond une innovation (différence entre la l'observation et la prédiction de l'observation) :

$$\nu_i = z_i(k) - \hat{z}(k/k) \quad (4.42)$$

où chacune est susceptible de donner une estimée $\hat{x}(k/k)$ selon la relation déjà définie auparavant (voir l'équation 4.25) :

$$\hat{x}_i(k/k) = \hat{x}(k/k - 1) + W(k)\nu_i(k) \quad (4.43)$$

Si pour $i = 0$, c'est-à-dire si aucune mesure n'est valide, l'estimée correcte est la valeur prédite :

$$\hat{x}_0(k/k) = \hat{x}(k/k - 1) \quad (4.44)$$

On peut alors définir l'estimée $\hat{x}(k/k)$ comme étant le barycentre des estimées $\hat{x}_i(k/k)$ pondérées par leur probabilités respectives $\beta_i(k)$. Soit :

$$\hat{x}(k/k) = \sum_{i=0}^{m_k} \hat{x}_i(k/k)\beta_i(k) \quad (4.45)$$

D'autre part, l'innovation combinée se définit comme suit :

$$\nu(k) = \sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k)\nu_i(k) \quad (4.46)$$

L'estimée du vecteur d'état devient :

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k - 1) + W(k)\nu(k) \quad (4.47)$$

On retrouve l'équation 4.25. Dans ce cas, il nous reste que le calcul de $\beta_i(k)$. Avec la modélisation gaussienne, on peut démontrer que :

$$\begin{aligned} \beta_i(k) &= \frac{e_i}{b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j} \\ \beta_0(k) &= \frac{b}{b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j} \end{aligned} \quad (4.48)$$

avec :

$$e_i = \exp - \frac{1}{2} (\nu_i)^T (k) S^{-1}(k) \nu_i(k) \quad (4.49)$$

et :

$$b = m_k (1 - P_D P_G) / P_D \quad (4.50)$$

L'évaluation des valeurs P_G et de P_D étant difficile, nous allons considérer que $P_G = P_D = 1$ et ce qui donne comme valeur de $b = 0$, ce qui implique que $\beta_0(k) = 0$

4.3.4.10 Validation des estimations

Par la même théorie, nous cherchons à savoir quelle confiance accordée en notre estimation $\hat{x}(k/k)$. Avec la distance statistique :

$$d_k(x) = [x - \hat{x}(k/k - 1)] P^{-1}(k/k) [x - \hat{x}(k/k - 1)]^T \quad (4.51)$$

$d_k(k/k)$ suit comme précédemment, une loi du χ^2 avec 3 degré de liberté. Cette distance peut être comparée à un seuil δ via les tables de statistiques. Ce qui nous permettra de valider ou non l'estimation. Si l'estimation est rejetée, nous considérons alors la prédiction $\hat{x}(k/k - 1)$. Ce qui nous permet de savoir s'il y a détection de bord de route ou non.

4.3.4.11 Fusion des processus des deux bords de la route

À cause de la présence de deux bords i et j de route, nous disposerons de deux estimations respectives $\hat{x}^i(k/k)$ et $\hat{x}^j(k/k)$ du vecteur d'état $x(k)$ à un instant k , de même que leur matrice de covariance respective $P^i(k/k)$ et $P^j(k/k)$. Nous avons déjà calculé l'estimation pour un bord de la route. Le problème actuel est comment procéder pour la fusion de ces deux estimations en une seule pour notre modèle.

Les erreurs respectives sur les estimées non indépendantes sont :

$$(\tilde{x})_i(k/k) = x(k/k) - \hat{x}^i(k/k) \quad (4.52)$$

et

$$(\tilde{x})_j(k/k) = x(k/k) - \hat{x}^j(k/k) \quad (4.53)$$

Leur matrice de covariance croisée (ce calcul se fait de façon itérative) :

$$P^{ij}(k/k) = E[(\tilde{x})^i(k)(\tilde{x})^j(k)] \quad (4.54)$$

Posons :

$$A^i(k/k) = [I - W^i(k)H^i(k)] \quad (4.55)$$

et

$$\begin{aligned} B^j(k/k) &= [I - W^j(k)H^j(k)] \\ C(k/k) &= P^i(k/k) - P^{ij}(k/k) \\ P^{ij}(k/k) &= A^i(k/k)[F(k-1)P^{ij}(k-1/k-1)F(k-1)^T + Q(k-1)][B^j(k/k)]^T \end{aligned} \quad (4.56)$$

La matrice de covariance de cet état fusionné :

$$MCF^{ij}(k/k) = P^i(k/k) - C(k/k)[C(k/k) + P^j(k/k) - P^{ij}(k/k)^T]^{-1}[C(k/k)]^T \quad (4.57)$$

4.3.4.12 Initialisation des paramètres et des matrices

Matrices de covariance du bruit d'évolution et du bruit d'observation Il est impératif de bien ajuster les paramètres initiaux pour avoir un résultat soit qui ne souffre d'aucune ambiguïté ou soit au moins acceptable. La plupart des segments de routes sont longs et droits. Mais nous pouvons parfois constater une certaine courbure, même si celles-ci sont moins prononcées en milieu urbain. Il est vrai que son obtention via le calcul de la direction du gradient est améliorée par d'autres techniques associées, mais nous estimons que le paramètre $\dot{\theta}(k)$ (changement de direction) demeure *sensible* comparativement aux autres paramètres qui gouvernent le système en question. Des *essais-erreurs* sont effectués avec la matrice de covariance du bruit d'évolution du système $Q(k)$ où γ_Q est un paramètre qui est fonction du changement local de

direction, et présente un ordre de grandeur de 1/100 :

$$Q(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \gamma_Q \end{pmatrix} \quad (4.58)$$

En ce qui concerne l'observation, nous pouvons dire que les techniques employées telles l'AMR combinée avec l'opérateur de recherche de route d'OTB ont donné des résultats satisfaisants dans les travaux de recherche de Spiric (2011). Nous allons faire des ajustements par *essais-erreurs* avec la matrice de covariance de l'erreur d'observation $R(k)$ où γ_R est un paramètre qui est fonction du changement local de direction et est de l'ordre de 1/10 :

$$R(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \gamma_R \end{pmatrix} \quad (4.59)$$

La demi-largeur l , l'amplitude dL La largeur de la route reste relativement constante, mais cette donnée est discutable. Le passage d'une grande voie d'importance vers une moins importante ou vice-versa peut être sujet à changement. Cette probabilité est faible, même s'il faut en tenir compte. Et donc, pendant le suivi, si elle varie, il va falloir la mettre à jour, soit à chaque itération ou à chaque instant si possible. Comme nous ne disposons pas de données sur la largeur des routes et pour éviter les effets de bord et de bruit, nous moyennons cette valeur avec les mesures des demi-largeurs précédentes mémorisées dans une fenêtre glissante.

N'oublions pas que nous procédons au suivi de la route à l'image d'un *véhicule-suiveur* roulant à vitesse constante. Nous devrions considérer le *pas* ou l'amplitude du mouvement lors de notre suivi de la route. Une valeur trop faible rendra le suivi de la route sensible aux irrégularités locales et une trop grande valeur lui sera défavorable face aux variations de direction de la

route. Un compromis doit être trouvé. Par *essai-erreur* comme précédemment, nous avons opté pour une valeur de l'amplitude du mouvement, $dL = 2$ pixels.

Critère d'arrêt du suivi de la route Il est primordial d'envisager un critère de «*sortie de route*» éventuellement pour arrêter le suivi de route. Nous pouvons nous baser sur le nombre d'itérations possible de l'algorithme. C'est-à-dire comptabiliser le nombre de fois que l'estimation est égale à la prédiction. Nous pouvons nous donner un seuil au-delà duquel nous estimons qu'il n'y a plus d'observation ou que l'estimation est rejetée, un seuil $\delta = 4$ selon Veran (1993).

Utilisation de données auxiliaires Il est vrai que la cause de nombreux échecs des algorithmes d'extraction et de suivi de route est due à un écart entre les données et le modèle théorique choisi. Ce manquement se fait sentir au niveau de courbure en général et en particulier au niveau des intersections de routes ou plus précisément des carrefours (Christophe et Inglada (2007) et Spiric (2011)). Les informations sur le nombre et la direction des routes transversales découlant des carrefours ne sont généralement pas fournies. Nous n'avons pas pu obtenir les informations relatives aux carrefours des images à l'étude.

Après l'étape des deux composantes du **Module 4** à savoir l'extraction et le suivi de routes, vient l'étape du processus d'évaluation avec des métriques définis.

4.3.5 Projection et évaluation

Les deux **Module 5** et **6** sont consacrés à l'évaluation quantitative et qualitative des résultats de nos travaux. Avant la description de ces 2 modules, nous allons faire un tour d'horizon sur les approches d'évaluation qualitative et quantitative avant de définir les différentes métriques employées.

Pour l'approche qualitative, la plupart du temps les photo-interprètes (experts en analyse et interprétation d'images satellitaires) procèdent à une analyse visuelle. Cette approche qualitative est assujettie à leur propre expérience qui peut varier d'un individu à l'autre. En effet, si un réseau de référence existe, la comparaison visuelle est faite entre le graphe de routes extrait et le

réseau de référence. Si par contre ils ne disposent pas de réseau de référence, alors, l'évaluation des graphes de routes extraits est faite avec l'image d'origine pour apprécier la correspondance entre les routes extraites et non extraites.

Cette approche liée à l'expérience de l'opérateur humain qui est lui-même limité par l'acuité visuelle et émotionnelle durant l'analyse. Le facteur subjectif constitue un handicap majeur pour une meilleure évaluation des routes extraites. La détection difficile des erreurs la rend moins rigoureuse.

À l'opposé, pour l'approche quantitative, certains auteurs tels que Bacher et Mayer (2005), Heipke et Mayer (1997), Senthilnath *et al.* (2009) ont opté pour une approche quantitative de l'évaluation des routes extraites. Ils ont proposé des métriques d'évaluation pour apprécier statistiquement la qualité des routes extraites et le degré de détectabilité de ces graphes de routes extraits et non extraits. Le processus de quantification des résultats statistiques rend cette approche moins subjective et donc plus acceptable. Ces deux approches seront utilisées de manière complémentaire dans notre étude pour une visualisation et appréciation des résultats obtenus.

4.3.5.1 Projection sélective

Le [Module 5] du bloc 2 est consacré à la méthode visuelle dite qualitative par la projection : tout d'abord, les images sont générées par filtrage gaussien avec noyau variable suivant une progression géométrique. Sur cette série d'images sont appliqués conjointement les 2 opérateurs de routes (angle spectral et le filtre de Kalman étendu) respectivement pour l'extraction et le suivi du réseau routier. Le degré de détectabilité des routes varie d'une image résultante à une autre suivant l'axe des échelles. L'étape suivante consiste à projeter en crescendo l'image résultante du sommet vers le bas de la pyramide (pleine résolution) suivant l'axe vertical des octaves. Cette méthode utilise une projection en boucle pour ramener les routes extraites dans les images d'un niveau supérieur à un niveau inférieur (de la résolution grossière à la fine résolution). Le principe est de jumeler les routes extraites d'un niveau inférieur à un niveau supérieur pour maximiser le degré de détectabilité des routes extraites (voir figure 4.14). Pour

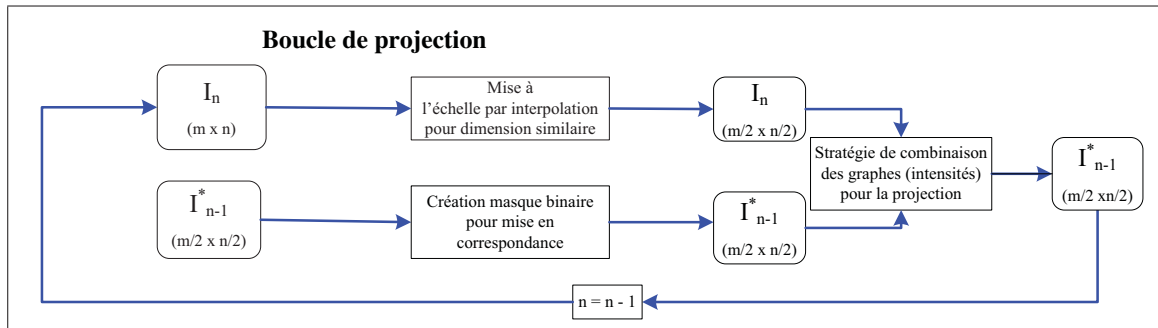


Figure 4.14 Processus de projection en boucle

mieux élucider cette démarche, nous allons l'expliquer et l'illustrer à travers par un exemple concret (voir la figure 4.15). Tout d'abord, une image résultante du niveau 1 (inférieur) présente une taille plus grande que l'image du niveau 2 (supérieur) de la pyramide. Pour cela il faut procéder à une mise à l'échelle de l'image du niveau supérieur par une interpolation bilinéaire pour ramener les deux images à la même dimension comparative. Ensuite, on procède à une binarisation (attribuer la valeur 0 aux pixels non-route et la valeur 1 aux pixels routes) afin de mettre en correspondance les valeurs des 2 images en étude. Après la combinaison des valeurs d'intensités, on attribue une valeur de vraisemblance à chaque pixel de l'image finale qui permet un renforcement du degré de vraisemblance des segments routes et supprimer ceux qui ne le sont pas. L'exemple de projection d'un niveau 2 vers un niveau 1 de la pyramide est présenté à la figure 4.15 [Module 5].

4.3.5.2 Évaluation quantitative

Le [Module 6] du bloc 2 a pour but d'évaluer quantitativement les séries d'images générées avec une des images résultantes choisies de façon sélective et non une image prise par défaut. L'image par défaut serait l'une des images résultantes situées juste à la même hauteur d'échelle. Cette méthode par projection sélective est une plus value dans notre évaluation pour les routes extraites et pour apprécier le taux de FA. En effet, différentes métriques sont employées pour apprécier la qualité des images des routes détectées qui serviront d'images résultantes d'entrée pour la prochaine génération de série d'images du niveau suivant. Le but est de projeter les images vers celles qui présentent le plus de correspondance en terme de valeur de «pixels-

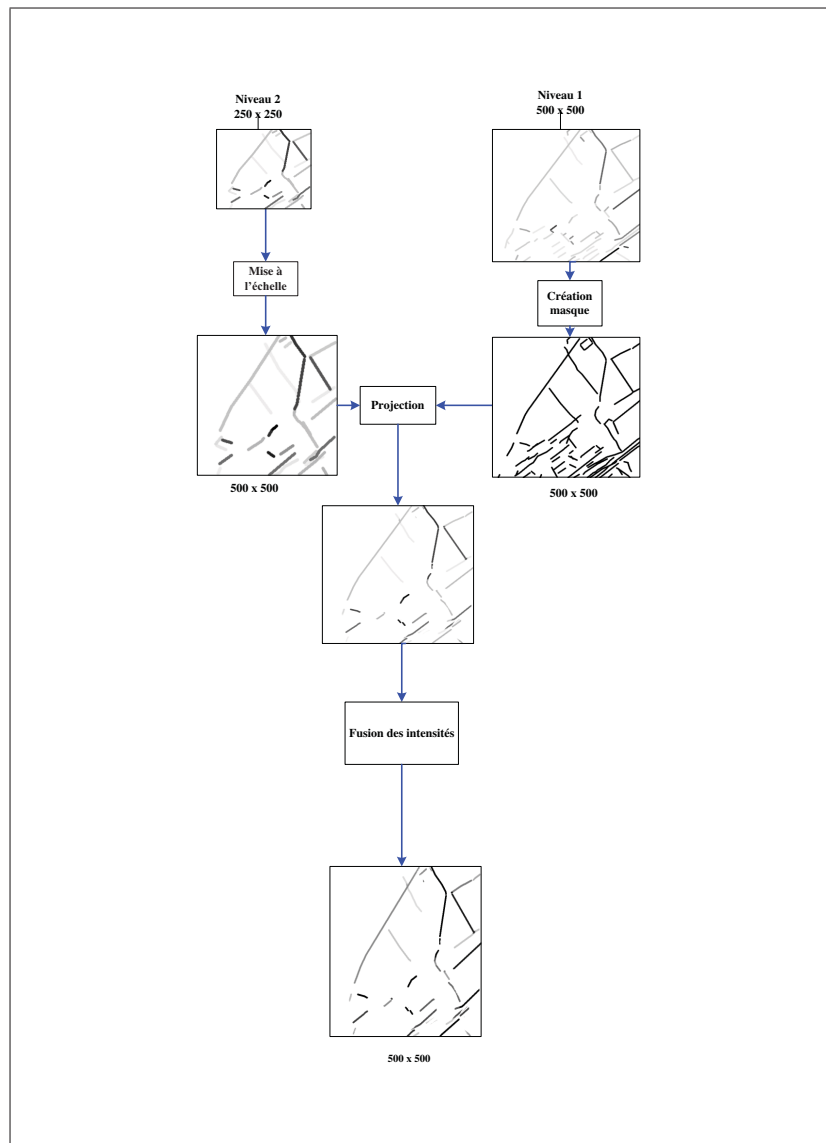


Figure 4.15 Exemple de projection du niveau 2 au niveau 1 tiré de Spiric (2011)

route» avec le tracé de référence obtenu manuellement. Pour cela, chacune des images générées sur l'axe des échelles (horizontalement) est évaluée. Il s'agit lors de cette étape d'évaluer les routes extraites des images générées par une projection sélective. Nous procédons par une sélection d'images résultante *optimale* selon des critères définis dans la sous-section 4.3.5.2. Un exemple de projection sélective basée sur le taux de recouvrement est illustré dans la figure 4.16. Le taux de recouvrement a été préféré parce qu'il représente plus de sens pour la correspondance des valeurs de pixels avec la référence.

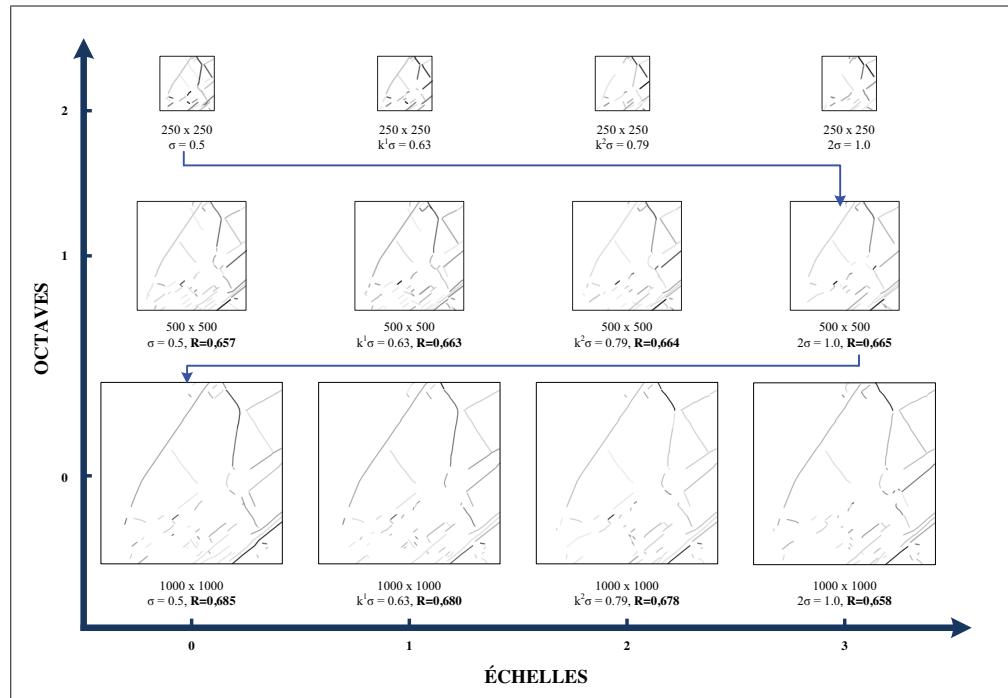


Figure 4.16 Projection sélective par le critère de recouvrement

Description des différents termes et la procédure d'évaluation

Les différents tracés des graphes de routes de référence sont obtenus manuellement via le logiciel «*Inkscape*». Cette étape présente un double enjeu. Elle nous permet d'apprécier le pouvoir de *délectabilité* des routes par l'algorithme modifié d'OTB et aussi de sélectionner les images résultantes de la convolution pour être projetées à la haute résolution pour une interprétation ultérieure. Nous savons qu'il existe divers types de routes de fonction et de nature différente que nous avons évoqués dans la nomenclature des routes aux chapitres précédents. Pour éviter de faire plusieurs tracés de largeurs différentes d'une même image originale et faciliter l'opération, nous avons préféré étudier les routes principales visibles possédant le maximum d'informations homogènes possibles et une cohérence dans les résultats.

Les segments de routes des images sur l'axe des octaves sont de largeurs différentes. Pour éviter une surévaluation avec une largeur de référence trop grande et avoir des résultats cohérents, nous emploierons un élément structurant (dilatation) de dimension égale pour l'image (B). Cet

algorithme de dilatation ramènera les deux images à l'étude à une largeur identique pour des fins de comparaison adéquate. Un exemple d'évaluation est illustré dans la figure 4.17 et la figure 4.18 comme suit :

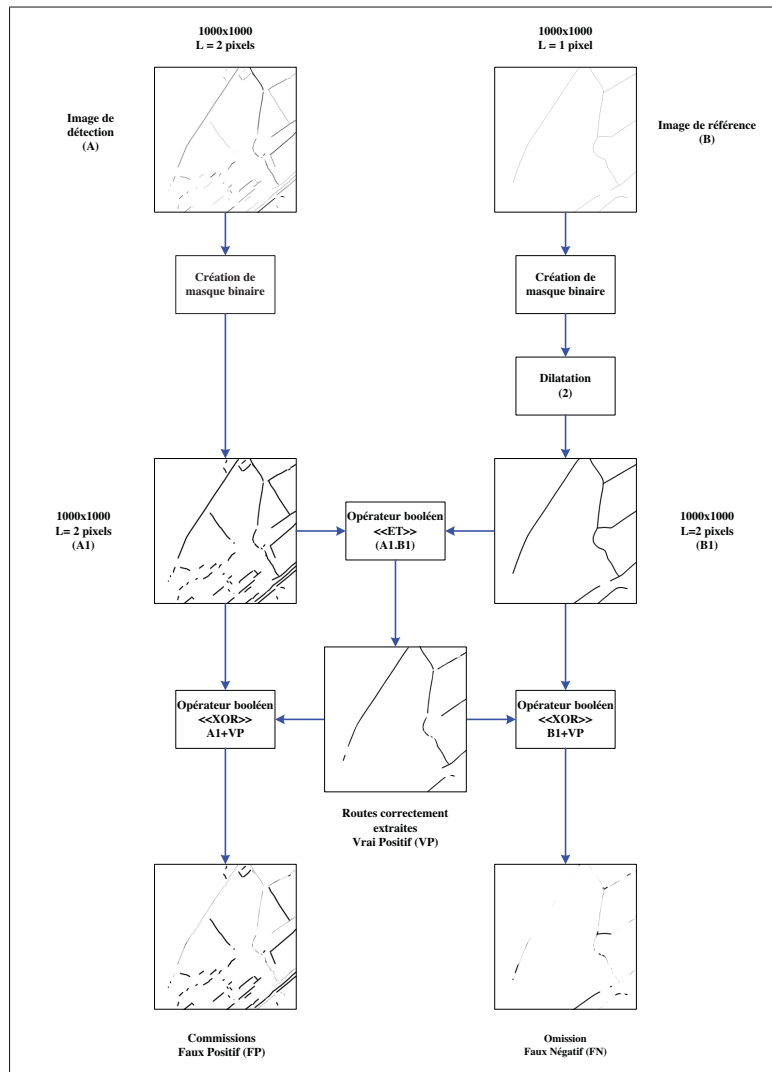


Figure 4.17 Processus d'évaluation

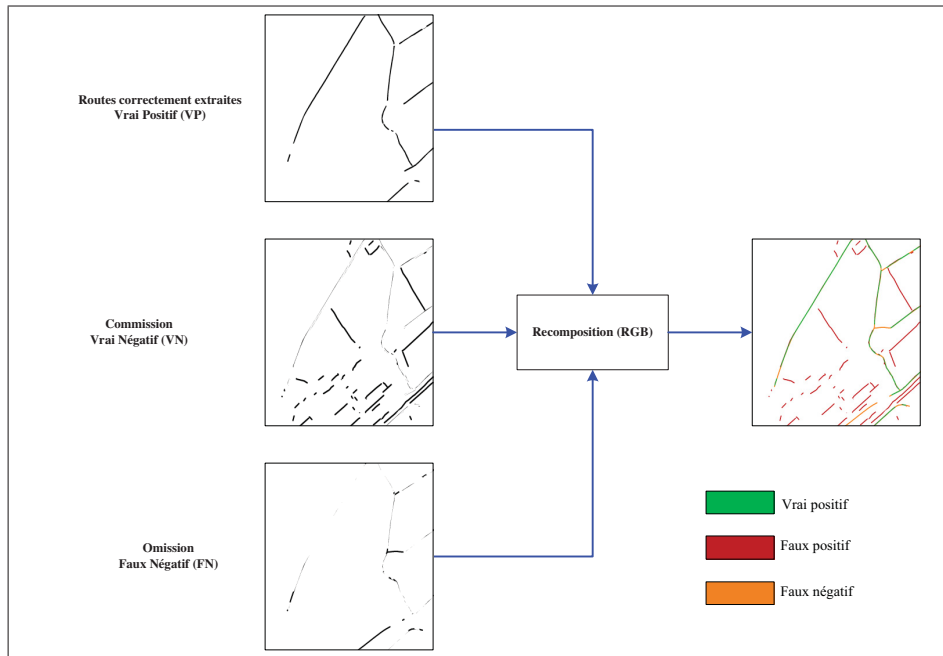


Figure 4.18 Recomposition des couleurs

Processus d'évaluation et recombinaison des résultats

Étape 1 : image de référence. Avec le logiciel libre «*Inkscape*», nous avons pu obtenir un tracé de l'axe central d'un pixel de largeur constante de l'image originale.

Étape 2 : masque binaire et dilatation de largeur Cette méthode de quantification des résultats obtenus requiert la présence de deux images. Une image (B) de référence et l'image (A) de détection à quantifier. On crée deux masques respectifs à partir de l'image (B) de référence et l'image (A) de détection. Cette opération de *binarisation* permet de mettre en harmonie les intensités. Après cette opération de *binarisation*, on procède à la dilatation de la largeur des segments de l'image (B) de référence pour l'ajuster à ceux des segments de l'image (A) de détection. Nous obtenons respectivement les images (B1) et (A1).

Étape 3 : les classes d'évaluation Nous faisons usage de deux opérateurs logiques booléens pour discriminer les classes de pixels. Nous allons nous servir des tables de vérité des fonctions produit [*ET*] et disjonction exclusive [*XOR*].

Étape 4 : «vrai positif, VP» Lorsque l'images (A) de 2 pixels de largeur et l'image (B) de 1 pixel de largeur sont toutes deux ramenées à 2 pixels de largeur, nous appliquons l'opérateur [ET] pour déterminer la correspondance sur les deux images (A1) et (B1) afin d'obtenir «l'imageVP» de l'ensemble des pixels «vrai positif ou VP».

Étape 5 : «faux négatif, FN» Nous appliquons l'opérateur [XOR] sur les images (B1) et «l'imageVP» des «vrai positif» pour obtenir «l'imageFN» de l'ensemble des pixels «faux négatif ou FN».

Étape 6 : «faux positif, FP» Nous appliquons l'opérateur [XOR] sur les images (A1) et «l'imageVP» des «vrai positif» pour obtenir «l'imageFP» de l'ensemble des pixels «faux positif ou FP».

Étape 7 : recombinaison des résultats d'évaluation

Définition des termes Après obtention des images résultantes respectives de «vrai positif», «faux positif» et «faux négatif», nous procédons à la recombinaison de ces dernières selon le paradigme des feux tricolores de signalisation routière. On attribue le tracé de la couleur verte à l'image des «vrai positif» pour les correspondances exactes. On accorde le tracé rouge pour les correspondances incorrectes ou FA et le tracé orangé pour les oublis ou omissions (voir la figure 4.17) [Module 6]. Avec,

- VP (vrai positif) correspondant aux pixels routes du tracé de référence, c'est-à-dire des routes correctement extraites ;
- FP (faux positif) correspondant aux pixels non-routes identifiées comme route, ou encore ne correspond pas aux pixels routes du tracé de référence, c'est-à-dire des ajouts, ou des commissions ou des FA ;
- FN (faux négatif) correspondant aux pixels routes du tracé de référence, mais n'ayant pas été extraits, c'est-à-dire des omissions ou des oublis ;
- VN (vrai négatif) correspondant aux pixels «non-routes» ou ne correspondant à aucun pixel route du tracé de référence et n'a pas été extrait («non extraits»).

Description des métriques La quantification des résultats se fait par le biais de métriques. Comme mentionné et bien que la littérature soit moins bavarde au sujet des métriques à employer pour la quantification des résultats, nous avons opté pour trois critères de comparaison de nos résultats : le taux de recouvrement, le taux de précision et la qualité. Cette approche statistique est réalisée par le biais d'une image de graphe de référence obtenue manuellement, nous y reviendrons dans la section du processus d'évaluation. Rappelons que nous ne prenons en compte qu'une seule classe de routes pour une analyse générale du réseau routier plutôt qu'une analyse localisée. Ainsi, la classe «*RoutePrincipale*» ou la classe «*Route*» est considérée au détriment des sous-classes citées ci-dessous. Les sous-classes telles que, «*RoutesCourbées*»; «*RouteIntersection*»; «*RouteCuls-de Sac*»; «*RouteSecondaire*» seront soit ignorées ou prises comme étant la classe «*Route*». Cela n'altère en rien la performance de l'extraction, encore moins l'évaluation.

Les différents critères variant entre 0 et 100 en terme de pourcentage, se définissent comme suit :

- *le taux de recouvrement* nous renseigne sur le ratio des pixels routes correctement extraites. Les pixels routes correctement extraites $N_{CorrExt}$ sont évalués par rapport au réseau de référence N_{Ref} ;
- *le taux de précision* nous informe sur la fraction des pixels routes extraits qui correspondent avec la référence $N_{CorrExt}$ par rapport à la totalité des pixels routes extraits N_{TotExt} ;
- *la qualité*. Cet indice permet d'apprécier le degré de la détectabilité du réseau de routes et d'établir une métrique de base pour la comparaison des résultats. C'est une combinaison du taux de recouvrement et du taux de précision.

En résumé :

$$R_{recouvrement} = \frac{N_{CorrExt}}{N_{Ref}} \quad (4.60)$$

$$P_{precision} = \frac{N_{CorrExt}}{N_{TotExt}} \quad (4.61)$$

$$Q_{qualite} = \frac{N_{CorrExt}}{N_{TotExt} + (N_{Ref} - N_{CorrExt})} \quad (4.62)$$

En pratique, le calcul de ces métriques est réalisé par le biais des quantités de pixels routes extraits en les associant à des classes.

$$R_{recouvrement} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (4.63)$$

$$P_{precision} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (4.64)$$

$$Q_{qualite} = \frac{VP}{VP + FP + FN} \quad (4.65)$$

avec $R_{recouvrement}$, $P_{precision}$, et $Q_{qualite} \in [0, 1]$.

4.4 Conclusion

Cette partie du mémoire a été consacrée en premier lieu aux opérateurs de recherche de route pour l'extraction et le suivi de route. Nous avons recensé les forces et les faiblesses de ces algorithmes employés dans la littérature pour développer notre approche. Notre approche méthodologique est basée sur la coopération de l'algorithme de l'angle spectral avec l'analyse multirésolution et le filtre de Kalman étendu. Cette coopération d'algorithmes à la problématique de suivi de route pour réduire les fausses alarmes et augmenter le taux de recouvrement des routes extraites. Le protocole d'évaluation a permis d'apprécier le pouvoir de détectabilité de notre approche.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

5.1 Description des sites d'étude et des données

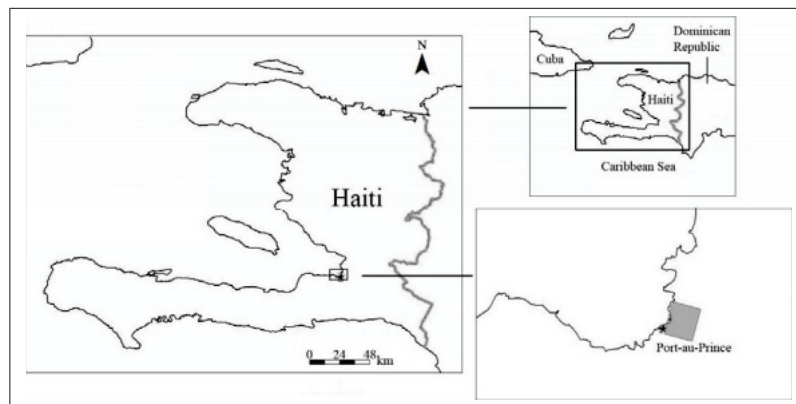


Figure 5.1 Localisation de la région d'étude sinistrée

Les données dont nous disposons sont trois images multispectrale du satellite Quickbird représentées à la figure 5.3. Deux premières images rurale et périurbaine (1000 x 1000 pixels) de la région d'Altkirsh en Alsace (France métropolitain Nord-Est) de 70 centimètres de résolution spatiale offerte par l'Institut Géographique National et la troisième image urbaine (2000 x 2000 pixels) du centre-ville de Port-au-Prince (Haïti) de 0,6 mètre de résolution spatiale. Les trois images de l'étude seront présentées avec leurs graphes de référence respectifs obtenus manuellement, qui serviront de vérité terrain pour l'analyse quantitative. Une localisation géographique de la région sinistrée est présentée à la figure 5.1.

5.1.1 Justification de l'emploi des images

- l'emploi de ces images a été motivé par un soucis de comparaison de la robustesse de nos algorithmes d'avec quelques opérateurs de recherche de routes ayant employé ces mêmes images (la communauté des utilisateurs du logiciel OTB, les auteurs Christophe et Inglada (2007), Spiric (2011)) ;



- ces images ont été employées pour des présentations de conférences et des journées pour la recherche ;
- pour le manque d'images de référence en couleur dans la littérature pour des fins de comparaison avec des opérateurs de recherche de routes et dans un souci d'établir ces images comme standards de référence pour la comparaison dans le domaine d'extraction de routes.
- la dernière image de catastrophe d'Haïti pour des raisons d'actualité, géographique, de disponibilité et surtout pour notre problématique de recherche avec le partenaire industriel Effigis (ex-VIASAT).

L'image rurale de la figure 5.3 illustre une scène rurale ne présentant presque pas d'obstacles à la vue des rues qui sont visibles et homogènes dont la largeur des rues demeure constante.

À l'opposé, nous avons l'image périurbaine de la figure 5.3 où nous observons les routes principales avec des largeurs constantes. La présence des arbustes près des lieux résidentiels rendra la détection et l'extraction plus complexe.

La troisième image sinistrée d'Haïti de la figure 5.3 présente une zone urbaine plus dense après le passage d'un séisme. Cette image présente un niveau de complexité élevé. Bien qu'on observe beaucoup plus d'artefacts et d'occlusions dans l'image, celle-ci présente un réseau routier quadrillé à l'image d'une grande ville nord-américaine, ce qui pourra réduire le calcul d'extraction de routes. Cette image représentée à la figure 5.1 est précisément la région de Port-au-Prince, tout près de l'épicentre du séisme du 12 janvier 2010, densément peuplé. Un important nombre de bâtiments, dont le palais présidentiel, furent endommagés et ont occulté les voies publiques.

5.1.2 Les paramètres expérimentaux

Nous avons deux types de paramètres expérimentaux à présenter : (1) les paramètres d'extraction et (2) de suivi de route respectivement pour l'algorithme de l'angle spectral et du filtre de Kalman étendu. Certains paramètres sont obtenus à l'aide d'observations empiriques par



Figure 5.2 Les images rurale, urbaine et haïti avec leurs pixels de références images tirées respectivement de la base d'images d'OTB et du satellite Quickbird

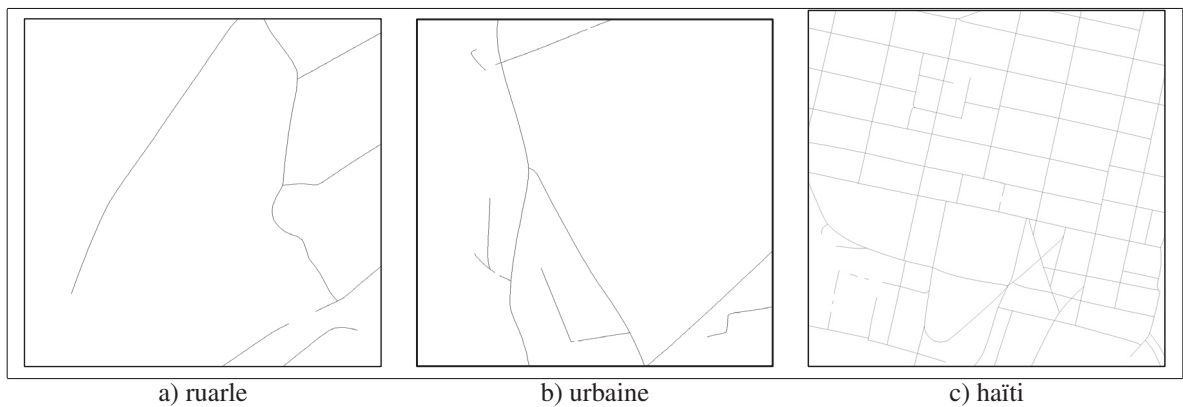


Figure 5.3 Images multispectrales Quickbird et leurs routes de référence

des essais-erreurs et d'autres sont des paramètres par défaut des algorithmes utilisés pour ainsi éviter ou limiter leurs influences sur les images résultantes.

Extraction de routes avec l'angle spectral : les paramètres d'extraction de route sont définis dans le tableau ci-après.

L'un des paramètres clés de l'algorithme de l'angle spectral est le pixel de référence. À chaque image est attribué un unique pixel de référence correspondant à un pixel de route (information spectrale). Pour les deux images rurale et périurbaine, les coordonnées des pixels de référence sont respectivement $[727, 443]$ et $[360, 492]$, et celui de l'image d'Haïti est $[762, 397]$.

Tableau 5.1 Quelques paramètres d'extraction de route

Paramètres par défaut	
Nomenclature	Valeurs
Seuil d'acceptation des routes détectées (alpha)	1
Sensibilité de l'étape de vectorisation (amplitude)	5E-05
Sensibilité de l'étape de simplification (tolérance)	1
Limite d'angle de courbure des segments (angle)	$\pi/8$
1er critère de distance pour éliminer les FA	10
2ème critère de distance pour éliminer les FA	25
Distance de liaison entre segments (images rurale et périurbaine)	60
Distance de liaison entre segments (image d'Haïti)	120

Suivi de route avec le filtre de Kalman étendu Pour l'initialisation des paramètres de suivi de route, voir la sous-section 4.3.4.12.

Génération de la pyramide trapézoïdale Pour la génération de notre pyramide avec l'algorithme inspiré de la méthode de Lowe (2004), après quelques essais-erreurs, il a été observé une diminution de la densité d'information à traiter. Les caractéristiques de petites dimensions ne sont plus visibles ou si elles le sont, elles ne sont pas discernables au fur à mesure que l'on migre vers le sommet de la pyramide. Chaque octave (axe vertical de la pyramide) comporte quatre échelles pour la description des images résultantes.

Pour la génération et la comparaison entre les images résultantes sur l'axe des échelles (axe horizontal de la pyramide), après des observations empiriques, nous avons pris comme taille du noyau, deux valeurs d'écart-type $\frac{1}{2}$ et $[\sqrt{2}/2 \simeq 0,7071]$. La valeur de l'écart-type spécifie le niveau de résolution d'observation. En effet, une taille du noyau supérieure à 1 ne donne pas d'argument pour discerner les pixels de route et son environnement immédiat. Par contre, à l'opposé, une valeur d'écart-type inférieure à $\frac{1}{2}$ serait beaucoup appréciée car elle générerait plus d'images résultantes à comparer, mais cette opération serait gourmande en temps de traitement.

5.2 Évaluation des trois séries d'images

Les auteurs Christophe et Inglada (2007) ont montré la performance de l'AS comme opérateur d'extraction de routes et cela a été confirmé par les travaux de Spiric (2011) avec l'application de l'analyse multirésolution (AMR) pour la réduction des fausses alarmes en faisant accroître le degré de détectabilité des routes dans des images urbaines denses ou sinistrées. Malgré la prouesse des différentes techniques appliquées pour l'extraction des routes, il subsiste un problème récurrent de jonction de segments de routes en général, surtout au niveau des carrefours en particulier. Notre objectif est d'améliorer l'extraction de route par la jonction des segments de routes laissés lors de la première phase d'extraction via l'algorithme de l'angle spectral (AS).

Pour la poursuite de la route, nous présentons parmi les images résultantes, celles qui donnent de meilleurs résultats en termes de bonne détection et de bons raccords de segments de routes. C'est ainsi que les images résultantes des images rurale, périurbaine et Haïti ayant donné de meilleurs résultats ont été obtenues respectivement avec les valeurs d'écart-types initiales 0,5, 0,7071 et 0,7071.

D'autre part, nous allons baser notre observation et analyse sur certains éléments sur lesquels la plupart des opérateurs de routes font défaut : les courbures, les jonctions de routes, les occlusions par des artefacts ou cassures de routes, les portions de routes oubliées et les routes transversales déconnectées lors de la procédure d'extraction.

Notre analyse se subdivise en deux grandes parties : (1) analyse qualitative sur les images résultantes générées par l'application conjointe de l'AS + FKÉ et l'AMR, (2) analyse quantitative sur ces dites images générées.

(1) Notre première analyse se porte sur l'observation des images résultantes elles-mêmes et la superposition de ces dernières sur leur image originale respective. Nous allons apprécier la quantité de pixels routes ajoutés (en rouge), des pixels de vraies routes (en vert) et des pixels de routes oubliées (orange) avec le tracé de référence.

(2) Notre seconde analyse est fondée sur une appréciation quantitative des valeurs des pixels générés par des images résultantes. Les différentes métriques définies dans les chapitres précédents (recouvrement, précision et qualité) servent de base pour l'analyse des courbes. Également, les classes de pixels (vrais positifs, faux positifs, vrais négatifs, faux négatifs) qui ont servi à l'élaboration des métriques ci-dessus ne sont pas en reste.

La qualité est fonction de l'ensemble de toutes les classes de pixels. Et de par sa définition une grande valeur de cette dernière exprime un bon compromis entre la précision et le recouvrement. Le recouvrement caractérise les segments de routes ayant le plus de correspondance avec le tracé de référence. La précision joue un rôle important certes, mais dans notre contexte d'étude elle est reléguée après les autres critères. Pour la simple raison que nous ne cherchons pas absolument une grande précision de la localisation du graphe de routes. Nous recherchons plutôt l'identification avec l'AS et la poursuite de route avec l'FKÉ dont le graphe doit être topologiquement correct avec un bon raccord des routes occultées partiellement dans un contexte de catastrophe majeure.

5.2.1 Première image : scène rurale

5.2.1.1 Évaluation qualitative

Les 3 figures 5.4, 5.5 et 5.6 de l'image rurale représentent respectivement des résultats comparatifs : (1) routes extraites de l'algorithme de l'angle spectral (AS) suivi de la technique d'AMR, (2) le suivi de route avec l'application conjointe de l'algorithme de l'AS et du FKÉ, (3) la superposition du résultat du (2) sur l'image originale à la pleine résolution spatiale.

(1) L'image rurale peut être classifiée en plusieurs zones d'occupation de sol. D'une part les zones résidentielles où on peut observer les bâtiments, les voitures, les routes (petites largeurs), les arbustes, les toitures des maisons et d'autre part, la zone agricole composée de parcelles champs agricoles jonchées de routes. L'image résultante des routes extraites par le biais de l'opérateur de routes (AS) associé à la technique d'AMR donne de bons résultats pour l'extraction des routes rectilignes sur l'ensemble de l'image.

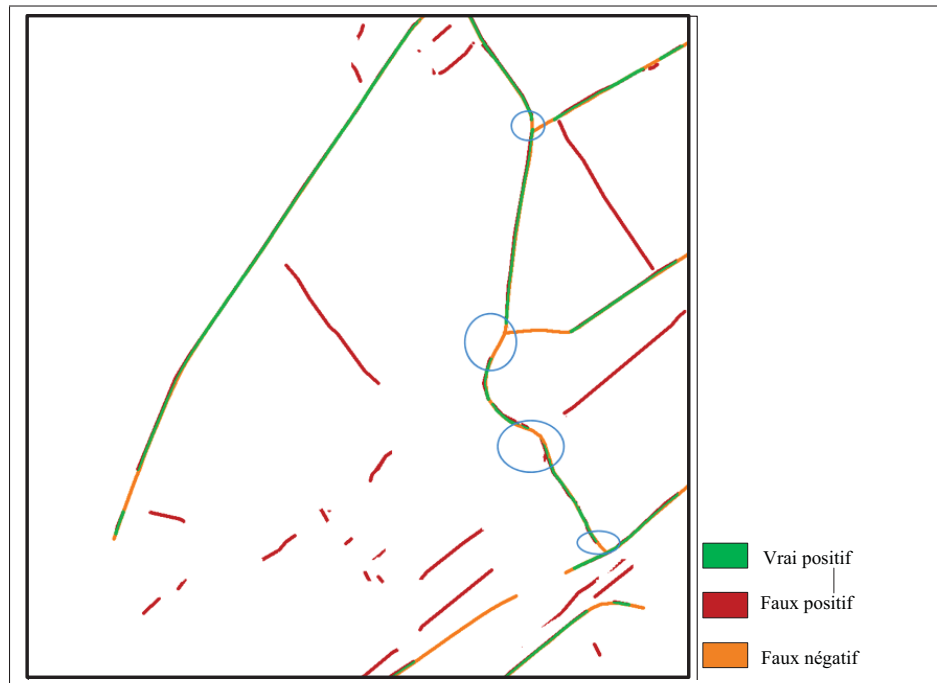


Figure 5.4 Routes extraites de l'image rurale par l'AS + AMR

Les routes réelles en couleur verte (correctement en correspondance avec la référence tracée à main levée) représentent un taux élevé de pixels. Les routes omises en couleur orange (oubliées) sont de moindre quantité, même si on remarque une portion importante au niveau de la courbure de la route au centre de l'image et aussi de la présence des artéfacts (arbustes sur la route). De nombreux morcellements de segments considérés comme des FA (ajout de routes) ou des faux positifs sont signalés au niveau de la zone résidentielle (partie Sud-Est de l'image rurale). Le phénomène de FA est également à déplorer en plein champ agricole dans la partie centrale de l'image. Cela peut s'expliquer par une similitude entre la zone de séparation des deux portions de parcelle et les routes.

(2) L'image résultante du suivi de route obtenue par l'application conjointe des 2 algorithmes (AS + FKÉ) suivis de l'AMR présente pratiquement les mêmes aléas sauf au centre-ouest de l'image, plus particulièrement au niveau de la courbure (virage). En effet, le FKÉ vient à combler la portion de route oubliée lors de la première opération d'extraction de route. Ce qui réduit le taux d'omission (orange) et augmente le nombre de routes réelles (vert). La longue

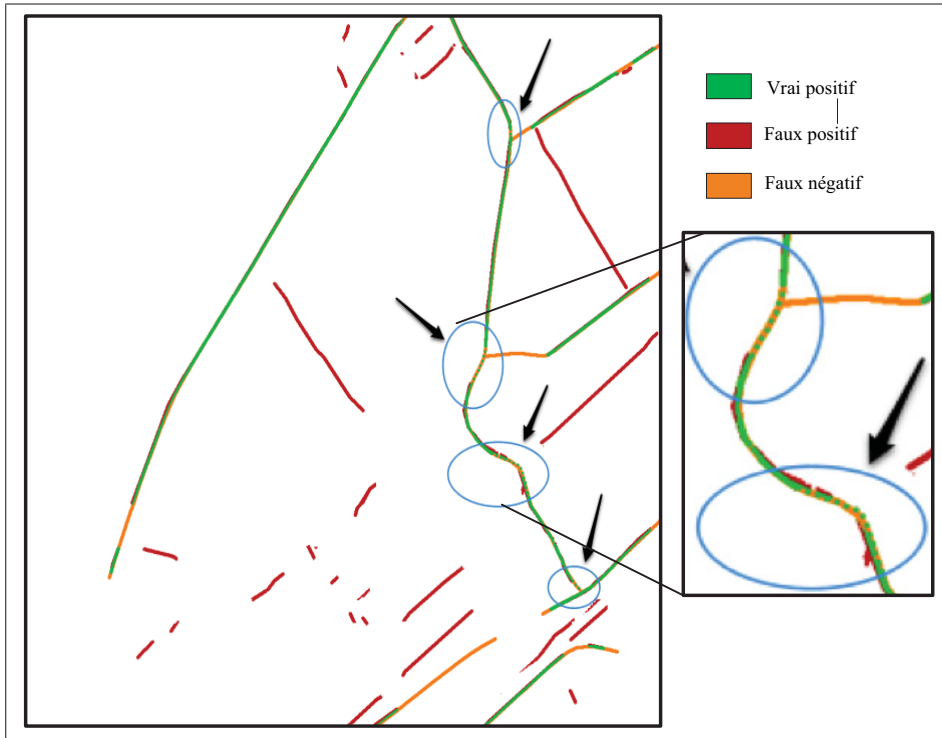


Figure 5.5 Résultat final du suivi route à partir de l'image rurale

route médiane de l'image rurale a répondu correctement à la procédure de suivi et le FKÉ a comblé les tronçons de route oubliés par l'AS (voir figure 5.5).

(3) Pour mieux apprécier la détection et le suivi de route, nous avons superposé les résultats du suivi de route sur l'image originale. Cela nous permet d'appréhender au mieux la correspondance des routes réellement extraites, les routes oubliées et les fausses alarmes. On constate effectivement que certaines fausses alarmes (rouge) sont signalées aux endroits où l'on est supposé être en présence de vraies routes (ligne de démarcation entre deux parcelles de champs). Et aussi des omissions (orange) apparaissent sur des routes entre coupées par des arbustes.

5.2.1.2 Évaluation quantitative

Comme mentionné en préambule de la présentation des résultats, nous avons opté pour le critère de recouvrement qui nous semble convenable par le fait qu'il caractérise la notion de



Figure 5.6 Résultat final superposé sur l'image originale rurale

détection d'un grand nombre de pixels routes appartenant aux réels pixels de routes (présentant plus de correspondance avec le tracé de référence).

Pour le graphe sur l'évolution des métriques (voir figure 5.7), nous distinguons 2 grandes parties : (1) les trois premières octaves [0, 1, 2] et (2) la 4^{ème} [3] octave séparée par le point culminant de la mesure de la qualité.

(1) La courbe rouge (recouvrement) relative à la mesure du recouvrement varie entre 81% et 84% et ensuite décroît continuellement sur l'octave 3 jusqu'à atteindre 37%. On observe un fort écart entre la courbe rouge et les courbes bleues et vertes dans les trois premières octaves.

(2) La courbe bleue (précision) est croissante durant tout le parcours des octaves en variant de 36% à 51%. Pour la courbe verte (qualité), on observe une progression jusqu'au niveau de l'octave 3 [34% - 49%]. Ensuite s'en suit une régression sur les autres échelles restantes [49% et 27%]. Le niveau d'octave 2 à la première échelle correspondant à un taux maximal (voir le l'en-cerclé orange sur la figure 5.7) de la qualité qui représente un bon compromis entre une

bonne précision et un bon taux de recouvrement (voir la figure 5.7). Ce constat est confirmé par la figure I-1 dans l'annexe 1. La valeur de l'écart-type qui donne de bon compris est la valeur 0,7071 avec 49,39% du nombre de pixels mises en jeu.

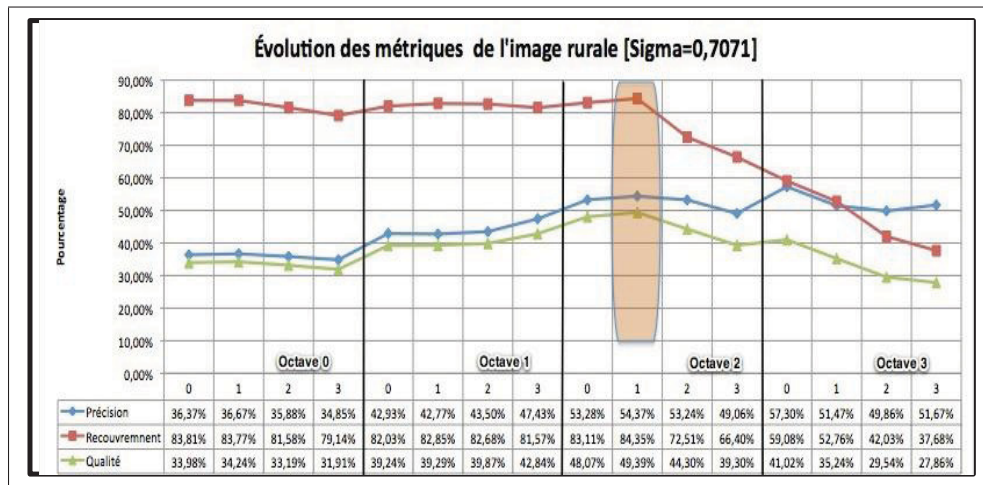


Figure 5.7 Évolution des métriques pour l'image rurale

Dans la figure 5.8, les classes de correspondances, omissions et commissions, présentent un fort taux de FA (rouge) dans les 3 premières octaves avec une allure décroissante comparativement aux autres courbes. Avec le raccordement des segments de routes par l'algorithme de Kalman, le taux de faux négatifs a baissé considérablement, ce qui a provoqué une augmentation du taux des vrais positifs.

5.2.2 Deuxième image : scène périurbaine

5.2.2.1 Évaluation qualitative

Après une observation générale de l'image de la figure 5.9 on constate par rapport au tracé de référence qu'il y a un nombre important de segments de routes oubliés. En effet, on remarque plusieurs lignes orangées (omission) dans les zones nord et sud-est de l'image urbaine. L'opérateur de route (AS) semble ne pas avoir bien fonctionné, car il n'a pu détecter un grand nombre de routes rectilignes comme ce fut le cas pour l'image rurale.

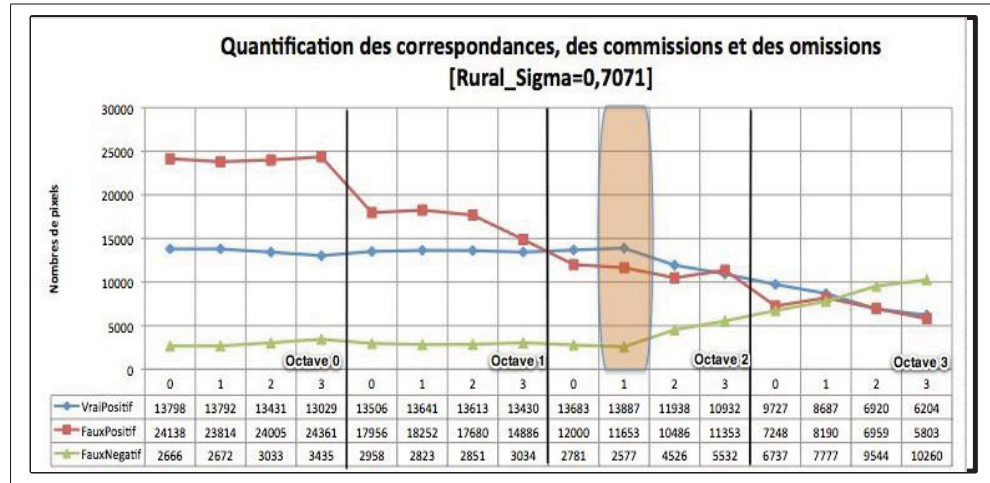


Figure 5.8 Comparaison des quantités de pixels extraites de l'image rurale

Aussi, nous constatons un grand nombre de petits segments rouges (FA) dans les zones est et sud-est. La plupart de ces manquements sont localisés dans les zones à forte hétérogénéité radiométrique où l'on trouve dans un voisinage immédiat des routes, des bâtiments et de la végétation (arbustes).

L'image de la figure 5.10 diffère de la figure 5.9 par la jonction et le suivi de route dans la zone Nord de l'image péri-urbaine. En effet, la partie oubliée par l'opérateur de route (AS) est comblée par le filtre de Kalman étendu lors du suivi, de même que la portion vide causée par l'arbuste fut raccordée. Le pourcentage des segments de routes oubliées a diminué alors que celui des routes réelles a augmenté. Par contre, le taux des FA est resté inchangé.

L'image de la figure 5.11 nous sert de visualisation pour nos résultats (voir la figure 5.10) sur l'image originale périurbaine. Avec la vérité de terrain, on remarque une bonne superposition et avec très peu de décalage entre l'image de la figure 5.10 et l'image originale. On constate par ailleurs la confirmation de la présence de nombreuses FA dans les zones résidentielles et la non-détection de certaines routes rectilignes par l'opérateur de routes (AS).

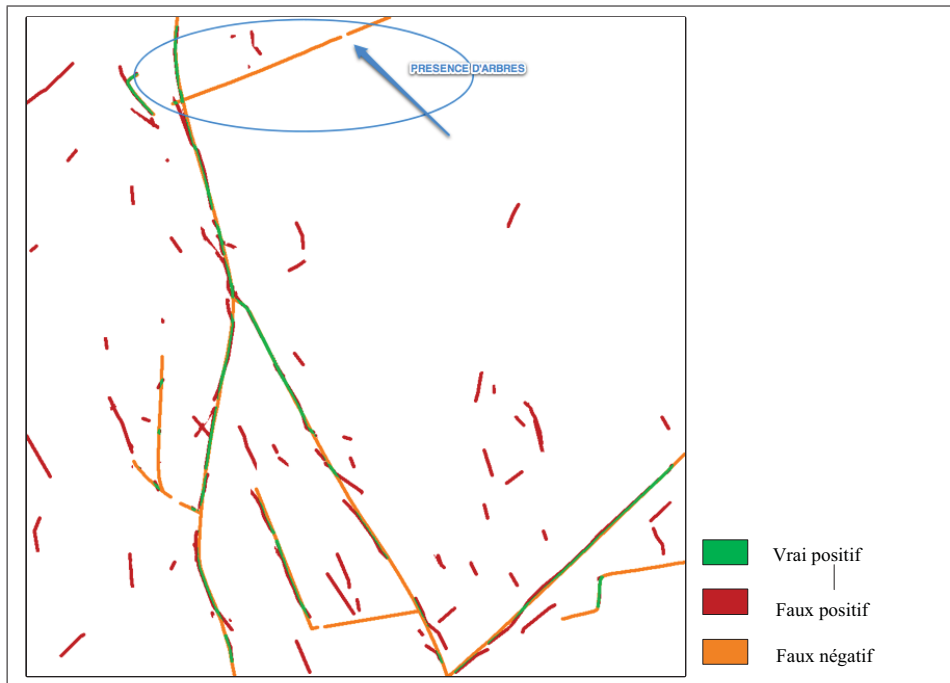


Figure 5.9 Routes extraites de l'image péri-urbaine par l'AS + AMR

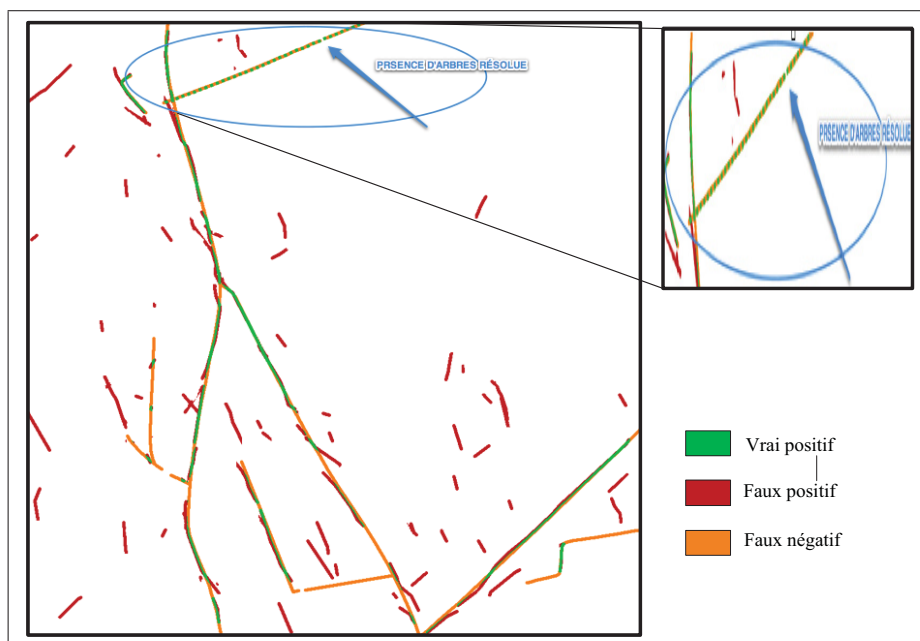


Figure 5.10 Résultat final du suivi route à partir de l'image péri-urbaine

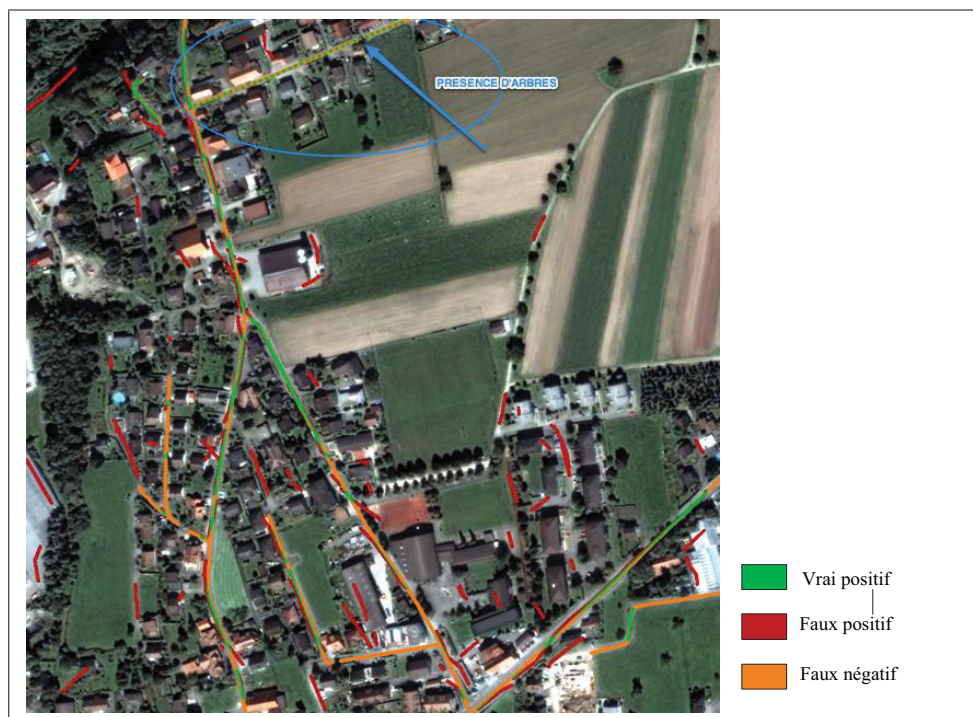


Figure 5.11 Résultat final superposé sur l'image originale péri-urbaine

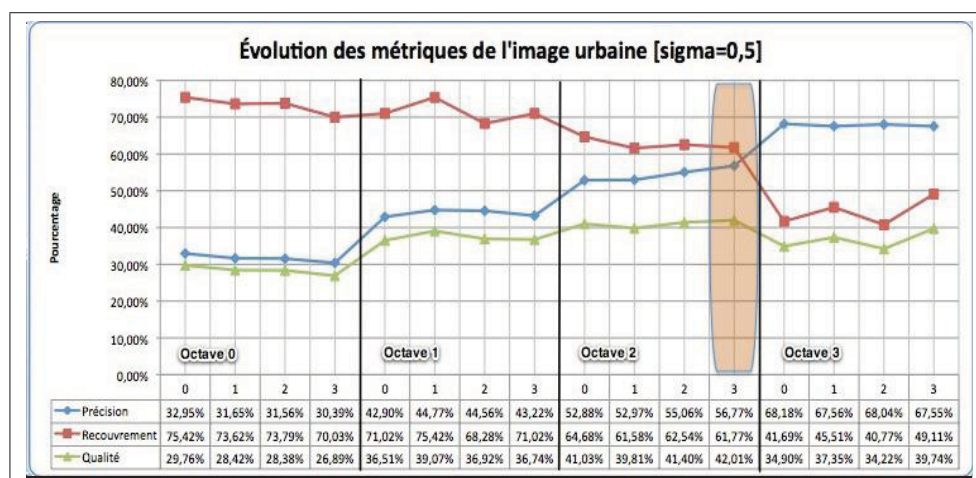


Figure 5.12 Évolution des métriques pour l'image péri-urbaine

5.2.2.2 Évaluation quantitative

Nous observons la même tendance que pour l'image rurale. Un pourcentage élevé pour le taux de recouvrement qui varie entre 75% et 60% avant le point culminant, c'est-à-dire le taux le

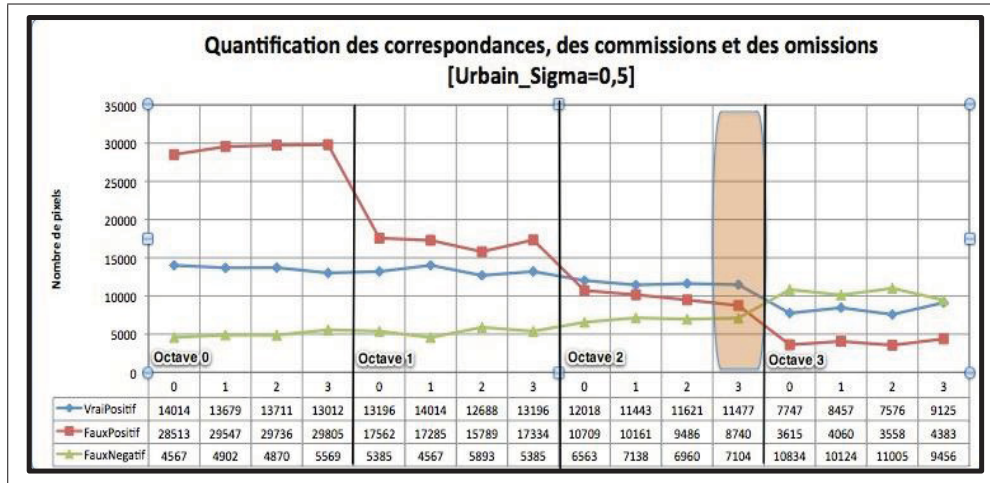


Figure 5.13 Comparaison des quantités de pixels extraites de l'image péri-urbaine

plus grand pour le critère de qualité. Ce point culminant est atteint pour l'octave 2 à l'échelle 3 (voir la figure I-2 dans l'annexe1).

Pour ce qui est des classes de quantification (omissions, commissions et correspondance), on observe pratiquement la même tendance que précédemment, à savoir une baisse progressive du taux de FA de 28513 à 4383 pixels. Les deux autres courbes (verte et bleue) varient peu.

5.2.3 Troisième image : scène urbaine sinistrée d'Haïti

5.2.3.1 Évaluation qualitative

Il faut rappeler que la ville de Port-au-Prince (capitale d'Haïti) est une ville à l'image des villes nord-américaines, c'est-à-dire un réseau routier quadrangulaire. Le pays a connu en 2010, un séisme (tremblement de terre) qui avait pour épiceutre près de la capitale. Donc, l'image d'Haïti présentée est une image urbaine sinistrée à la suite d'une catastrophe naturelle avec des routes endommagées, des autoroutes coupées, des grands bâtiments effondrés, des maisons détruites, des arbres tombés, des poteaux électriques et des lignes de transport d'énergie rabattues sur les rues causant d'importants débris et occlusions. La présence de tous ces éléments rend complexe la détection et l'extraction de routes dans cet environnement très hétérogène.

Comme l'image d'Haïti est fortement bruitée et présente une forte hétérogénéité entre la route et son environnement, il a été nécessaire de rehausser le contraste d'entre ces différentes entités citées plus haut. L'application d'un filtre passe-bas additionnel comme pré-traitement a permis entre autres de discriminer les zones d'intérêt et de réduire considérablement le rapport *signal/bruit* afin d'alléger la détection des routes. Malgré le pré-traitement initial (filtre passe bas gaussien), nous constatons la présence d'un nombre important de petits segments sur la route et ses environs.

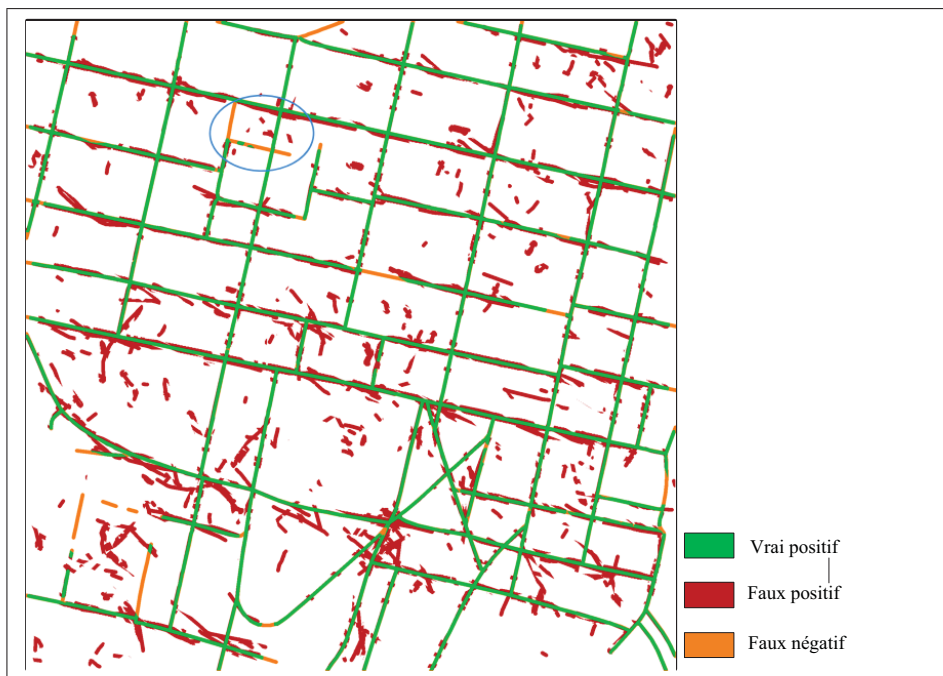


Figure 5.14 Routes extraites de l'image sinistrée d'Haïti par l'AS + AMR

On retrouve la prouesse de l'opérateur de route (AS) qui présente une performance perdue lors de l'extraction de l'image périurbaine avec une très grande diminution d'éléments perturbateurs lors de la procédure d'extraction et de suivi de route. Presque toutes les routes rectilignes sont détectées et extraites, même certaines courbures de routes sont pratiquement tout extraites. De même que nous constatons un taux de vraies routes très élevé et un taux de routes oubliées faible. Le taux élevé des FA aux alentours des vraies routes est certainement dû à la présence de débris qui foisonnent les rues après le tremblement de terre. On remarque respectivement dans

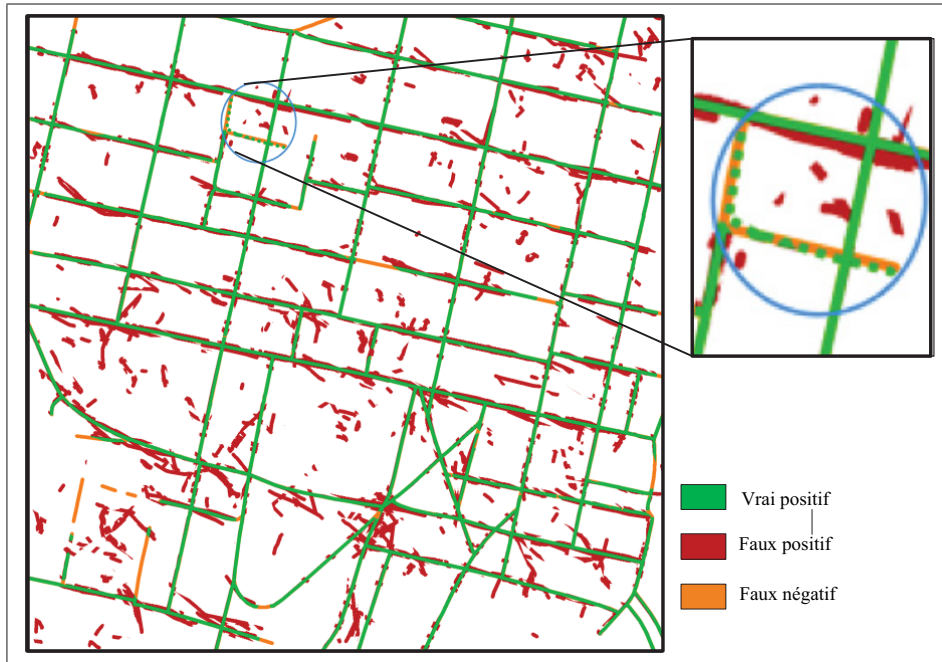


Figure 5.15 Résultat final du suivi route à partir de l'image sinistrée d'Haïti

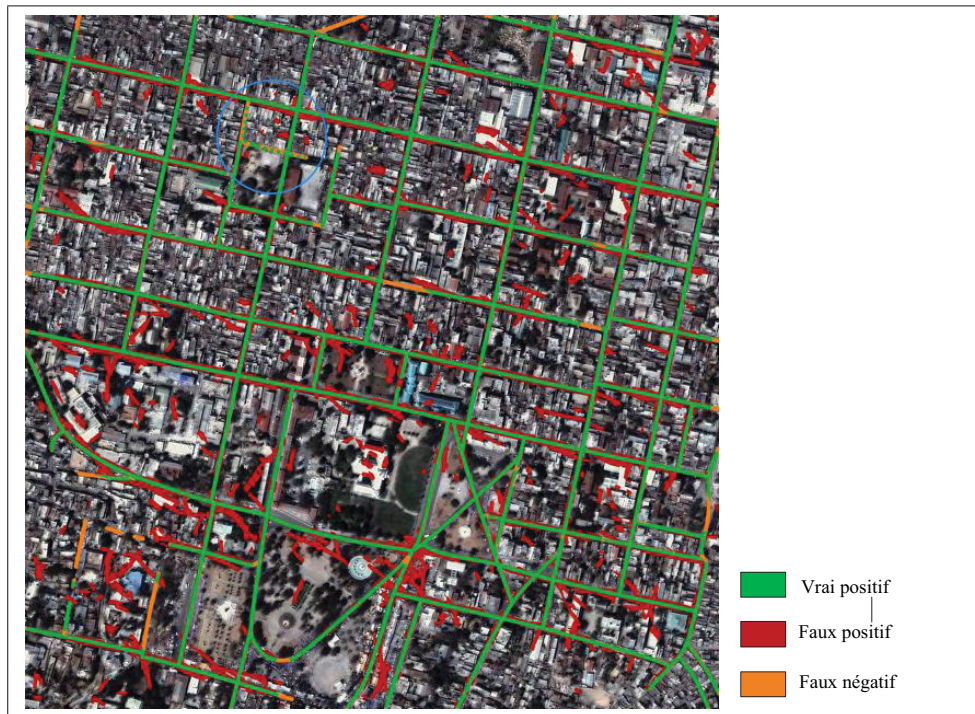


Figure 5.16 Résultat final superposé sur l'image originale sinistrée d'Haïti

les zones Nord-Est et Sud-Est, un tronçon de segment d'un carrefour et trois routes rectilignes (oublié), voir image de la figure 5.14. Mais il faut cependant reconnaître un pourcentage élevé du taux de vraies routes dans l'ensemble de l'image malgré la présence fort remarquable de FA (rouge).

En appliquant le FKÉ sur un tronçon de route, le résultat du suivi de route est encourageant (voir image de la figure 5.15). Le filtre a pu combler l'oubli de route du carrefour dans la zone Nord-Est. Ce qui augmente encore le taux de routes réelles (verte) extraites et réduit le taux d'omissions (orange). De ce fait, le taux des FA reste inchangé.

Comme à l'accoutumée, l'image de superposition des résultats sur leur image originale nous sert de visualisation pour apprécier globalement le rapport entre les différents taux des métriques et aussi la précision du décalage des routes extraites par rapport aux routes sur le terrain. Nous observons également que la marge d'erreur du décalage demeure très faible. Le constat est concluant dans ce sens qu'il y a une bonne corrélation entre l'image des résultats et l'image originale. Plusieurs routes ont été saisies manuellement par rapport aux 2 images rurale et péri-urbaine précédentes. Ceci a montré un taux élevé de vraies routes et pratiquement pas de fausses routes avec le tracé de référence.

On observe sur l'image de la figure 5.16, un taux de fausses routes (rouge) élevées dues à une forte présence de débris ou du fait de la présence d'un milieu boisé (couvert d'arbres) ou encore d'autres occupations du sol ayant des signatures radiométriques similaires à la route.

5.2.3.2 Évaluation quantitative

Dans la figure 5.17, on constate un fort taux de recouvrement dans les images résultantes générées dans les toutes premières octaves. Mais l'allure de la progression de taux de recouvrement est décroissante. Un fait remarquable, ce taux avoisine les 100%, plus précisément entre 98% et 93%. Le point culminant de la qualité est situé à l'échelle 2 de l'octave 1. Après le point culminant, on observe une très grande montée de la courbe bleue (précision) contrairement aux deux autres courbes (rouge et verte) qui s'amenuisent.

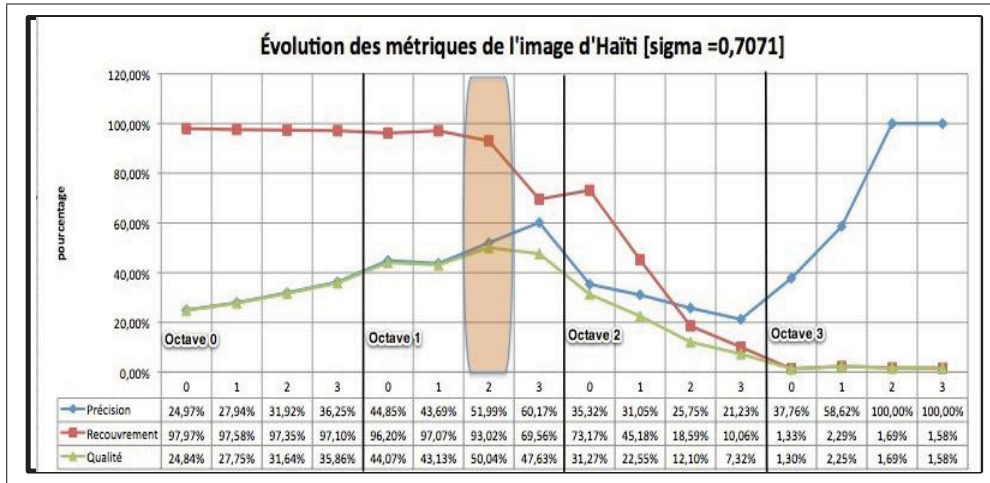


Figure 5.17 Évolution des métriques pour l’image sinistrée d’Haïti

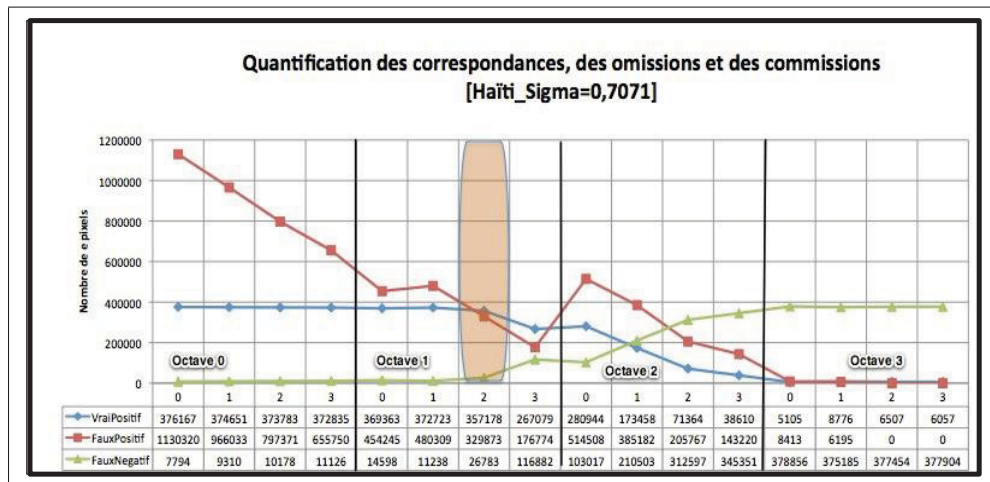


Figure 5.18 Comparaison des quantités de pixels extraites de l’image sinistrée d’Haïti

L’observation des courbes relatives (voir figure 5.18) aux correspondances, aux omissions et aux commissions, la classe de FA est particulièrement très élevée dans les octaves précédentes le point culminant de la courbe relative au critère qualité. Le constat est confirmé par la figure I-3 dans l’annexe 1. Par contre, la tendance de régression du taux des faux positifs est maintenue, de même que le taux de vrais positifs.

5.3 Conclusion

Les différents tests effectués sur les trois séries d'images de différentes zones d'occupation de sol ont été concluant. La réduction du bruit par l'analyse multirésolution a été confirmée par les résultats obtenus par la coopération d'algorithmes. L'ajout d'un terme de pour le changement de direction dans la représentation analytique de l'évolution dynamique du modèle de route a amélioré la problématique de courbures prononcées, ce qui a augmenté le taux de recouvrement de l'extraction des routes.

CHAPITRE 6

ANALYSE ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS

Les différents résultats des tests effectués sur trois séries d'images optiques peuvent aider les photointerprètes dans leurs tâches dans certaines conditions. Car d'une part, la grande variabilité et contraintes des routes et d'autre part, chaque catastrophe majeure vient avec son lots d'énigmes. Néanmoins, les résultats obtenue présentent une piste de solution si les différents problèmes rencontrés ci-dessous viennent à être résolus. La performance de notre algorithme repose sur certains aspects techniques et conditions d'application et de l'objectif visé. L'étude des écarts entre le modèle et notre approche peut amener à améliorer les résultats dans les travaux futurs.

6.1 Fiabilité de la référence manuelle

Il est primordial de rappeler que la fiabilité des mesures de performance d'extraction est intimement liée au tracé de référence. En effet, un bon tracé de référence fidèle à l'ensemble du réseau routier garantit une qualité des mesures attendues. L'observation d'un taux élevé de commissions (routes ajoutées) dans les résultats n'est pas nécessairement dû à des routes ajoutées. Nous avons choisi des grandes artères au détriment des petites routes lors du tracé manuel de la référence. Certaines routes, surtout les routes résidentielles sont répertoriées dans les images résultantes comme des routes ajoutées (fausses alarmes) or elles ne le sont pas en réalité, pour la simple raison qu'elles n'ont pas été prises en compte dans le tracé de référence. Ceci est une défaillance voulue de notre part à ne considérer qu'une catégorie de route à cause de la variation typologique de la largeur des routes. L'algorithme de l'angle spectral a effectivement détecté la présence d'une route effective, mais considérée comme fausses alarmes, car non-correspondant au tracé de référence. Il en est de même pour l'image urbaine d'Haïti où nous avons considéré que les rues urbaines à deux voies au détriment des ruelles à une voie, d'où la présence de certaines fausses alarmes dans les zones résidentielles.

6.2 Base de données de référence

L'évaluation des résultats de notre approche est l'un des objectifs de notre mémoire. En effet, le manque d'images de référence pour des fins de comparaison (performance et la robustesse) des algorithmes d'extraction de route, fait défaut en la matière. Notre protocole d'évaluation de la détectabilité des routes ou de la qualité de la détection de routes peut être exploité par la communauté scientifique. Les méthodes de quantification des dégâts en général, et en particulier des routes rencontrées dans la littérature présentent rarement des résultats quantitatifs de leur performance. Et donc, il devient difficile de comparer et d'identifier les forces et les faiblesses. Comme mentionner dans la fiabilité de ma référence obtenue manuellement, il y a manque de vérité-terrain. La cartographie des dégât produite dans le cadre de la Charte Internationale pourrait servir de référence. Mais vu les conditions de production (rapidité, condition de reproduction difficile, manque de temps, etc.), la vérité-terrain laisse place à des erreurs ou des oublis d'éléments d'intérêt ou encore la négligence des informations pertinentes. L'utilisation de données exogènes (S.I.G, informations sur les routes, etc.) serait d'un apport appréciable.

La plupart des études d'extraction de route se font sur des images panchromatiques. Ils n'ont pas besoin d'employer plusieurs images. Ils peuvent se contenter d'une seule image renfermant plusieurs zones différentes, de textures différentes, d'aspects différents et des éléments caractéristiques différents en fonctions des objectifs. Une image contient plusieurs échantillons de diverses caractéristiques. Mais le bon sens recommande d'utiliser plusieurs types d'images (optiques, radar) avec des zones d'intérêt différents (rural, péri-urbain, urbain dense et zones sinistrées) pour apprécier la robustesse de l'algorithme en question. Pour notre cas, nous avons employé trois images multispectrale (couleur) d'un capteur optique de très haute résolution spatiale pour trois milieux différents (rural, péri-urbain et urbain dense et sinistré). Des évaluations quantitatives été effectuées pour apprécier la performance de nos résultats d'avec la littérature (Christophe et Inglada (2007)) et les travaux antérieurs (Spiric (2011)) avec les mêmes images. Il est difficile de trouver un algorithme générique pour l'extraction de route dans différentes scènes d'occupation du sol.

6.3 Variabilité typologique de la route

La grande variabilité typologique de la route rend complexe l'extraction du réseau routier. En effet, dans la nomenclature de la route il existe différents types de routes d'où différentes valeurs de largeurs de route. Les deux images rurale et périurbaine sont des villes européennes. Nous avons pris en compte des spécifications de l'aménagement de la voirie urbaine (Centre d'Études des Transports Urbain)¹. Le tableau 6.1 présente les classes de largeurs correspondantes aux différents types de rues (résidentielle, urbaine, boulevard et autoroute). La poursuite de la route se fait selon une demi-largeur de propagation avec le filtre de Kalman étendu d'où la formule suivante avec le facteur, $\frac{1}{2}$:

$$Largeur_{pixel} = \frac{LARG_{ClasseRoute}}{2X Resolution_{image}} \quad (6.1)$$

où $LARG_{ClasseRoute}$ et $Resolution_{image}$ représentent respectivement la largeur de rue (en mètre) d'une catégorie de route et la résolution spatiale (en mètre) de l'image à l'étude.

Il est difficile de trouver un modèle générique pour l'ensemble du réseau routier à moins de disposer d'une base de données pour ajuster la poursuite de la route avec le changement de largeur durant le processus de guidage. Il est vrai que la largeur varie peu, mais lorsqu'on passe d'une rue (1 à 2 voies) à une autoroute (6 voies), le changement de largeur est considérable. Bien que nous faisons la moyenne des demi-largeurs précédentes dans une fenêtre de recherche glissante lors de la poursuite de la route, il peut y avoir des portions de route oubliées (augmentation du taux d'omission) ou des portions de l'environnement immédiat prises comme routes (augmentation du taux de commission). La qualité de la poursuite de la route par le filtre de Kalman étendu est fonction la géométrie de la route choisie.

6.4 Évaluation localisée

La variabilité de la route n'est pas seulement au niveau de la largeur, la forme est aussi à prendre en considération (voir tableau 2.2). Au niveau des carrefours (ramifications et routes transver-

1. Guide général de la voirie urbaine : conception, aménagement, exploitation, France

Tableau 6.1 Largeurs en mètres et la correspondance en pixels des rues

	Artères	Ruelle 1 voie	Rue urbaine 2 voies	Boulevard 4 voies	Autoroute 6 voies
Quickbird Multi.	Largeur (mètre)	3	6	12	20
Rurale, Péri-urbaine Haïti [Résolution (70 cm)]	demi-largeur (pixel)	2,14	4,28	8,57	14,28

sales), l'algorithme de l'AS rencontre quelques difficultés qui augmentent le taux d'omission, même s'il arrive à nous affranchir du problème des courbures très prononcées (voir l'en-cerclé bleue de la figure 5.4). Nous avons différentes formes de carrefours : carrefours en «X», carrefours en «Y» et carrefours en «T» appelés culs-de-sac. Si l'on disposait des informations ou d'une base de données sur toutes les catégories de routes (carrefours, routes droites, routes avec courbures, chemins, ruelles, routes urbaines, boulevards, autoroutes, etc.), l'évaluation localisée ou ciblée sur ces différentes classes de routes serait non seulement bénéfique mais précise, car nous aurions le pourcentage de chacune des classes. Les mesures générales faites ne seraient pas biaisées par un taux très élevé d'une classe de route par rapport à l'ensemble. Nous aurions ainsi au taux relatif aux culs-de-sac, un taux relatif aux courbures, un taux relatif aux routes rectilignes, etc.

La présence des artéfacts crée des occlusions qui augmente le taux d'omission. Le filtre de Kalman étendu appliqué prend en compte une catégorie de route à la fois (le numéro du début et de la fin de la route). Encore là, l'évaluation d'une seule route à considérer versus l'ensemble des routes de l'image entière.

6.5 Similarité de signature et pixel de référence

En général dans l'aménagement territorial, on remarque plusieurs similitudes entre la signature spectrale de la route et son environnement immédiat surtout en milieu urbain dense où on constate une très forte hétérogénéité entre les différentes occupations du sol (stationnements, aéroports, toits des bâtiments, etc.). En ville, certains toits des bâtiments présentent les mêmes revêtements que la grande majorité de nos routes à quelques exceptions près (autoroute 15 en béton à Montréal). La variabilité et les contraintes radiométriques de la route sont répertoriées

dans le tableau 2.2. Cela justifie un taux très élevé de FA en milieu urbain, surtout dans la scène sinistrée d'Haïti.

D'autre part, l'apport de l'analyse multirésolution a été considérable pour la réduction significative du bruit dans les images même si la densité de l'information à traiter diminue au fur et à mesure que l'on migre vers le sommet de la pyramide. Malgré l'application de l'analyse multirésolution aux différentes images, le taux de fausses alarmes est souvent considérable dans certaines zones des images. Cela peut-être dû au fait que ces éléments détectés sont effectivement des routes (tracé de la référence non fidèle à l'ensemble des routes de l'image). Avec l'analyse multirésolution les caractéristiques de petites dimensions ne sont pas visibles et détecte en totalité des caractéristiques physiques de la scène observée (pas d'ajout d'élément inexistant). Par contre, celles détectées comme fausses alarmes ont moins tendance à provenir du bruit, donc correspondent pratiquement à la route ou à d'autres occupations du sol.

Le choix du pixel de référence peut être une des causes fondamentales du taux élevé de commission ou d'omission. En effet, le choix du pixel de référence est primordial dans ce sens qu'il est l'élément central de la similarité entre les pixels-route et les pixels non-route. Sa signature spectrale est comparée à tous les autres pixels de l'image. Même si nous savons que la signature spectrale de la route varie peu tout au long de sa trajectoire, il y a des soupçons de changement brutal. Les images prises avant ou pendant la période de construction présentent des aspects différents de la route. Lorsque le revêtement est refait ou usagé (route sombre dans l'image) ou si elle ne présente pas de nouveau revêtement (route claire dans l'image). Elles peuvent également être influencées par un revêtement de différents types d'asphalte (bitume) ou d'autres (béton, gravier, poussière sur la chaussée). Ces contraintes radiométriques peuvent constituer un problème de détection ou de discrimination entre la route et son environnement lors du processus d'extraction et de poursuite de la route.

6.6 Rehaussement

Dans un contexte du rehaussement d'images, une procédure de fusion a été appliquée (initialement par le centre nationale d'étude spatiale-CNES) sur les images tests pour faciliter

leur interprétation visuelle par les photointerprètes. Cette procédure (*pansharpening*)² consiste à combiner la richesse spectrale de l'image en couleur (MSP) avec une image monobande (PAN) de haute résolution spatiale (HRS). Cette technique de fusion doit respecter certaines conditions. Les deux images à fusionner doivent avoir été prises à la même date, avoir le domaine spectral et la même portion spatiale. Il est pratiquement difficile d'obtenir de produire simultanément des images par deux systèmes d'appareils montés sur la même plate-forme. Cependant, il faut se rassurer d'avoir une excellente correspondance entre les valeurs d'intensités des deux images à l'étude au risque de créer une dégradation de l'information radiométrique. Le but est d'injecter dans l'image MSP les détails spatiaux véhiculés par l'image PAN de HRS. En plus des conditions sus-mentionnées, il existe une variété de techniques de fusion d'images globale et différenciée, qui peuvent influencer considérablement les images résultantes, surtout que le choix de pixel de référence (méthode de l'angle spectral) est basé principalement sur l'information spectrale. Aussi, la technique de fusion employée initialement par le centre nationale d'étude spatiale peut être une des causes de quelques échecs enregistrés dans les images résultantes.

2. Le panshapening consiste à fusionner une image PAN (N/B) de HRS avec une image MSP (couleur) où l'image finale sera une image MSP dotée de la même résolution spatiale que celle de l'image PAN.

CONCLUSION

L'apport de la très haute résolution spatiale est beaucoup apprécié pour la finesse des détails (localisation précise de bords de route). Cet apport remarquable a un prix. Il engendre en contrepartie une diminution du rapport *signal/bruit* de façon significative. Par ailleurs, la présence des artéfacts provoque des occlusions dans les images qui rendent complexe l'extraction et le suivi de route. La variabilité typologique des routes (ruelles, autoroutes, boulevards, chemins, etc.) dans un contexte de catastrophe majeure n'est pas en reste.

Pour atteindre notre objectif qui est l'extraction et le suivi de route dans une zone urbaine sinistrée à partir des images à très haute résolution spatiale, nous avons proposé une approche modulaire pour répondre à une demande, sans cesse croissante dans ce domaine de la télédétection. La technique modulaire adoptée permet d'insérer d'autres étapes subséquentes avec souplesse dans les nouvelles techniques à différents stades de la chaîne de traitement.

Nous avons fait nos tests avec des images optiques sur différentes scènes susceptibles d'être touchées par une crise majeure : une scène rurale, une scène péri-urbaine (non sinistrées) et une scène urbaine sinistrée. Ces données sont des images de couleurs avec 3 canaux (rouge vert et bleu).

L'état de l'art a montré les limites rencontrées par plusieurs opérateurs de routes surtout dans des environnements denses et hétérogènes à partir de la très haute résolution spatiale (THRS). Très peu d'algorithmes font du suivi de route et peu de travaux d'extraction ont été menés dans un contexte de catastrophe majeure. Plusieurs approches nous ont inspiré. En occurrence la technique des descripteurs de SIFT de Lowe (2004) pour une hiérarchisation des images générées avec une réduction du bruit.

La méthode que nous proposons est une approche basée sur l'AMR qui non seulement nous permet de réduire le bruit, mais nous donne le privilège de décomposer toute l'image en plusieurs niveaux de représentations internes qui mettront en relief les aspects de l'information visuelle à analyser. Avec cette approche, certaines caractéristiques de la scène paraissent mieux

à certaines échelles, et cela procure une meilleure discrimination entre différentes largeurs de route et aussi entre les routes et les non-routes.

Nous avons également exploité la technique de l'angle spectral basée sur des informations spectrales et des contraintes géométriques pour l'extraction et le raccordement des segments de routes. Elle calcule l'écart angulaire entre un vecteur courant et un vecteur de référence. Plus cet angle est petit, plus la similarité entre ces deux vecteurs est grande d'une part, et d'autre part la jonction des segments de routes se fait par des informations sur les distances entre les segments discontinus ou entre des segments dont les angles dépassent un certain seuil.

Malgré les bons résultats obtenus, des manquements subsistent toujours. Également, la forte présence des artéfacts qui créent des occlusions dans un milieu dense sinistré diminue la qualité de l'extraction. La coopération entre le filtre de Kalman étendu fonctionnant en 2 étapes (prédiction et correction) et la technique de l'angle spectrale suivi de l'AMR vient à combler partiellement ce déficit technique.

En extraction de route, la valeur prédite et la mesure réelle sont les mêmes lorsqu'il n'y a pas d'obstacles (artéfacts), a contrario avec des occlusions, la mesure courante est imprécise avec ces perturbations. Le filtre de Kalman étendu permet de calculer l'estimation de l'erreur entre la valeur prédite et la valeur réelle au sens de moindres carrés de manière récurrente sans oublier le calcul de la matrice de covariance de cette erreur.

Lorsque la mesure est absente ou imprécise, l'estimation se base sur la prédiction et la valeur prédite sera le résultat final. Lorsque la prédiction est imprécise, l'estimation se base sur l'observation (mesure) et la mise à jour de la mesure correspondante va améliorer la valeur prédite en cet instant. Si la mesure du bruit reflète réellement le bruit mesuré, alors le résultat final correspondra mieux à cette mesure.

La coopération d'algorithmes de l'angle spectral (AS) et du filtre de Kalman étendu (FKÉ) suivie de l'analyse multirésolution (AMR) a été appliquée à différentes scènes. L'évaluation de la performance se fait qualitativement puis quantitativement par rapport à un tracé de référence non exhaustif obtenu à main levée. Les résultats obtenus sont acceptables car nous parvenons à

raccorder les routes oubliées. Cette coopération d'algorithmes montre une bonne performance au niveau de certains carrefours et virages. L'amélioration de l'algorithme de Veran (1993) par l'ajout d'un terme pour le changement de direction a augmenté le taux de recouvrement de l'extraction de route.

Les images rurale et périurbaine, présentent des meilleurs résultats à la 3ème octave tandis que celle de l'image sinistrée d'Haïti à la 2ème octave. L'apport de l'analyse multirésolution a considérablement réduit le taux de fausses alarmes et la coopération d'algorithmes (AS + FKÉ) a contribué à augmenter de façon raisonnable le taux de recouvrement qui est situé entre 70% et 98%. Le suivi de route a été remarquable au niveau des intersections et des courbures dans les images rurale et périurbaine. Les discontinuités des routes rectilignes ont été résolues dans l'image sinistrée d'Haïti.

Les hypothèses émises ont été validées et nos objectifs ont été atteints en partie. La réduction des FA par l'analyse multirésolution a été confirmée et l'apport additionnel du filtre de Kalman étendu à l'angle spectral a réduit le taux d'omission et résolu le problème de discontinuité des segments de routes au niveau des courbures et des intersections.

Enfin, dans l'application de notre approche, certaines limites sont apparues. Nous pouvons observer des FA sur les plages (image rurale), sur certaines toitures de bâtiments ou au niveau de certains arbustes.

Recommandations et perspectives

En premier lieu, il convient de faire un tour sur la fiabilité de la référence et de son choix. En effet, une évaluation crédible n'a de sens que par le choix d'une bonne référence qui permet de caractériser les résultats produits, mais aussi d'en donner une mesure de confiance. Il nous faut une base de données topographique et une image geo-référencée contrairement à une référence tracée manuellement sur une image considérée comme la vérité-terrain comme nous avons fait et cette procédure manuelle se retrouve dans certains travaux de recherche. Les mesures par GPS (Global Position System) sont une estimation directe et d'une grande précision de localisation. Cependant, les campagnes de mesures sur le terrain sont longues et coûteuses,

en plus qu'il faut songer à une mise à jour régulière, non applicable aux images d'archives. Il serait mieux indiqué de trouver un bon compromis !

L'utilisation d'une base de données d'images pour les tests afin de comparer la performance des algorithmes et les résultats produits serait une bonne avancée pour l'extraction du réseau routier. Il en va de même pour les métriques de comparaison pour des analyses et des interprétations qui ne souffriront d'aucune subjectivité.

L'apport d'informations auxiliaires est une plus-value pour la performance des algorithmes et ne peut qu'améliorer les résultats produits. La variabilité de réseau routier (ruelles, rues, boulevards, autoroutes) avec différentes largeurs, avec des multitudes de routes transversales, avec des intersections différentes en «X», en «T», et en «Y», rendent complexes l'extraction et le suivi des routes.

La plupart des opérateurs de suivi de routes et notre algorithme de suivi de route ne prennent en compte qu'une seule route. Il serait intéressant de revoir la possibilité de la poursuite d'un grand nombre de routes ou de l'ensemble des routes de l'image afin d'avoir une vue globale de toutes les routes accessibles ou pas dans un contexte de catastrophe majeure. L'approche de « *Double Snake* » dite contour parallèle peut-être une avenue prometteuse pour l'extraction des segments de routes à bords parallèles. L'emploi des filtres particuliers sont souvent des alternatives au filtre de Kalman étendu.

Pour éviter des similitudes entre la valeur d'intensité des pixels de route et leur environnement hétérogène, en plus de l'information radiométrique, on pourrait penser à y considérer des paramètres statistiques tels que la texture de la route. Cela apporterait une bonne discrimination entre la route et les éléments *non-routes*. Également, l'emploi d'un indice de végétation pourrait masquer les végétations afin d'éviter de retrouver des FA sur les arbustes qui abordent les rues, ce qui augmenterait la qualité de nos résultats.

La mise en place d'une interface graphique pour la gestion de divers types d'images (radars, optiques) avec différentes scènes de zones sinistrées serait une plus-value et faciliterait le travail des photointerprètes.

ANNEXE I

GRAPHES COMPARATIFS EN FONCTION DU NOYAU

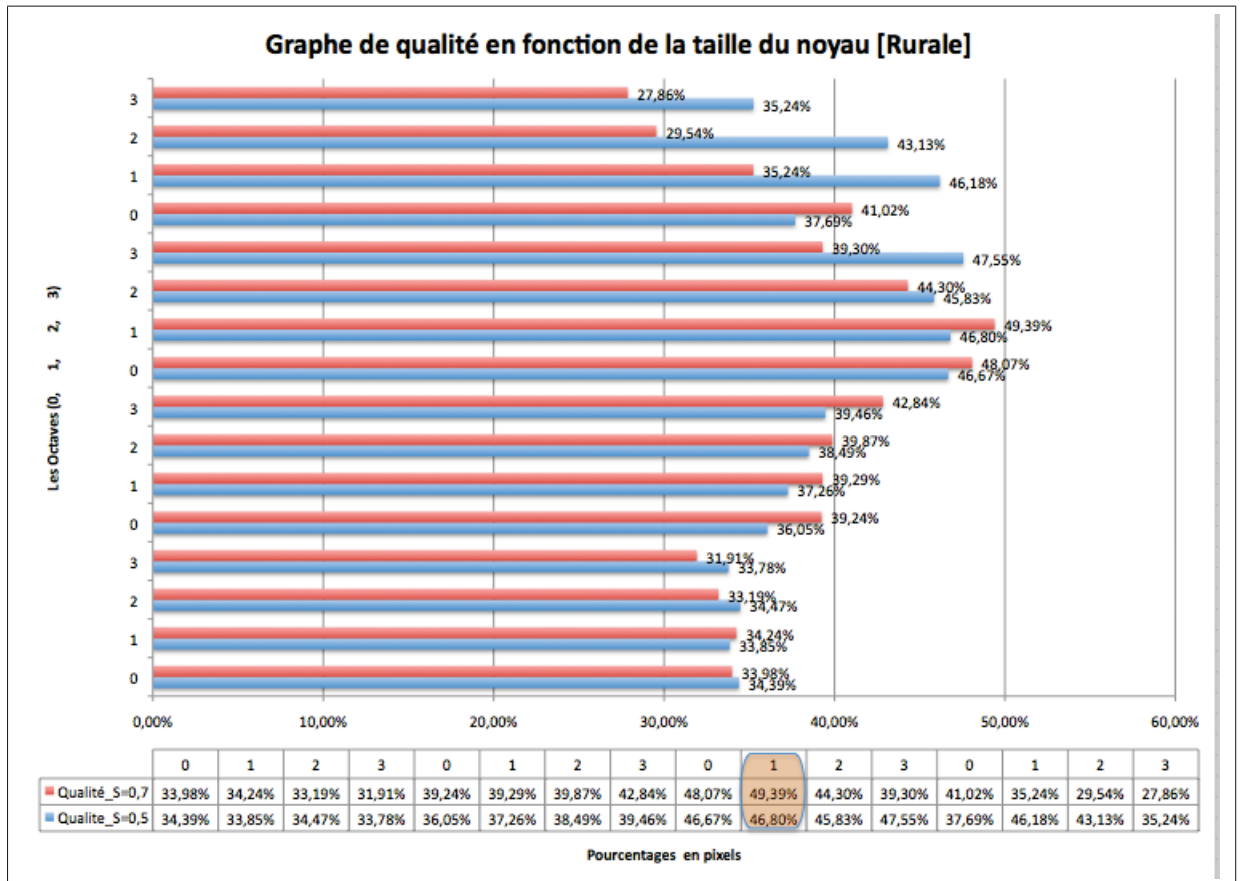


Figure-A I-1 Grphe de qualité des routes extraites de l'image l'image rurale

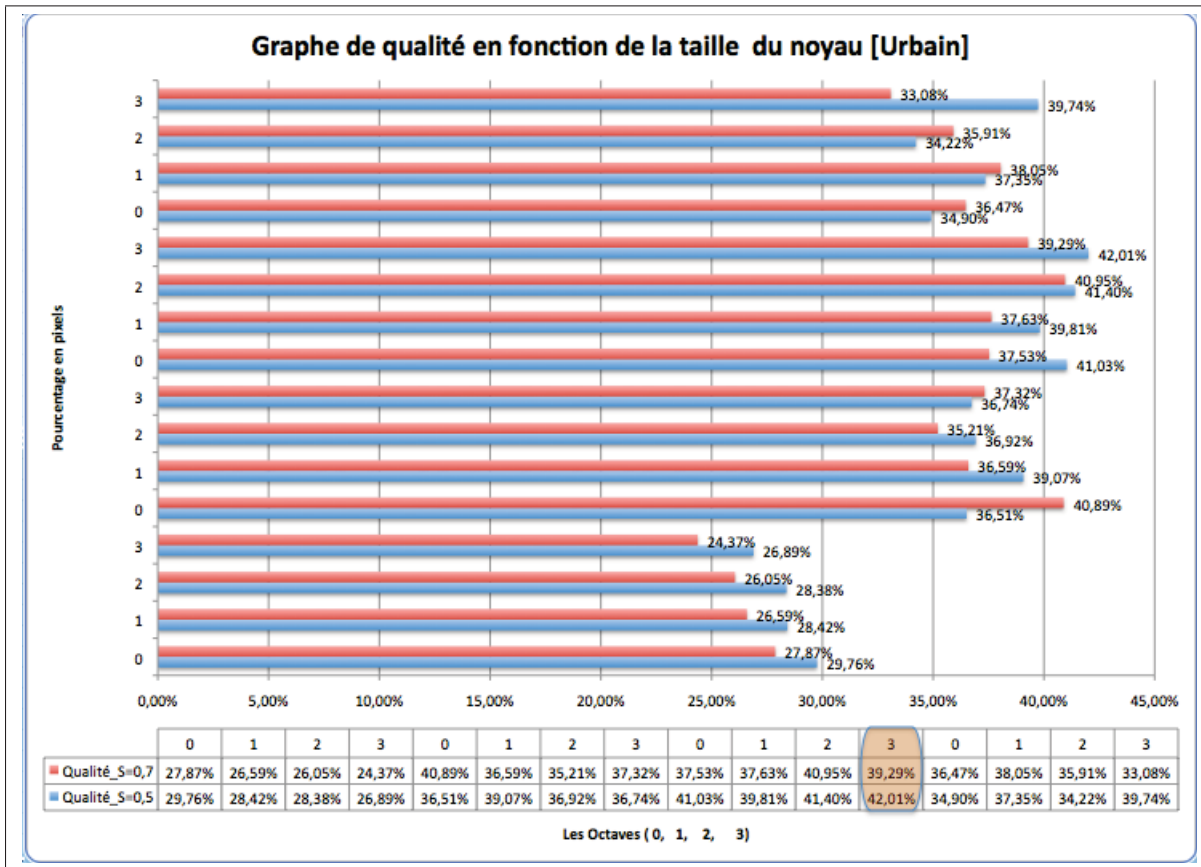


Figure-A I-2 Graphe de qualité des routes extraites de l'image l'image péri-urbaine

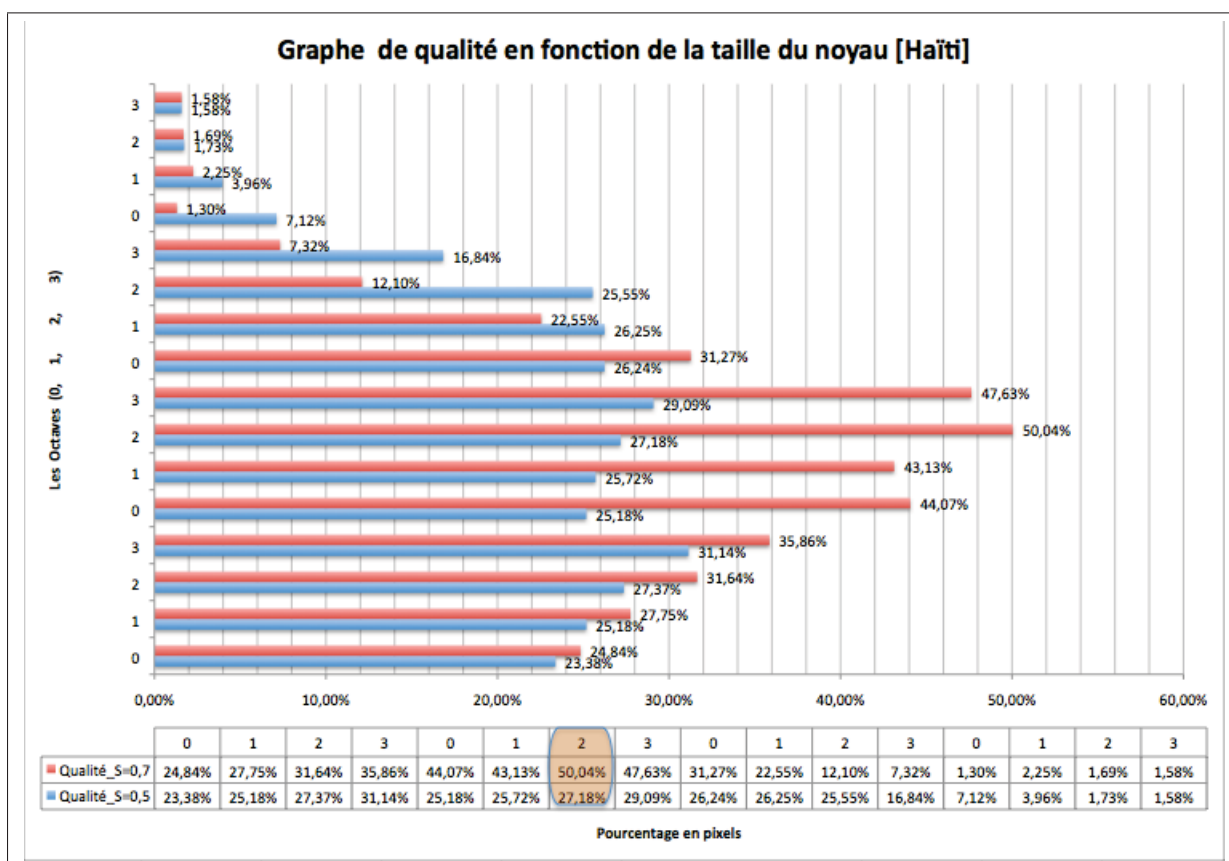


Figure-A I-3 Graphe de qualité des routes extraites de l'image sinistrée d'Haïti

ANNEXE II

ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE RURALE

Tableau-A II-1 Évaluation des métriques pour de l'image rurale pour $\sigma = 0,5$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,5000	0,3662	0,8496	0,3439	13988	24213	2476	959323
0	1	0,6300	0,3631	0,8334	0,3385	13721	24067	2743	959469
0	2	0,7937	0,3696	0,8365	0,3447	13772	23491	2692	960045
0	3	1,0000	0,3618	0,8358	0,3378	13761	24276	2703	959260
1	0	0,5000	0,3878	0,8370	0,3605	13781	21759	2683	961777
1	1	0,6300	0,4007	0,8418	0,3726	13859	20727	2605	962809
1	2	0,7937	0,4155	0,8395	0,3849	13822	19443	2642	964093
1	3	1,0000	0,4262	0,8418	0,3946	13859	18659	2605	964877
2	0	0,5000	0,5122	0,8400	0,4667	13830	13171	2634	970365
2	1	0,6300	0,5165	0,8330	0,4680	13714	12839	2750	970697
2	2	0,7937	0,5100	0,8190	0,4583	13484	12956	2980	970580
2	3	1,0000	0,5247	0,8354	0,4755	13754	12459	2710	971077
3	0	0,5000	0,6260	0,4864	0,3769	8008	4784	8456	978752
3	1	0,6300	0,6567	0,6087	0,4618	10022	5239	6442	978297
3	2	0,7937	0,5963	0,6091	0,4313	10029	6790	6435	976746
3	3	1,0000	0,5275	0,5149	0,3524	8478	7594	7986	975942

Tableau-A II-2 Évaluation des métriques pour de l'image rurale pour $\sigma = 0,7071$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,7071	0,3637	0,8381	0,3398	13798	24138	2666	959398
0	1	0,8909	0,3667	0,8377	0,3424	13792	23814	2672	959722
0	2	1,1225	0,3588	0,8158	0,3319	13431	24005	3033	959531
0	3	1,4142	0,3485	0,7914	0,3191	13029	24361	3435	959175
1	0	0,7071	0,4293	0,8203	0,3924	13506	17956	2958	965580
1	1	0,8909	0,4277	0,8285	0,3929	13641	18252	2823	965284
1	2	1,1225	0,4350	0,8268	0,3987	13613	17680	2851	965856
1	3	1,4142	0,4743	0,8157	0,4284	13430	14886	3034	968650
2	0	0,7071	0,5328	0,8311	0,4807	13683	12000	2781	971536
2	1	0,8909	0,5437	0,8435	0,4939	13887	11653	2577	971883
2	2	1,1225	0,5324	0,7251	0,4430	11938	10486	4526	973050
2	3	1,4142	0,4906	0,6640	0,3930	10932	11353	5532	972183
3	0	0,7071	0,5730	0,5908	0,4102	9727	7248	6737	976288
3	1	0,8909	0,5147	0,5276	0,3524	8687	8190	7777	975346
3	2	1,1225	0,4986	0,4203	0,2954	6920	6959	9544	976577
3	3	1,4142	0,5167	0,3768	0,2786	6204	5803	10260	977733

ANNEXE III

ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE PÉRIURBAINE

Tableau-A III-1 Évaluation des métriques pour de l'image périurbaine pour $\sigma = 0, 5$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,5000	0,3295	0,7542	0,2976	14014	28513	4567	952906
0	1	0,6300	0,3165	0,7362	0,2842	13679	29547	4902	951872
0	2	0,7937	0,3156	0,7379	0,2838	13711	29736	4870	951683
0	3	1,0000	0,3039	0,7003	0,2689	13012	29805	5569	951614
1	0	0,5000	0,4290	0,7102	0,3651	13196	17562	5385	963857
1	1	0,6300	0,4477	0,7542	0,3907	14014	17285	4567	964134
1	2	0,7937	0,4456	0,6828	0,3692	12688	15789	5893	965630
1	3	1,0000	0,4322	0,7102	0,3674	13196	17334	5385	964085
2	0	0,5000	0,5288	0,6468	0,4103	12018	10709	6563	970710
2	1	0,6300	0,5297	0,6158	0,3981	11443	10161	7138	971258
2	2	0,7937	0,5506	0,6254	0,4140	11621	9486	6960	971933
2	3	1,0000	0,5677	0,6177	0,4201	11477	8740	7104	972679
3	0	0,5000	0,6818	0,4169	0,3490	7747	3615	10834	977804
3	1	0,6300	0,6756	0,4551	0,3735	8457	4060	10124	977359
3	2	0,7937	0,6804	0,4077	0,3422	7576	3558	11005	977861
3	3	1,0000	0,6755	0,4911	0,3974	9125	4383	9456	977036

Tableau-A III-2 Évaluation des métriques pour de l'image périurbaine pour $\sigma = 0, 7071$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,7071	0,3637	0,8381	0,3398	13798	24138	2666	959398
0	1	0,8909	0,3667	0,8377	0,3424	13792	23814	2672	959722
0	2	1,1225	0,3588	0,8158	0,3319	13431	24005	3033	959531
0	3	1,4142	0,3485	0,7914	0,3191	13029	24361	3435	959175
1	0	0,7071	0,4293	0,8203	0,3924	13506	17956	2958	965580
1	1	0,8909	0,4277	0,8285	0,3929	13641	18252	2823	965284
1	2	1,1225	0,4350	0,8268	0,3987	13613	17680	2851	965856
1	3	1,4142	0,4743	0,8157	0,4284	13430	14886	3034	968650
2	0	0,7071	0,5328	0,8311	0,4807	13683	12000	2781	971536
2	1	0,8909	0,5437	0,8435	0,4939	13887	11653	2577	971883
2	2	1,1225	0,5324	0,7251	0,4430	11938	10486	4526	973050
2	3	1,4142	0,4906	0,6640	0,3930	10932	11353	5532	972183
3	0	0,7071	0,5730	0,5908	0,4102	9727	7248	6737	976288
3	1	0,8909	0,5147	0,5276	0,3524	8687	8190	7777	975346
3	2	1,1225	0,4986	0,4203	0,2954	6920	6959	9544	976577
3	3	1,4142	0,5167	0,3768	0,2786	6204	5803	10260	977733

ANNEXE IV

ÉVALUATION QUANTITATIVE DE L'IMAGE D'HAÏTI

Tableau-A IV-1 Évaluation des métriques pour de l'image sinistrée d'Haïti pour $\sigma = 0,5$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,5000	0,2350	0,9788	0,2338	375838	1223479	8123	2392560
0	1	0,6300	0,2534	0,9757	0,2518	374641	1103831	9320	2512208
0	2	0,7937	0,2755	0,9765	0,2737	374949	985971	9012	2630068
0	3	1,0000	0,3139	0,9744	0,3114	374131	817598	9830	2798441
1	0	0,5000	0,2537	0,9713	0,2518	372938	1097324	11023	2518715
1	1	0,6300	0,2591	0,9717	0,2572	373083	1066682	10878	2549357
1	2	0,7937	0,2733	0,9800	0,2718	376263	1000435	7698	2615604
1	3	1,0000	0,2932	0,9741	0,2909	374022	901607	9939	2714432
2	0	0,5000	0,2688	0,9166	0,2624	351957	957247	32004	2658792
2	1	0,6300	0,2722	0,8801	0,2625	337911	903553	46050	2712486
2	2	0,7937	0,2802	0,7439	0,2555	285621	733831	98340	2882208
2	3	1,0000	0,2381	0,3651	0,1684	140171	448577	243790	3167462
3	0	0,5000	0,2278	0,0938	0,0712	36011	122102	347950	3493937
3	1	0,6300	0,3487	0,0427	0,0396	16412	30655	367549	3585384
3	2	0,7937	0,3497	0,0179	0,0173	6866	12770	377095	3603269
3	3	1,0000	1,0000	0,0158	0,0158	6057	0	377904	3616039

Tableau-A IV-2 Évaluation des métriques pour de l'image sinistrée d'Haïti pour $\sigma = 0,7071$, avec 4 octaves contenant chacune 4 échelles

Octave	Échelle	Sigma	Précision	Recouvrement	Qualité	Vrais positifs	Faux positifs	Faux négatifs	Vrais négatifs
0	0	0,7071	0,2497	0,9797	0,2484	376167	1130320	7794	2485719
0	1	0,8909	0,2794	0,9758	0,2775	374651	966033	9310	2650006
0	2	1,1225	0,3192	0,9735	0,3164	373783	797371	10178	2818668
0	3	1,4142	0,3625	0,9710	0,3586	372835	655750	11126	2960289
1	0	0,7071	0,4485	0,9620	0,4407	369363	454245	14598	3161794
1	1	0,8909	0,4369	0,9707	0,4313	372723	480309	11238	3135730
1	2	1,1225	0,5199	0,9302	0,5004	357178	329873	26783	3286166
1	3	1,4142	0,6017	0,6956	0,4763	267079	176774	116882	3439265
2	0	0,7071	0,3532	0,7317	0,3127	280944	514508	103017	3101531
2	1	0,8909	0,3105	0,4518	0,2255	173458	385182	210503	3230857
2	2	1,1225	0,2575	0,1859	0,1210	71364	205767	312597	3410272
2	3	1,4142	0,2123	0,1006	0,0732	38610	143220	345351	3472819
3	0	0,7071	0,3776	0,0133	0,0130	5105	8413	378856	3607626
3	1	0,8909	0,5862	0,0229	0,0225	8776	6195	375185	3609844
3	2	1,1225	1,0000	0,0169	0,0169	6507	0	377454	3616039
3	3	1,4142	1,0000	0,0158	0,0158	6057	0	377904	3616039

BIBLIOGRAPHIE

- Abidi, M.A. et R.C. Gonzalez, 1992. *Data fusion in robotics and machine intelligence*. Academic Press, New York, 253 p.
- Airault, S. et O. Jamet. 1995. « Détection et restitution automatique du réseau routier sur des images aériennes ». *Traitement du Signal*, vol. 12, n° 2, p. 190-200.
- Bacher, U. et H. Mayer. 2005. « Automatic road extraction from multispectral high resolution satellite images ». *City Models, Road database, and Traffic Monitoring- Concepts, Algorithms and Evaluation*, vol. 36, n° 3, p. 24.
- Baumgartner, A., C. Steger, H. Mayer, W. Eckstein, et H. Ebner. 1999. « Automatic road extraction based on multi-scale, grouping, and context ». *PE & RS- Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 65, n° 7, p. 777-785.
- Bellman, R., 1957. *Dynamic programming*. Princeton, University Press, 119 p.
- Bessis, J. L., J. Béquignon, et A. Mahmood. 2004. « The International Charter "Space and Major Disasters" initiative ». *Acta Astronautica*, vol. 54, n° 3, p. 183-190.
- Bhattacharya, U. et SK Parui. 1997. « An improved backpropagation neural network for detection of road-like features in satellite imagery ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, n° 16, p. 3379-3394.
- Bloch, I. 1996. « Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification ». *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans*, vol. 26, n° 1, p. 52-67.
- Bloch, I. 1999. « Fuzzy relative position between objects in image processing : a morphological approach ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, n° 7, p. 657-664.
- Bloch, I., 2003. *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*. Edition Hermès Science, Paris, France, 319 p.

- Bloch, I. et H. Maître, 1997. *Fusion of Image Information under Imprecision*. B. Bouchon Meunier Ed. , Series Studies in Fuzziness, Physica Verlag, Springer, 253 p.
- Bonn, F. et G. Rochon, 1992. *Precis de télédétection-volume 1. Principes et méthodes*. Sainte-Foy, presse de l'Université du Québec/AUPELF, 485 p.
- Burt, P. et E. Adelson. 1983. « The Laplacian pyramid as a compact image code ». *IEEE Transactions on Communications*, vol. 31, n° 4, p. 532-540.
- Califano, A. et R.M. Bolle. 1992. « The multiple window parameter transform ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 12, p. 1157-1170.
- Campedel, M., S. Rital, et M. Roux. 2011. *Exiter 2009-2011 : Rapport final*. Technical report. Département Signal et Images, Institut Telecom ParisTech, France.
- Canny, J. 1986. « A computational approach to edge detection ». *IEEE Transactions on Pattern Recognition Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, n° 6, p. 679-698.
- Cavayas, F., 2008. *Télédétection numérique, GEO2522*. Université de Montréal, Faculté des Arts et Sciences, Département de géographie, Montréal, 131 p.
- Caves, R.G., P.J. Harley, et S. Quegan. 1992. « Matching map features to synthetic aperture radar (SAR) images using template matching ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, n° 4, p. 680-685.
- Chehikian, A. 1992. « Algorithmes optimaux pour la génération de pyramides d'images passe-bas et laplaciennes ». *TS. Traitement du signal*, vol. 9, n° 4, p. 297-307.
- Christophe, E. et J. Inglada. 2007. « Robust Road Extraction for High Resolution Satellite Images ». *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP*, vol. 5, p. 437-440.
- Cornsweet, T.N., 1970. *Visual perception*. Oxford, England : Academic Press, 172 p.
- Couloigner, I. et T. Ranchin. 2000. « Mapping of urban areas : A multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 66, n° 7, p. 867-874.

- Crowley, J.L. et R.M. Stern. 1984. « Fast computation of the difference of low-pass transform ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, p. 212-222.
- Daubechies, I. 1988. « Orthonormal bases of compactly supported wavelets ». *Communications on pure and applied mathematics*, vol. 41, n° 7, p. 909-996.
- Dempster, A., 2008. *A generalization of Bayesian inference*. Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions, Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 73-104 p.
- Deriche, R. 1987. « Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, n° 2, p. 167-187.
- Destival, I. 1986. « Mathematical morphology applied to remote sensing ». *Acta Astronautica*, vol. 13, n° 6-7, p. 371-385.
- Destival, I. et H. LeMen. 1986. « Detection of linear networks on satellite images ». *8th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, p. 856-858.
- Dijkstra, E.W. 1959. « A note on two problems in connexion with graphs ». *Numerische mathematik*, vol. 1, n° 1, p. 269-271.
- Doucette, P., P. Agouris, A. Stefanidis, et M. Musavi. 2001. « Self-organised clustering for road extraction in classified imagery ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 55, n° 5-6, p. 347-358.
- Dubois, D. et H. Prade, 1980. *Fuzzy Sets ans Systems : Theory and Applications*. Academic Press, New York, 312 p.
- Dubois, D. et H. Prade. 1988. « Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures ». *Computational Intelligence*, vol. 4, n° 3, p. 244-264.
- Duda, R.O., P.E. Hart, et D.G. Stork, 1973. *Pattern Classification and Scene Analysis 2nd ed.* Willey, New-York, 482 p.

- Fischler, M.A., J.M. Tenenbaum, et H.C. Wolf. 1981. « Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique ». *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 15, n° 3, p. 201-223.
- Fiset, R. 1992. « Procédure d'extraction automatique des routes des images du satellite SPOT à l'aide des données cartographiques à l'échelle 1 : 50 000 ». Master's thesis, Université de Montréal, Département de géographie, Montréal, Québec, Canada, 110 p.
- Fiset, R., F. Cavayas, M.C. Mouchot, B. Solaiman, et R. Desjardins. 1998. « Map-image matching using a multi-layer perceptron : the case of the road network ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 53, n° 2, p. 76-84.
- Fitting, M., 1996. *First-order logic and automated theorem proving*. Springer Verlag, New York, 219 p.
- Gabor, D. 1946. « Theory of communication. Part 1 : The analysis of information ». *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III : Radio and Communication Engineering*, vol. 93, n° 26, p. 429-441.
- Glover, F. 1977. « Heuristics for integer programming using surrogate constraints ». *Decision Sciences*, vol. 8, n° 1, p. 156-166.
- Gondran, M. et Minoux, M., 1979. *Graphes et algorithmes*. Collection de la Direction des Études et Recherches d'Électricité de France, Eyrolles, Paris, France, 622 p.
- Gonzalez, R. et R. Woods, 2008. *Digital Image Processing, Third Edition*. Pearson Prentice Hall, New Jersey, USA, 954 p.
- Gruen, A. et H. Li. 1995. « Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 50, n° 4, p. 11-20.
- Haar, A. 1910. « To the theory of orthogonal function system ». *Mathematical annals*, vol. 69, n° 3, p. 331-371.

- Haverkamp, D. 2002. « Extracting straight road structure in urban environments using IKONOS satellite imagery ». *Optical Engineering*, vol. 41, p. 2107.
- Heipke, C. et C. Mayer. 1997. « Evaluation of automatic road extraction ». *In International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 32, n° 3-2, p. 47-56.
- Heipke, C., C. Steger, et R. Multhammer. 1995. « A hierarchical approach to automatic road extraction from aerial imagery ». *Integrating Photogrammetric Techniques with Scene Analysis and Machine Vision*, vol. 2486, p. 222-231.
- Hoffer, RM, DF Lozano-Garcia, DD Gillespie, PW Mueller, et MJ Ruzek. 1986. « Analysis of multiple incidence angle SIR-B data for determining forest stand characteristics ». p. 159-164. The Second Spaceborne Imaging Radar Symposium, USA.
- Holschneider, M., R. Kronland-Martinet, J. Morlet, et P. Tchamitchian, 1989. *A real-time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform*, volume 1. Springer-Verlag, Berlin, Allemagne, 286 p.
- Hubel, D.H. 1979. « The Visual Cortex of Normal and Deprived Monkeys : Studies of monkeys with normal vision and of those deprived of the use of one or both eyes have demonstrated that some of the functions of the brain can be understood at least in outline ». *American scientist*, vol. 67, n° 5, p. 532-543.
- Huber, R. et K. Lang. 2001. « Road extraction from high-resolution airborne SAR using operator fusion ». p. 2813-2815. IEEE, Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01.
- Inglada, J. et A. Giros. 2004. « On the real capabilities of remote sensing for disaster management - feedback from real cases ». *IGARSS '04 : Geoscience and Remote Sensing Symposium*, vol. 2, p. 1110-1112.
- Julier, S., J. Uhlmann, et H.F. Durrant-Whyte. 2000. « A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators ». *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 45, n° 3, p. 477-482.

- Julier, S.J. et J.K. Uhlmann. 1997. « A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems ». p. 182. *Proceeding SPIE 3068, Signal processing, Sensor fusion and Target recognition* Bellingham, WA.
- Julier, S.J. et J.K. Uhlmann. 2004. « Unscented filtering and nonlinear estimation ». *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, n° 3, p. 401-422.
- Kalifa, J., S. Mallat, et Rougé B. 1997. « Restauration d'images par paquets d'ondelettes ». *seizième colloque GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, Grenoble*, p. 1339-1342.
- Kalman, R.E. 1960. « A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems ». *Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering*, vol. 82D, p. 35-45.
- Karathanassi, V., C. Iossifidis, et D. Rokos. 1999. « A thinning-based method for recognizing and extracting peri-urban road networks from SPOT panchromatic images ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 1, p. 153-168.
- Kass, M., A. Witkin, et D. Terzopoulos. 1988. « Snakes : Active Contour Models ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, p. 321-331.
- Kesidis, A. et N. Papamarkos. 2000. « On the gray-scale inverse Hough transform ». *Image and Vision Computing*, vol. 18, n° 8, p. 607-618.
- Khedam, R. 2008. « Étude et développement de méthodologies de fusion/classification contextuelle d'images satellitaires multisources. Application à la cartographie thématique de la ville d'Alger, Thèse de Doctorat en Électronique, option traitement d'images et télédétection ». PhD thesis, Faculté d'Électronique et d'Informatique, USTHB, Algérie, 200 p.
- Kronland-Martinet, R., J. Morlet, et A. Grossmann. 1987. « Analysis of sound patterns through wavelet transforms ». *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 1, n° 2, p. 273-302.
- Lacroix, V. et M. Acheroy. 1998. « Feature extraction using the constrained gradient ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 53, n° 2, p. 85-94.

- Laptev, I., H. Mayer, T. Lindeberg, W. Eckstein, C. Steger, et A. Baumgartner. 2000. « Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes ». *Machine Vision and Applications*, vol. 12, n° 1, p. 23-31.
- Le Hegarte-Masclé, S., I. Bloch, et D. Vidal-Madjar. 1998. « Introduction of neighborhood information in evidence theory and application to data fusion of radar and optical images with partial cloud cover ». *Pattern Recognition*, vol. 31, n° 11, p. 1811-1823.
- Lepage, R. et B. Solaiman, 2003. *Les réseaux de neurones artificiels et leurs applications en imagerie et en vision par ordinateur*. Presse de l'école de technologie supérieure, Québec, Montréal, 446 p.
- Levine, M.D., 1985. *Vision in man and machine*, volume 574. McGraw-Hill, 382 p.
- Lindeberg, T. 1994. « Scale-space theory : A basic tool for analyzing structures at different scales ». *Journal of applied statistics*, vol. 21, n° 1-2, p. 225-270.
- Lowe, D. G. 2004. « Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, n° 2, p. 91-110.
- Maillard, P. et F. Cavayas. 1989. « Automatic map-guided extraction of roads from SPOT imagery for cartographic database updating ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, n° 11, p. 1775-1787.
- Mallat, S. et S. Zhong. 1992. « Characterization of signals from multiscale edges ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 7, p. 710-732.
- Mallat, S.G. 1989. « A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n° 7, p. 674-693.
- Marr, D., 1982. *Vision : a computational investigation into the human representation and processing of visual information*. New York :Freeman and Company, 397 p.
- Marr, D. et E. Hildreth. 1980. « Theory of edge detection ». *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, vol. 207, n° 1167, p. 187-217.

- Martelli, A. 1976. « An application of heuristic search methods to edge and contour detection ». *Communications of the ACM*, vol. 19, n° 2, p. 73-83.
- Maître, H., 2003. *Le traitement des images*. Edition Hermès Science, Paris, France, 319 p.
- McKeown, D.M. et J.L. Denlinger. 1988. « Cooperative methods for road tracking in aerial imagery ». p. 662-672. IEEE, Computer Vision and Pattern Recognition. Actes CVPR '88.
- Merlet, N. et J. Zerubia. 1997. *Integration of global information for roads detection in satellite images, rapp. tech. 3239*. Technical report. INRIA, Sophia-Antipolis.
- Messmer, B.T. et H. Bunke. 1998. « A new algorithm for error-tolerant subgraph isomorphism detection ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, n° 5, p. 493-504.
- Meyer, F. 1979. « Cytologie Quantitative et Morphologie Mathématique, Thèse de Doctorat ». PhD thesis, École des Mines de Paris, France., 180 p.
- Meyer, Y., 1988. *Ondelettes et Operateurs*. Hermann.
- Meyer, Y., 1992. *Les ondelettes : algorithmes et applications*. Armand Colin Paris, France, 282 p.
- Meyer, Y. et D.H. Salinger, 1994. *Wavelets and operators*, volume 2. Cambridge University Press, 182 p.
- Meyer, Y., S. Jaffard, et O. Rioul. 1987. « L'analyse par ondelettes ». *Pour la science*, vol. 119, p. 28-37.
- Miclet, L., 1984. *Méthodes structurelles pour la reconnaissance des formes*. CNET, Collection technique et scientifique des télécommunications, 102 p.
- Moravec, H. 1981. « Rover visual obstacle avoidance ». p. 785-790. Proceedings of the seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, Colombie Britannique.

- Morgan, B. 2001. « Reconstruction de données. Application à la dosimétrie des radiotéléphones ». PhD thesis, Institut Nationale des sciences appliquées de Rennes, 185 p.
- Morlet, J., G. Arens, E. Fourgeau, et D. Giard. 1982. « Wave propagation and sampling theory ; Part I, Complex signal and scattering in multilayered media ». *Geophysics*, vol. 47, n° 2, p. 203-221.
- Movaghati, S., A. Moghaddamjoo, et A. Tavakoli, 2008. *Using unscented Kalman filter for road tracing from satellite images*, p. 379-84. IEEE, Second Asia International Conference on Modeling Simulation.
- Neuenschwander, W.M., P. Fua, et L. Iverson. 1997. « Ziplock snakes ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 25, n° 3, p. 191-201.
- Nevatia, R. et K. Ramesh Babu. 1980. « Linear feature extraction and description ». *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 13, n° 3, p. 257-269.
- O'brien, D. 1989. « Road network extraction from SPOT panchromatic data ». *CISM journal ACSGC*, vol. 43, n° 2, p. 121-126.
- Pigeon, L., B. Solaiman, PBK Thompson, et T. Toutin. 1999. « Remotely sensed images fusion for linear planimetric features extraction ». *Proceedings of Information Fusion*, vol. 99, p. 1-8.
- pour le Développement de la Télédétection Aérospatiale, Groupement, 1995. *Télédétection, urbanisme et aménagement*. Groupement pour le Développement de la Télédétection Aérospatiale, Toulouse, France., 151 p.
- Puissant, A. et C. Weber. 2004. « Les images à très haute résolution, une source d'information géographique en milieu urbain ? ». *L'espace géographique*, vol. 32, p. 345-356.
- Péteri, R. et T. Ranchin. 2004. « Multiresolution Snakes for urban road extraction from Ikonos and Quickbird images ». *Remote Sensing in Transition*, p. 69-76.

- Ranchin, T., B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti, et L. Wald. 2003. « Image fusion-the ARSIS concept and some successful implementation schemes ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, n° 1, p. 4-18.
- Reeves, C.R., 1993. *Modern heuristic techniques for combinatorial problems*. John Wiley & Sons, Inc., 71-140 p.
- Roux, M. 1992. « Recalage d'images multi-sources. Application au recalage d'une image SPOT et d'une carte ». PhD thesis, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Département Signal et Images, Telecom ParisTech, France., 180 p.
- Schmid, C. et R. Mohr. 1997. « Local grayvalue invariants for image retrieval ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, n° 5, p. 530-535.
- Selman, B. 1994. « Domain-Specific Complexity Tradeoffs ». p. 416-420. Proc. of the 11th ECAI.
- Senthilnath, J., M. Rajeshwari, et SN Omkar. 2009. « Automatic road extraction using high resolution satellite image based on texture progressive analysis and normalized cut method ». *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 37, n° 3, p. 351-361.
- Serendero, M. 2011. « Extraction d'informations symboliques en imagerie SPOT : réseaux de communications et agglomérations. Thèse de doctorat ». PhD thesis, Université de Nice Sophia-Antipolis, France., 160 pages p.
- Shafer, G., 1976. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, Princeton (NJ), 312 p.
- Shafer, G. 1990. « Perspectives on the theory and practice of belief functions ». *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 4, n° 5, p. 323-362.
- Shensa, M.J. 1992. « The discrete wavelet transform : Wedding the a trous and Mallat algorithms ». *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, n° 10, p. 2464-2482.
- Smets, P., 1988. *Belief functions, in Non-Standard Logics for Automated Reasoning*, P.Smets, A. Mamdani, D.Dubois, et H. Prade. Academic Press, London, 253-286 p.

- Spiric, N. 2011. « Technique d'analyse multi-résolution appliquée à l'extraction de routes à partir d'images satellitaires haute résolution ». Rapport de projet en ligne, École de technologie supérieure, Québec, Montréal, 111 p.
- Steger, C. 1998. « An unbiased detector of curvilinear structures ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, n° 2, p. 113-125.
- Susana, B. 1992. « Détection et suivi de routes à partir d'images aériennes ». Master's thesis, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Département Signal et Images, Telecom ParisTech, France., 110 p.
- Tazieff, Haroun. 1983. *Rapport sur les risques naturels majeurs*. Technical report. Ministère de l'environnement, Archives nationales, Section des missions, Canada, 16 p.
- Toutin, T. et L. Gray. 2000. « State-of-the-art of elevation extraction from satellite SAR data ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 55, n° 1, p. 13-33.
- Toutin, Th. et Y. Carbonneau. 1992. « MOS and SEASAT Image Geometric Corrections ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, n° 3, p. 603-609.
- Tripathi, NK, K. Gokhale, et MU Siddiqui. 2000. « Directional morphological image transforms for lineament extraction from remotely sensed images ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, n° 17, p. 3281-3292.
- Tupin, F., H. Maître, J-F. Mangin, J-M. Nicolas, et E. Pechersky. 1998. « Detection of linear features in SAR images : Application to road extraction. ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 2, p. 434-453.
- Van Cleynenbreugel, J., SA Osinga, F. Fierens, P. Suetens, et A. Oosterlinck. 1991. « Road extraction from multi-temporal satellite images by an evidential reasoning approach ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, n° 6, p. 371-380.
- Veran, J.P. 1993. *Suivi de routes dans une image aérienne par filtrage de kalman*. Technical report. École Nationale Supérieure de Télécommunication de Paris, Département du signal et images, Telecom Paris, France, 30 p.

- Vosselman, G. et J. De Knecht. 1995. « Road Tracking by Profile Matching and Kalman Filtering ». *Automatic Extraction of Man-made Objects from Aerial and Space Images*, p. 265-274.
- Wald, L., 2002. *Data Fusion : Definitions and Architectures - Fusion of images of different spatial resolution*. Les Presses de l'école des Mines, Paris, France., 198 p.
- Wang, D., D.C. He, L. Wang, et D. Morin. 1996. « L'extraction du réseau routier urbain à partir d'images SPOT HRV ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, n° 4, p. 827-833.
- Wang, F. et R. Newkirk. 1988. « A knowledge-based system for highway network extraction ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 26, n° 5, p. 525-531.
- Wang, JF et PJ Howarth. 1987. « Automated road network extraction from Landsat TM imagery ». p. 429-438. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing and ACSM, Annual Convention, Baltimore, MD ; USA.
- Wang, J.I. et W. Liu. 1994. « Road detection from Multi-Spectral Satellite Imagery ». *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 20, n° 2, p. 180-189.
- Wang, J.I., P.M. Treitz, et J.H. Philip. 1992. « Road network detection from SPOT imagery for updating geographical information systems in the rural-urban fringe ». *International Journal of Geographical Information Systems*, vol. 6, n° 2, p. 141-157.
- Witkin, A. 1983. « Scale-space filtering ». p. 1019-1022. in Proceedings 8th International Joint Conference on Artificial Intelligence Karlsruhe, Germany.
- Zadeh, L.A. 1968. « Fuzzy algorithm ». *Information and control*, vol. 12, n° 2, p. 94-102.
- Zerubia, J. et N. Merlet. 1993. *Classical mechanics and road detection in spot images*. Technical report. INRIA report 1889, Program 4, "Robotique, image et vision", 30 p.